

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ  
Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย  
Application of Neural Network for Noise Reduction in Somatosensory Evoked Potentials  
(SEPs) and Surface Electromyography (SEMG)



รศ.ดร. ดวงสร้อยทอง  
Rakkrit Duangsoithong

๑

เลขที่	QP 369 562 2544 4.2
Bib Key	208564
	3 เล.ย. 2544

วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์  
Master of Engineering Thesis in Electrical Engineering  
Prince of Songkla University

2544

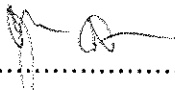
ชื่อวิทยานิพนธ์      การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการ  
วัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้า  
ของกล้ามเนื้อลาย

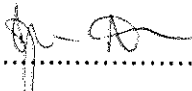
ผู้เขียน              นาย รักรัตน์ ดวงสร้อยทอง

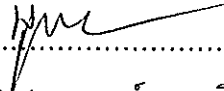
สาขาวิชา            วิศวกรรมไฟฟ้า

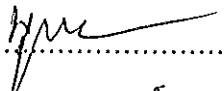
คณะกรรมการที่ปรึกษา

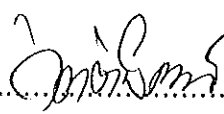
คณะกรรมการสอบ

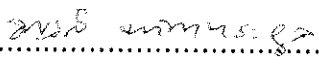
  
.....ประธานกรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล)

  
.....ประธานกรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล)


  
.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา)

  
.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา)

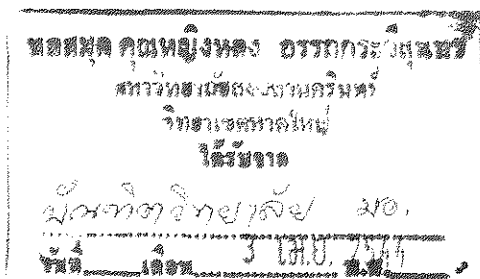
  
.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กิตติพัฒน์ ต้นตระกูลโรจน์)

  
.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ อัญชลี มหัทธนตระกูล)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับนี้เป็นส่วน  
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

  
.....  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ปิติ ทฤษฎีคุณ)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย



ชื่อวิทยานิพนธ์	การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย
ผู้เขียน	นาย รักกฤตวิ์ ดวงสร้อยทอง
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
ปีการศึกษา	2543

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้เสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Surface Electromyography, SEMG) และสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) โดยสัญญาณทั้งสองสัญญาณเป็นสัญญาณที่มีความสำคัญในการวิเคราะห์ความผิดปกติของระบบประสาทและกล้ามเนื้อ แต่ในการวัดสัญญาณทั้งสองชนิดพบว่ามักจะมีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นเสมอ กล่าวคือ ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายจะพบสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ และในการวัดสัญญาณ SEPs จะพบสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact (SA) ที่เกิดขึ้นทุกครั้งพร้อมๆกับการกระตุ้น จากการวิจัยที่ผ่านมาได้มีการแก้ปัญหาเหล่านี้โดยในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ จะใช้วิธีการเฉลี่ยสัญญาณและการใช้วงจรรองความถี่ในการกำจัดสัญญาณรบกวน แต่วิธีการทั้งสองนี้มีข้อเสียคือ วิธีการเฉลี่ยข้อมูลจะต้องใช้ข้อมูลในการเฉลี่ยเป็นจำนวนมากจึงจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ ส่วนวิธีการใช้วงจรรองความถี่จะทำให้ข้อมูลที่ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ของสัญญาณที่เราต้องการ สูญหายไป ส่วนในการกำจัดสัญญาณ SA จากการวัดสัญญาณ SEPs จะใช้วงจรส่งและคงค่าแรงดัน (Sample and Hold Circuit) แต่วิธีการนี้มีข้อเสียเช่นเดียวกันคือจะทำให้ข้อมูลบางส่วนของสัญญาณที่ต้องการ สูญหายไป

ในการวิจัยนี้เสนอการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาท 2 ประเภท ได้แก่ โครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation) เพื่อประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter 2 ชนิด คือ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และ Adaptive Filter ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนโดยไม่ทำให้มีการสูญหายของสัญญาณที่ต้องการ โดยในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและสัญญาณ SEPs จะแบ่งขั้นตอนในการวิจัยเป็นสองขั้นตอน ได้แก่การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนและการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนกับสัญญาณที่วัดได้จริง ในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายจะใช้ Adaptive Filter ทั้งสอง 2 ชนิด ส่วน

ในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากสัญญาณ SEPs จะใช้เฉพาะ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกเท่านั้น

จากการศึกษาการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยการจำลอง พบว่า ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โครงข่ายประสาททั้งสองประเภท สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ โดยมีผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกัน สำหรับ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกจะให้ค่าอัตราส่วน S/N ของสัญญาณเอาต์พุตเท่ากับ 6.07 dB และ 6.17 dB สำหรับโครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับตามลำดับ ส่วน Adaptive Filter ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกจะให้ค่าอัตราส่วน S/N ของสัญญาณเอาต์พุตเท่ากับ 7.02 dB สำหรับโครงข่าย ADALINE และ 7.64 dB สำหรับโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

ผลการทดลองการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs พบว่าโครงข่ายทั้งสองประเภทสามารถกำจัดสัญญาณรบกวน SA ได้ โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดเป็น 100 เปอร์เซ็นต์

ในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณกล้ามเนื้อลายจากบริเวณแขนพบว่า Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ แต่ไม่สามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิคได้ จากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่มีขนาด 0.2 โวลต์ พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับมีค่าอัตราส่วน S/N ของสัญญาณเอาต์พุต เท่ากับ 8.29 dB และ 6.68 dB ตามลำดับ และจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่มีขนาด 0.1 โวลต์ โครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับจะมีค่าอัตราส่วน S/N ของสัญญาณเอาต์พุต เท่ากับ 6.24 dB และ 5.19 dB

ในขณะที่ Adaptive filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และสัญญาณฮาร์โมนิคได้ ทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ โดยในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่มีขนาด 0.2 โวลต์ โครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับมีค่าอัตราส่วน S/N ของสัญญาณเอาต์พุตเท่ากับ 10.13 dB และ 9.94 dB และในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่มีขนาด 0.1 โวลต์ โครงข่าย ADALINE และโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับมีค่าอัตราส่วน S/N ของสัญญาณเอาต์พุตเท่ากับ 7.42 dB และ 7.44 dB

สำหรับผลการทดลองการกำจัดสัญญาณรบกวน SA ออกจากสัญญาณ SEPs ที่ได้จากการกระตุ้น Median Nerve พบว่าค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดมีค่าเท่ากับ 83.66 % สำหรับโครงข่าย ADALINE และ 83.60 % สำหรับโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

Thesis Title	Application of Neural Network for Noise Reduction in Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) and Surface Electromyography (SEMG)
Author	Mr. Rakkrit Duangsoithong
Major Program	Electrical Engineering
Academic Year	2000

#### Abstract

This thesis presents noise canceling in measuring of Surface Electromyography (SEMG) signal and Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) signal by using Neural Network methods. SEPs and SEMG signals are very important signals for diagnosis nerve and muscle systems. However, the measurements of these signals usually found interference from noise signal. In recording SEMG signal, we found 50 Hz noise signal. In recording SEPs signal, there is Stimulus Artifact signal (SA) which synchronizing with SEPs. Conventional methods to reduce these noise signals are using Ensemble Average or using Digital Filter for reducing 50 Hz signal and using sample and hold circuit for reducing SA signal. But all of these methods are not suitable because they use a lot numbers of signal or reduce both unwanted signal and wanted signal.

To improve the results from these problems, we proposed an application of Neural Networks to act as Adaptive Filter for canceling these unwanted signals without reducing wanted signal. We applied 2 types of Neural Network; ADALINE network and Back Propagation algorithm network. For canceling noise signal from SEMG signals, we used 2 types of Adaptive Filter; Adaptive filter with external reference input and Adaptive Filter without external reference input and for canceling noise signal from SEPs signal, we used only Adaptive Filter with external reference input signal.

In the experiment, the simulation and testing with real signals were investigated.

From the simulation in canceling 50 Hz signal from SEMG signal, we found that both 2 types of Neural Networks can cancel this noise signal. In Adaptive Filter with external reference signal, ADALINE network and Back Propagation algorithm network

gave signal to noise ratio (S/N) 6.07 dB and 6.17 dB respectively. While in Adaptive Filter without external reference signal, ADALINE network and Back Propagation algorithm network gave S/N 7.02 dB and 7.64 dB.

The simulation in canceling SA signal shown that both ADALINE network and Back Propagation algorithm network could reduce SA signal with 100 % peak reduction.

For canceling 50 Hz signal in measuring SEMG from Biceps, the result indicated that Adaptive Filter with external reference input could reduce 50 Hz noise signal but could not cancel harmonic signal. For the measuring signal with amplitude 0.2 Volt, ADALINE network and Back Propagation algorithm network gave S/N of output signal 8.29 dB and 6.68 dB respectively and for the measuring signal with amplitude 0.1 Volt, ADALINE network and Back Propagation algorithm network gave S/N of output signal 6.24 dB and 5.19 dB.

By using Adaptive Filter without external reference input, the result shown that we could cancel both 50 Hz noise signal and harmonic signal. For the measuring signal with amplitude 0.2 Volt, ADALINE network and Back Propagation algorithm network gave S/N of output signal 10.13 dB and 9.94 dB and for the measuring signal with amplitude 0.1 Volt, ADALINE network and Back Propagation algorithm network gave S/N of output signal 7.42 dB and 7.44 dB.

Finally, the result from canceling SA signal for measuring SEPs signal, while the median nerve was stimulated, indicated that percent of peak reduction was 83.66% for ADALINE network and 83.60% for Back Propagation algorithm network.

## กิตติกรรมประกาศ

ขอแสดงความขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล ประธานกรรมการที่ปรึกษาที่ได้กรุณาให้การสนับสนุนในด้านต่างๆเป็นอย่างดี ไม่ว่าจะเป็นการให้คำปรึกษา การแนะนำความรู้ในด้านต่างๆ เอกสารข้อมูล อุปกรณ์ในการทำวิจัยต่างๆ รวมทั้งกำลังใจในการแก้ปัญหาตลอดจนช่วยตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา ที่ได้ให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่อการวิจัยและการช่วยเหลือในการจัดหาอุปกรณ์ต่างๆสำหรับการทำวิจัยตลอดจนช่วยตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กิตติพัฒน์ ต้นตระกูลรุ่งโรจน์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์อัญชลี มัทธนตระกูล ที่ช่วยตรวจแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์ และ บุคลากรในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่ให้คำปรึกษาและความช่วยเหลือในด้านต่างๆที่สำคัญจนสำเร็จลุล่วง

ขอขอบพระคุณ บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ ที่ให้การสนับสนุนทุนในการทำวิจัย

ขอขอบพระคุณ โครงการทุนบัณฑิตศึกษาภายในประเทศ สำนักพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (สวทช.) ที่ได้ให้การสนับสนุนในเรื่องทุนการศึกษาตลอดระยะเวลา 2 ปีการศึกษา

ขอขอบคุณ รองศาสตราจารย์ นพ. วิฑูร สีสามานิตย์ สถาบันวิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ที่ให้ความอนุเคราะห์ในเรื่องอุปกรณ์ในการวัดสัญญาณที่ใช้ในงานวิจัย

ขอขอบคุณ เพื่อนนักศึกษาปริญญาโทภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่ได้ให้คำแนะนำ คำปรึกษาและกำลังใจเป็นอย่างดีมาโดยตลอด

สุดท้ายนี้ ข้าพเจ้าน้อมรำลึกถึงพระคุณของบิดามารดาและครอบครัว ที่ส่งเสริมและสนับสนุนข้าพเจ้าในทุกๆเรื่องตลอดมาจนสำเร็จการศึกษา

รักกฤตว์ ดวงสร้อยทอง

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ .....	(3)
Abstract .....	(5)
กิตติกรรมประกาศ .....	(7)
สารบัญ .....	(8)
รายการตาราง .....	(12)
รายการภาพประกอบ .....	(14)
ตัวย่อและสัญลักษณ์ .....	(19)
บทที่	
1. บทนำ .....	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย .....	1
1.2 การตรวจเอกสาร .....	1
1.3 วัตถุประสงค์ .....	2
1.4 ขอบเขตของการวิจัย .....	2
1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการวิจัย .....	3
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	4
2. สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials .....	5
2.1 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ .....	5
2.1.1 ประเภทของกล้ามเนื้อ .....	5
2.1.2 การเกิดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ .....	6
2.1.3 การตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	6
2.1.4 ระบบการตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	7
2.1.5 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	8
2.2 สัญญาณ Evoked Potentials .....	9
2.2.1 ประเภทของสัญญาณ EPs .....	9



## สารบาญ (ต่อ)

	หน้า
2.2.2 การเกิดสัญญาณ EPs .....	9
2.2.3 สัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials .....	10
2.2.4 ระบบการตรวจวัดสัญญาณ SEPs .....	11
2.2.5 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ SEPs .....	12
3. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทในการกำจัดสัญญาณรบกวน .....	13
3.1 ชีวฟิสิกส์เบื้องต้นเกี่ยวกับเซลล์ประสาท .....	13
3.2 แบบจำลองของเซลล์ประสาทและสถาปัตยกรรมของโครงข่าย .....	15
3.2.1 แบบจำลองของเซลล์ประสาท .....	15
3.2.2 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย .....	16
3.2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่าย .....	17
3.2.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท .....	19
3.2.5 การนำโครงข่ายไปประยุกต์ใช้งาน .....	20
3.3 ประเภทของโครงข่ายประสาทที่ใช้ในการวิจัย .....	20
3.3.1 โครงข่าย ADALINE .....	20
3.3.2 โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับ .....	21
3.3.3 โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับที่มีการปรับค่าอัตรา เรียนรู้ (VLBP) .....	23
3.4 หลักการพื้นฐานของ Adaptive filter และการประยุกต์ใช้โครงข่าย ประสาทเป็น Adaptive filter .....	25
3.4.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้ สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	25
3.4.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้ สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	27
3.5 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter .....	28
3.6 การพัฒนาโปรแกรมเพื่อประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter..	31
4. ผลการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาท .....	38

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน 50 เฮิร์ตซ์ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย.....	38
4.1.1 การประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	40
4.1.2 การประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	46
4.2 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ออกจากสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) .....	51
4.2.1 แบบจำลองขนาดเล็ก.....	53
4.2.2 แบบจำลองขนาดกลาง.....	55
4.2.3 แบบจำลองขนาดใหญ่.....	57
5.ผลการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาท.....	60
5.1 วิธีการวัดสัญญาณ.....	60
5.1.1 วิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย.....	60
5.1.2 วิธีการวัดสัญญาณ SEPs.....	62
5.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย.....	65
5.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก.....	65
5.2.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก.....	73
5.3 การกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ออกจากการวัดสัญญาณ SEPs .....	82
6 วิจารณ์ผลการวิจัยและขอเสนอแนะ .....	86
6.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย.....	86

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
6.1.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	86
6.1.2 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	88
6.1.3 การจำลองกำจัดสัญญาณรบกวนที่เป็นสัญญาณความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ที่มีฮาร์โมนิค .....	89
6.1.4 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณที่ได้จากการกรองเฉพาะความถี่ 50 เฮิร์ตซ์และความถี่ฮาร์โมนิคของสัญญาณตัวอย่างที่วัดได้.....	92
6.1.5 วิเคราะห์ผลการทดลองการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนที่เป็นความถี่ฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	100
6.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ SEPs .....	101
6.2.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณ SEPs .....	101
6.2.2 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณ SEPs .....	101
6.3 สรุปและข้อเสนอแนะ .....	102
บรรณานุกรม .....	109
ประวัติผู้เขียน .....	110

## รายการตาราง

ตาราง	หน้า
4-1 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดโดยใช้ สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	45
4-2 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดโดยไม่ใช้ สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	50
4-3 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด (แบบจำลองขนาดเล็ก) .....	55
4-4 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด (แบบจำลองขนาดกลาง) .....	57
4-5 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด (แบบจำลองขนาดใหญ่) .....	59
5-1 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 .....	70
5-2 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 .....	73
5-3 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 .....	77
5-4 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 .....	80
5-5 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 .....	81
5-6 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 .....	81
5-7 ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ออกจากสัญญาณ SEPs.....	85
6-1 ขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิกของสัญญาณเอชทีที่เกิดจากการวัดสัญญาณ ตัวอย่างที่ 1.....	100
6-2 ขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิกของสัญญาณเอชทีที่เกิดจากการวัดสัญญาณ ตัวอย่างที่ 2.....	100
6-3 ค่าดัชนีที่วัดจากการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนของ Adaptive Filter...	102

## รายการตาราง (ต่อ)

ตาราง	หน้า
6-4	ค่าดัชนีที่วัดจากการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนของ Adaptive Filter ของสัญญาณตัวอย่างที่ 1 ..... 103
6-5	ค่าดัชนีที่วัดจากการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนของ Adaptive Filter ของสัญญาณตัวอย่างที่ 2 ..... 103
6-6	ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดเล็ก) ..... 104
6-7	ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดกลาง) ..... 104
6-8	ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดใหญ่) ..... 104
6-9	ค่าดัชนีที่วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs ..... 105

## รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบ	หน้า
2-1 การบันทึกสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	7
2-2 การวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials.....	10
3-1 โครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์ .....	13
3-2 เปรียบเทียบโครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์ กับแบบจำลองอย่าง ง่ายของโครงข่ายประสาทอินพุตเดี่ยว .....	15
3-3 เซลล์ประสาทที่มีหลายอินพุต .....	15
3-4 เซลล์ประสาทชั้นเดียว .....	17
3-5 เซลล์ประสาทหลายชั้น .....	18
3-6 ตัวอย่างของโครงข่าย ADALINE .....	21
3-7 ตัวอย่างของโครงข่าย BP .....	22
3-8 ตัวอย่างของโครงข่าย VLBP .....	24
3-9 Adaptive filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	25
3-10 Adaptive filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	28
3-11 การประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive filter (ชนิดที่มีการใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	29
3-12 การประยุกต์ใช้โครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP เป็น Adaptive filter (ชนิดที่มีการใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	29
3-13 การประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive filter (ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	30
3-13 การประยุกต์ใช้โครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP เป็น Adaptive filter (ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	30
3-15 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย ADALINE ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	31
3-16 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย BP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	32
3-17 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย VLBP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	33

## รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ		หน้า
3-18	โพลซาร์ทการทำงานของโครงข่าย ADALINE ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	34
3-19	โพลซาร์ทการทำงานของโครงข่าย BP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	35
3-20	โพลซาร์ทการทำงานของโครงข่าย VLBP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	36
4-1	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก.....	43
4-2	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	44
4-3	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	48
4-4	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	49
4-5	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA (แบบจำลองขนาดเล็ก)	54
4-6	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA (แบบจำลองขนาดกลาง)	56
4-7	ตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA (แบบจำลองขนาดใหญ่)	58
5-1	การวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย .....	61
5-2	กล้ามเนื้ออกกลุ่ม Biceps .....	61
5-3	ตำแหน่งของ Median Nerve .....	62

## รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ		หน้า
5-4	อุปกรณ์และตำแหน่งในการวัดสัญญาณ SEPs .....	63
5-5	การวัดสัญญาณ SEPs .....	63
5-6	สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดได้ .....	64
5-7	สัญญาณ SEPs ที่วัดได้ .....	64
5-8	วิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้ Adaptive filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	65
5-9	ตัวอย่างสัญญาณเอชทีพุดในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชทีพุดที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	68
5-10	ตัวอย่างสัญญาณเอชทีพุดในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชทีพุดที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	69
5-11	ตัวอย่างสัญญาณเอชทีพุดในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชทีพุดที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	71
5-12	ตัวอย่างสัญญาณเอชทีพุดในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชทีพุดที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	72
5-13	วิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้ Adaptive filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	74



รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
5-14 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชอาร์ทูตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	75
5-15 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชอาร์ทูตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	76
5-16 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชอาร์ทูตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก).....	78
5-17 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอชอาร์ทูตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก) .....	79
5-18 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs .....	84
6-1 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ที่มีความถี่ฮาร์โมนิคปนอยู่โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	91
6-2 ตัวอย่างสัญญาณเอชอาร์ทูตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ที่มีความถี่ฮาร์โมนิคปนอยู่โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก .....	91
6-3 รูปร่างสเปกตรัมของสัญญาณที่วัดได้ตัวอย่างที่ 1 และ 2 และสัญญาณที่ใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงที่ได้จากหม้อแปลงไฟฟ้า .....	92

## รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
6-4 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้) .....	95
6-5 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้) .....	96
6-6 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้) .....	98
6-7 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้) .....	99

## ตัวย่อและสัญลักษณ์

2-4-1	=	โครงข่ายที่มี 1 ชั้นอินพุต 1 ชั้นซ่อนและ 1 ชั้นเอาต์พุต โดยในชั้นอินพุตจะมี 2 อินพุต ในชั้นซ่อนจะมี 4 เซลล์ และในชั้นเอาต์พุตจะมี 1 เอาต์พุต
%	=	เปอร์เซ็นต์
$\alpha$	=	ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
$\gamma$	=	ค่าโมเมนตัม (Momentum)
$\rho$	=	ค่าคงที่ ที่มีค่าน้อยกว่า 1
$\eta$	=	ค่าคงที่ ที่มีค่ามากกว่า 1
$\sigma^2$	=	ความแปรปรวนของสัญญาณ (Variance)
A	=	ขนาดของสัญญาณ (Amplitude)
a	=	สัญญาณเอาต์พุต
ADALINE	=	โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้ของ Widrow-Hoff
b	=	ไบอัส
BP	=	โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation)
C	=	ค่าแบนด์วิดท์ (Bandwidth Constant)
dB	=	เดซิเบล
E	=	ค่าเฉลี่ย (Ensemble)
e/t	=	ค่าความเหมือนระหว่างสัญญาณเอาต์พุตกับสัญญาณเป้าหมายที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์
EA	=	วิธีการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ (Ensemble Average)
ECG	=	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ (Electrocardiography)
EMG	=	สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Electromyography, ใช้อิเล็กโตรดแบบเข็ม)
EPs	=	สัญญาณ Evoked Potentials
f	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน
$F^m(n)$	=	ค่าอนุพันธ์ของทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน
hardlim	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทชนิด Hard Limit
I/O	=	Input/Output

ตัวย่อและสัญลักษณ์ (ต่อ)

K	=	ค่าขนาด (Scale Factor)
logsig	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทชนิด Log Sigmoid
M	=	ขั้นสุดท้ายของโครงข่าย
m	=	ขั้นที่ของโครงข่าย
m	=	สัญญาณที่วัดได้ (Measured Signal โดยจะถือว่าเป็นสัญญาณปฐมภูมิ (Primary Signal)
m/e	=	ค่าความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์
MSE	=	ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาด (Mean Square Error)
N	=	จำนวนจุดของสัญญาณ
$n_0$	=	สัญญาณรบกวน
$n_1$	=	สัญญาณอ้างอิง (Primary Signal)
n	=	เน็ตอินพุต
NAF	=	Adaptive Filter ชนิดที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Adaptive Filter)
p	=	อินพุตของโครงข่าย
P	=	ความสูงของจุดยอดของสัญญาณ
$P_s$	=	ขนาดของพาวเวอร์สเปกตรัม (Power Spectrum Amplitude)
Pr-Pr	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อนเป็นชนิด Pure-Linear และทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตเป็น Pure-Linear
purelin	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทชนิด Pure-Linear
s	=	ค่าความไว (Sensitivity)
s	=	สัญญาณข่าวสารที่ต้องการ (Information Signal) หรืออาจเรียกว่าสัญญาณเป้าหมาย(t, Target Signal)
S/N	=	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio, SNR)
SA	=	สัญญาณ Stimulus Artifact
SEMG	=	สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Surface Electromyography) โดยใช้อิเล็กทรอนิกส์ที่ผิวหนัง)

### ตัวย่อและสัญลักษณ์ (ต่อ)

SEPs	=	สัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials
T	=	อัตราการสุ่มตัวอย่าง (Sampling Period)
tansig	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทชนิด Hyperbolic Tangent-Sigmoid
Tap	=	การหน่วงสัญญาณ (Delay)
Ts-Pr	=	ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อนเป็นชนิด Hyperbolic Tangent-Sigmoid และทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตเป็น Pure-Linear
VLBP	=	โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับชนิดที่มีการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ (Variable Learning Rate Back Propagation)
W	=	ค่าน้ำหนัก
z%	=	ค่าเปอร์เซ็นต์ของค่าความผิดพลาดกำลังสอง

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Surface Electromyography; SEMG) และสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) เป็นสัญญาณไฟฟ้าในร่างกาย (Bioelectric) ที่มีความสำคัญในการนำมาวิเคราะห์ความผิดปกติของระบบประสาทและกล้ามเนื้อ แต่พบว่าการวัดสัญญาณทั้งสองชนิดนี้มักจะมีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นเสมอ กล่าวคือ ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายจะพบสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ ส่วนในการวัดสัญญาณ SEPs พบสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact (SA) ซึ่งจะเกิดขึ้นทุกครั้งพร้อมๆกับการกระตุ้น เราสามารถใช้วงจรกรองความถี่ [Ferdjallah, Mohammed and Barr, Ronald E., 1994] สำหรับการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ และ วงจรส่งและคงค่าแรงดัน (Sample and Hold Circuit) [Parsa, Vijay and Parker, Philip A., 1998] สำหรับการกำจัดสัญญาณรบกวน SA แต่วิธีการเหล่านี้จะทำให้สูญเสียข้อมูลที่สำคัญบางส่วนของสัญญาณไป จึงได้เกิดแนวคิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและสัญญาณ SEPs โดยใช้โครงข่ายประสาททำหน้าที่เป็น Adaptive Filter เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ต้องการออกไป

#### 1.2 การตรวจเอกสาร

1.2.1 การใช้ Adaptive Filter ในการวัด Evoked Potentials [Thakor, Nitish V., 1987] เป็นบทความที่เสนอการใช้ Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 60 เฮิร์ตซ์ออกจากสัญญาณ Evoked Potentials โดยเปรียบเทียบกับวิธีการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ (Ensemble Average, EA) และพบว่าวิธีการใช้ Adaptive Filter จะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าวิธีการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ กล่าวคือมีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (S/N) ที่ดีกว่าและใช้จำนวนตัวอย่างรวมทั้งเวลาในการคำนวณที่น้อยกว่า

1.2.2 การใช้ Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวนและตรวจจับการเต้นผิดปกติของหัวใจจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ (ECG) [Thakor, Nitish V. and Zu, Yi-Zeng., 1991] เป็นบทความเกี่ยวกับการใช้ Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 60 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าของหัวใจและการตรวจจับการเต้นผิดปกติของหัวใจ

1.2.3 การใช้โครงข่ายประสาทเทียมทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter ในการตรวจจับสัญญาณ QRS [Xue, Quizhen, et al., 1992] เป็นบทความที่กล่าวถึงการพัฒนา Adaptive Matched Filtering Algorithm โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับสัญญาณ QRS จากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ (ECG) และสามารถตรวจจับอัตราการเต้นของหัวใจที่ผิดปกติ (Arrhythmia) ได้ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมจะทำให้สามารถวิเคราะห์ระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นเช่นระบบในร่างกายของคนเราได้

1.2.4 การกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact โดยใช้โครงข่ายประสาท ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter [Grieve, Ricard C.W, et al, 1995] เป็นบทความที่กล่าวถึงการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทที่มีโครงสร้างแบบ Pi-Sigma Network ในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA ในการวัดสัญญาณ SEPs

1.2.5 การกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ในสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials [Parsa, Vijay and Parker, Philip A., 1998] เป็นบทความที่กล่าวถึงการใช้วงจรกรองความถี่ปรับค่าได้แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Adaptive Filter; NAF) ในการกำจัดสัญญาณ Stimulus Artifact ของสัญญาณ SEPs จากการใช้สมการอันดับที่สองของ Volterra Series โดยไม่ทำให้ข้อมูลที่สำคัญของสัญญาณ SEPs หายไป

### 1.3 วัตถุประสงค์

1.3.1 เพื่อนำความรู้ทางด้านโครงข่ายประสาทมาประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter เพื่อช่วยในการลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายได้

1.3.2 เปรียบเทียบผลการลดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาทที่มีการเรียนรู้แบบต่างๆ

### 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 สัญญาณ Evoked Potentials ที่ใช้ในการประมวลผลจะเป็นชนิด Somatosensory Evoked Potentials หรือ Evoked Potentials ของระบบประสาทสัมผัส และทำการกระตุ้นที่ Median Nerve

1.4.2 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ใช้ในการทดสอบ เป็นชนิด Surface - Electromyography ซึ่งทำการตรวจจับที่บริเวณแขน

1.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมที่จะใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวน มีอยู่ 2 ชนิดคือ โครงข่าย ADALINE และโครงข่ายประสาทที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation)

1.4.4 Adaptive Filter ที่ใช้ในการทดสอบมีอยู่ 2 ชนิดคือ ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

## 1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการวิจัย

### 1.5.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน

1.5.1.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

- ทำการจำลองสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์
- ป้อนสัญญาณจำลองที่ได้ ให้แก่โครงข่ายประสาทและทำการปรับค่าตัวแปรต่างๆของโครงข่ายประสาทเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

1.5.1.2 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนของสัญญาณ SEPs

- ทำการจำลองสัญญาณ SEPs และสัญญาณรบกวน SA
- ป้อนสัญญาณจำลองที่ได้ ให้แก่โครงข่ายประสาทและทำการปรับค่าตัวแปรต่างๆของโครงข่ายประสาทเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน SA ออกจากสัญญาณ SEPs

### 1.5.2 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวน

1.5.2.1 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

- ทำการวัดและบันทึกสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายของอาสาสมัครและสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์
- ป้อนสัญญาณที่วัดได้ให้แก่โครงข่ายประสาท และทำการปรับค่าตัวแปรต่างๆของโครงข่ายประสาทเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

1.5.2.2 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนของสัญญาณ SEPs

- ทำการกระตุ้นที่บริเวณข้อมือของอาสาสมัคร และทำการวัดและบันทึกสัญญาณ SEPs และสัญญาณ SA ที่บริเวณแขนข้างเดียวกับมือที่ถูกกระตุ้น
- ป้อนสัญญาณที่วัดได้ให้แก่โครงข่ายประสาท และทำการปรับค่าตัวแปรต่างๆของโครงข่ายประสาทเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน SA ออกจากสัญญาณ SEPs



1.5.3 เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้ จากวิธีการของโครงข่ายประสาทจากวิธีการเรียนรู้แต่ละแบบ และจาก Adaptive Filter แต่ละชนิด

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 ได้ความรู้ทางด้านโครงข่ายประสาทในการนำไปประยุกต์ใช้เพื่อลดสัญญาณรบกวน

1.6.2 สามารถประมาณค่าของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและสัญญาณ SEPs อย่างถูกต้องได้

1.6.3 ทราบถึงข้อแตกต่างระหว่างอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทแบบต่างๆในการนำมาประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter

1.6.4 ทราบถึงข้อแตกต่างระหว่าง Adaptive Filter แต่ละชนิด

## บทที่ 2

### สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials

ในบทนี้จะเป็นการกล่าวถึงความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและสัญญาณ SEPs โดยกล่าวถึงประเภทของสัญญาณ, การเกิดสัญญาณ, การตรวจวัดสัญญาณ, และสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นจากการวัดสัญญาณ

#### 2.1 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ

กล้ามเนื้อเป็นอวัยวะที่สำคัญส่วนหนึ่งของร่างกาย โดยมีบทบาทสำคัญในการเคลื่อนไหวร่างกาย หากกล้ามเนื้อมีประสิทธิภาพลดลงจะทำให้ร่างกายเคลื่อนไหวได้ช้าลงหรือมีประสิทธิภาพลดลง

##### 2.1.1 ประเภทของกล้ามเนื้อ [ประทศน์ จีระภาค, 2542]

กล้ามเนื้อสามารถแบ่งได้ 3 ประเภทตามลักษณะโครงสร้างและหน้าที่

###### 2.1.1.1 กล้ามเนื้อลาย (Skeletal Muscle)

สาเหตุที่เรียกว่ากล้ามเนื้อลาย เนื่องจาก หากใช้กล้องจุลทรรศน์ดูจะพบว่ากล้ามเนื้อชนิดนี้มีลายตามขวาง กล้ามเนื้อลายเป็นกล้ามเนื้อที่มีบทบาทสำคัญในการเคลื่อนไหวร่างกาย โดยจะประกอบกันเป็นมัดกล้ามเนื้อหลายร้อยมัด และยึดติดกับกระดูก ประกอบขึ้นเป็นกล้ามเนื้อส่วนใหญ่ของร่างกาย การหดตัวของกล้ามเนื้อลายทำให้เกิดการเคลื่อนไหวของร่างกาย โดยการหดตัวของกล้ามเนื้อลายจะเกิดขึ้นก็ต่อเมื่อได้รับการกระตุ้นโดยสัญญาณไฟฟ้าจากเซลล์ประสาทสั่งการ (Motor Neurons) การทำงานของกล้ามเนื้อลายจะอยู่ภายใต้การควบคุมของอำนาจจิตใจ

###### 2.1.1.2 กล้ามเนื้อหัวใจ (Heart Muscle)

เป็นกล้ามเนื้อที่มีลายเช่นเดียวกับกล้ามเนื้อลายแต่จะพบที่หัวใจเท่านั้น เมื่อกล้ามเนื้อหัวใจหดตัวจะทำให้เกิดการสูบฉีดโลหิตไปเลี้ยงส่วนต่างๆของร่างกาย การหดตัวของกล้ามเนื้อหัวใจนี้จะเป็นไปโดยอัตโนมัติ แต่อาจเปลี่ยนแปลงได้โดยการควบคุมของระบบประสาทอัตโนมัติและฮอร์โมนต่างๆ

### 2.1.1.3 กล้ามเนื้อเรียบ (Smooth Muscle)

เป็นกล้ามเนื้อที่ไม่มีลาย โดยจะทำหน้าที่เป็นผนังของอวัยวะภายในเป็นส่วนใหญ่ เช่น กระเพาะอาหาร ลำไส้ มดลูกและผนังหลอดเลือด เป็นต้น กล้ามเนื้อเรียบสามารถหดตัวได้เอง โดยการหดตัวของกล้ามเนื้อเรียบจะทำให้เกิดการเคลื่อนที่ของสารที่อยู่ภายในอวัยวะนั้น การทำงานของกล้ามเนื้อเรียบถูกควบคุมโดยประสาทอัตโนมัติและฮอร์โมนต่างๆเช่นเดียวกับกล้ามเนื้อหัวใจ

### 2.1.2 การเกิดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ

การเคลื่อนไหวของร่างกายเกิดจากการหดตัวของเซลล์กล้ามเนื้อ โดยในกระบวนการหดตัวของกล้ามเนื้อจะมีส่วนของสัญญาณไฟฟ้ามาเกี่ยวข้องด้วย กล่าวคือ กล้ามเนื้อซึ่งเป็นเนื้อเยื่อที่สามารถตอบสนองต่อการกระตุ้น (Excitable Tissue) มีกลไกเก็บประจุไฟฟ้าและปล่อยประจุไฟฟ้าได้เมื่อมีการกระตุ้น เซลล์กล้ามเนื้อมีอิล็คโตรไลต์ที่มีอิออนสำคัญเป็นส่วนประกอบอยู่ 2 ชนิด ได้แก่ โซเดียมและโปแตสเซียม เยื่อหุ้มเซลล์กล้ามเนื้อจะมีกลไกที่ทำหน้าที่สูบโปแตสเซียมเข้าไปในเซลล์และขับโซเดียมออกนอกเซลล์อยู่ตลอดเวลาและทำให้เกิดการกระจายของประจุไฟฟ้า

ในภาวะพัก เยื่อหุ้มเซลล์จะยอมให้โปแตสเซียมผ่านได้มากกว่าโซเดียมประมาณ 50 เท่า ทำให้โปแตสเซียมนำประจุบวกออกมาข้างนอกเซลล์ แต่จะไม่สามารถกระจายไปได้ไกลเนื่องจากจะถูกดูดโดยอิออนที่ไม่สามารถผ่านเยื่อหุ้มเซลล์ออกมาได้ จึงเรียงรายอยู่รอบนอกของเยื่อหุ้มเซลล์

เมื่อกล้ามเนื้อทำงาน เช่นมีการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อ จะมีการกระจายของไฟฟ้าออกไปตามเซลล์ของกล้ามเนื้อเพื่อนำคำสั่งที่ได้รับจากประสาทโดยผ่าน Neuromuscular Junction ให้กระจายไปตามกล้ามเนื้อได้อย่างรวดเร็วและทั่วถึง ซึ่งไฟฟ้าที่กระจายไปตามกล้ามเนื้อนี้จะมีหน้าที่กระตุ้นกลไกการหดตัวของกล้ามเนื้ออีกต่อหนึ่ง

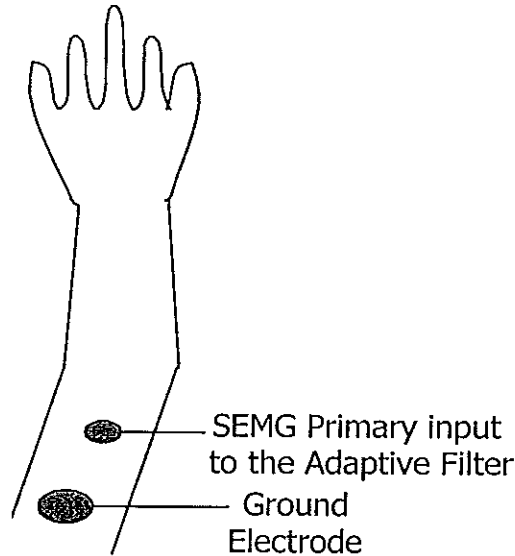
เนื่องจากสัญญาณไฟฟ้าที่กระจายไปในเนื้อเยื่อหุ้มเซลล์ของกล้ามเนื้อขณะที่ถูกกระตุ้นเป็นกรรมวิธีที่เกิดภายในตัวเอง พลังงานจะต้องปล่อยออกมาทุกจุดที่ถูกกระตุ้น จึงทำให้ศักย์ไฟฟ้าที่ผ่านเส้นใยกล้ามเนื้อมีแรงดันสูง ไม่ลดลงตลอดความยาวของเส้นใยกล้ามเนื้อ

### 2.1.3 การตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

การตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายเป็นการบันทึกศักย์ไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ โดยมีความสำคัญต่อการนำมาวินิจฉัยโรคของระบบกล้ามเนื้อซึ่งจะสังเกตได้จากความถี่และรูปร่างของสัญญาณ

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดได้มีช่วงของศักย์ไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงได้ถึง 1,000 เท่าและมีช่วงความถี่ที่เปลี่ยนแปลงได้ถึง 10,000 เฮิรตซ์

#### 2.1.4 ระบบการตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย



ภาพประกอบที่ 2-1 การบันทึกสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

อุปกรณ์ที่ใช้ในการตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายประกอบไปด้วยส่วนสำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ อิเล็กโทรด, เครื่องขยายสัญญาณ และระบบบันทึกและแสดงผล

##### 1. อิเล็กโทรดที่ใช้ในการบันทึก

แบ่งได้ 2 ชนิด

##### 1.1 อิเล็กโทรดแบบเข็ม (Needle Electrode)

มีขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางภายนอก 0.3 ถึง 1.0 มิลลิเมตร ลวดภายในมีเส้นผ่านศูนย์กลาง 0.1 มิลลิเมตร. ลวดที่ใช้ทำใส่โดยมากจะทำมาจากแพลทินัม (Platinum) และมีค่าความต้านทานเฉลี่ยของอิเล็กโทรด ประมาณ 50,000 โอห์ม การใช้อิเล็กโทรดแบบเข็มจะเป็นการวัด Motor Unit Action Potential (MUP)

##### 1.2 อิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง (Surface Electrode)

โดยมากมีขนาด 1 ตารางเซนติเมตร มีข้อดีกว่าชนิดเข็มคือ เมื่อสัญญาณมีความถี่สูง จะเก็บบันทึกสัญญาณได้ขนาดของสัญญาณที่ลดน้อยลง สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดจากอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง เรียกว่า Surface EMG (SEMG)

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดจากอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง สามารถบอกถึงอาการผิดปกติของระบบกล้ามเนื้อได้โดยจะเป็นการวัด Compound Action Potential (CAP) หมายเหตุ Action Potential เป็นสัญญาณประสาทที่เคลื่อนที่ไปตามเยื่อหุ้มเซลล์ (Cell Membrane) โดยไม่มีการเปลี่ยนแปลงของขนาดในระหว่างการเดินทาง

หากใช้อิเล็กโทรดชนิดที่เป็นเข็มจะเป็นการวัดที่เฉพาะ Motor Unit นั้นๆ แต่หากใช้อิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนังจะเป็นการวัดมัดของใยกล้ามเนื้อโดยรวม ณ บริเวณจุดนั้นๆ

## 2. เครื่องขยายสัญญาณ (Amplifier)

เนื่องจากขนาดของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายมีขนาดเล็กมาก คือประมาณ 50 ไมโครโวลต์ จึงต้องมีการขยายศักย์ไฟฟ้าโดยการใช้เครื่องขยายสัญญาณ และเนื่องจากอิเล็กโทรดที่ใช้มีค่าความต้านทานสูง เครื่องขยายสัญญาณจึงควรมีคุณสมบัติดังนี้

1. มีกำลังขยายสูงและสม่ำเสมอตลอดช่วงของศักย์ไฟฟ้าที่ต้องการตรวจวัด
2. มีการตอบสนองความถี่ในช่วงกว้างตั้งแต่ 2-10,000 เฮิรตซ์
3. มี High Common Mode Rejection Ratio
4. มีความต้านทานขาเข้า (Input Impedance) สูง และความต้านทานขาออก (Output Impedance) ต่ำ

## 3. ระบบแสดงผลและบันทึก

เช่น Oscilloscope , Personal Computer (PC) เป็นต้น

### 2.1.5 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย มักพบปัญหาในการวัดคือปัญหาการรบกวนจากสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิค โดยสัญญาณรบกวนนี้จะมีขนาดของสัญญาณที่สูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายมากรวมทั้งมีความถี่อยู่ในช่วงเดียวกันกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ทำให้การวิเคราะห์สัญญาณเป็นไปได้ลำบาก

สัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคนี้เกิดจากการเหนี่ยวนำของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้กันทั่วไปที่แรงดันไฟฟ้า 220 โวลต์รวมทั้งอุปกรณ์ไฟฟ้าอื่นที่สามารถแผ่กระจายรังสีที่ทำให้เกิดการเหนี่ยวนำของสนามแม่เหล็กได้

## 2.2 สัญญาณ Evoked Potentials (EPs )

สัญญาณ EPs เป็นปฏิกิริยาทางไฟฟ้าของเนื้อเยื่อประสาทที่เกิดขึ้นสนองต่อการกระตุ้นจากภายนอก โดยในภาวะปกติมนุษย์เราจะได้รับการกระตุ้นจากสิ่งแวดล้อมอย่างสม่ำเสมอ จึงอาจกล่าวได้ว่ามีสัญญาณ EPs เกิดขึ้นในระบบประสาทตลอดเวลา โดยสัญญาณ EPs นี้มีความสำคัญมากในการวิเคราะห์ระบบประสาท

### 2.2.1 ประเภทของสัญญาณ EPs

ในทางด้านการแพทย์แบ่งประเภทของสัญญาณ EPs เป็น 3 ประเภทโดยแบ่งตามการทดสอบประสาท 3 ระบบที่สำคัญ (จากระบบการรับรู้ทั้ง 5 ระบบ) ได้แก่ การทดสอบระบบการมองเห็น (ตา) ระบบการได้ยิน (หู) และระบบการสัมผัส โดยสาเหตุที่ใช้ระบบประสาททั้ง 3 นี้เนื่องจากสามารถตรวจสอบและควบคุมได้ง่าย สัญญาณ EPs 3 ประเภทนี้ได้แก่

#### 1. Visual Evoked Potential ( VEPs )

ใช้แสงเป็นตัวกระตุ้น (ระบบการมองเห็น )

#### 2. Auditory Evoked Potential ( AEPs )

ใช้เสียงเป็นตัวกระตุ้น (ระบบการได้ยิน )

#### 3. Somatosensory Evoked Potential (SEPs )

เป็นการกระตุ้นต่อระบบประสาทสัมผัส ซึ่งต่างจากระบบรับความรู้สึกอื่นๆ เนื่องจากสามารถแบ่งเป็นระบบย่อยๆ ได้อีก เช่น ความรู้สึกต่อความร้อน เย็น การตรวจหา SEPs อาจทำได้หลายวิธี แต่โดยทั่วไปนิยมใช้การกระตุ้นเส้นประสาทด้วยขั้วไฟฟ้า

### 2.2.2 การเกิดสัญญาณ EPs [สมัย กวีวงศ์ประเสริฐ, 2328]

ในเซลล์ประสาทปกติ เมื่อมีการกระตุ้นในขนาดที่แรงพอ ก็จะเกิดขบวนการทำขั้วให้เป็นกลาง (Depolarization) ของเยื่อหุ้มเซลล์ทำให้เกิด Action Potential หรือ Nerve Impulse จะมีการเปลี่ยนแปลง 2 ประการ

1. การเปลี่ยนแปลงโดยตรง คือ Action Potential ที่เกิดขึ้น จะเดินทางไปตาม Axon จนถึงปลายประสาท

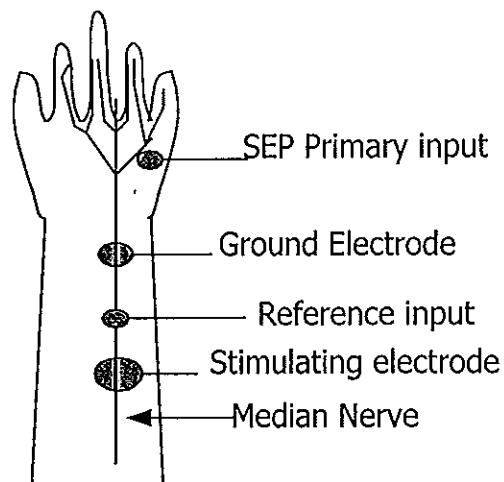
2. การเปลี่ยนแปลงทางอ้อม คือ Action Potential จะผ่านแขนงย่อยของ Axon ไปยังเซลล์ประสาทวงจรรอแล้วทำให้ศักย์ไฟฟ้าของเซลล์ประสาทรุ่นเปลี่ยนไป แต่เป็นศักย์ไฟฟ้าที่ไม่แรงพอที่จะกระจายต่อไปเป็น Action Potential ได้ เรียกศักย์ไฟฟ้านี้ว่า Post-Synaptic Potential

สัญญาณ EPs ที่ตรวจวัดได้นี้จะเป็นผลลัพธ์ของความต่างศักย์ระหว่าง Action Potentials และ Post-Synaptic Potentials (แต่ไม่ได้เป็นผลลัพธ์สุทธิ เนื่องจากการสูญเสียที่เกิดจากการเดินทางผ่านเนื้อเยื่อสมองไปยังขั้วรับสัญญาณที่หนังศีรษะ)

### 2.2.3 สัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs)

ในการวิจัยนี้จะกล่าวถึงเฉพาะในส่วนของสัญญาณ SEPs ซึ่งได้จากการกระตุ้นระบบประสาทโดยใช้ไฟฟ้าเป็นตัวกระตุ้น

ระบบประสาทสัมผัส ต่างจากระบบรับรู้ความรู้สึกอื่นๆที่ยังสามารถแบ่งออกเป็นระบบย่อยๆได้อีก ดังนั้นการตรวจหา SEPs จึงอาจทำได้หลายวิธี แต่โดยทั่วไปนิยมใช้การกระตุ้นเส้นประสาทด้วยขั้วไฟฟ้ามาตรฐาน สำหรับเส้นประสาทที่นิยมใช้ตรวจ ได้แก่ เส้นประสาทมีเดียน (Median Nerve) ที่บริเวณข้อมือ, เส้นประสาททิวเบียล (Tibial Nerve) ที่บริเวณข้อเท้า และ เส้นประสาทพีโรเนียล (Peroneal Nerve) ที่บริเวณหัวเข่า โดยใช้คัทคาไฟฟ้าเท่าที่จะไม่ก่อให้เกิดความเจ็บปวด หรือเกิดการกระตุ้นของกล้ามเนื้อน้อยที่สุดเป็นเกณฑ์



ภาพประกอบ 2-2 การวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials

ในการตรวจ SEPs ซึ่งอาศัยการกระตุ้นเส้นประสาทด้วยขั้วไฟฟ้านั้น จะต้องระบุตำแหน่งและเส้นประสาทที่กระตุ้นเสมอ เพราะคุณสมบัติของสัญญาณที่ได้จะแตกต่างกัน เช่น สัญญาณที่เกิดจากการกระตุ้นเส้นประสาทมีเดียนอาจมีเลเทนซี<sup>1</sup> น้อยกว่าที่เกิดจากการกระตุ้นเส้นประสาท

<sup>1</sup> เลเทนซี (Latency) คือช่วงเวลา นับตั้งแต่เริ่มต้นกระตุ้นผู้ป่วยจนกระทั่งสัญญาณ Evoked Potentials ปรากฏขึ้น

ที่เป็ยล ได้ถึง 10 มิลลิวินาที

มีปัจจัยมากมายที่อาจมีผลต่อสัญญาณ SEPs ที่จะได้ใน การตรวจแต่ละครั้งโดยเฉพาะอย่างยิ่งความไม่คงที่ในสภาพแวดล้อมของห้องปฏิบัติการหรือเครื่องมือที่ใช้เอง ดังนั้นจึงควรคำนึงถึงการควบคุมคุณภาพของการตรวจอยู่เสมอ เพื่อให้การแปลความหมาย มีความน่าเชื่อถือได้มากที่สุด

สำหรับสัญญาณ SEPs เราพบว่าความแรงของการกระตุ้น หากถึงค่า Threshold แล้วคงจะไม่มีผลทำให้เกิดความแตกต่างในรูปร่างของสัญญาณ SEPs แต่ความถี่ของการกระตุ้นอาจมีผลต่อความคงตัวของสัญญาณได้เพราะภายหลังที่ถูกกระตุ้น ระบบจะต้องการเวลาระยะหนึ่ง จึงจะสามารถให้การตอบสนองอย่างเดิมต่อการกระตุ้นครั้งใหม่ได้อีก เรียกช่วงเวลาที่ต้องใช้นี้ว่า Recovery Time เช่น ในกรณีที่กระตุ้นเส้นประสาทมีเดียน Recovery Time ของสัญญาณ SEPs ที่มีเลเทนท์น้อยกว่า 65 มิลลิวินาที จะอยู่ในราว 100-200 มิลลิวินาที เป็นต้น

ภาวะการหลับ ตื่น หรือภายใต้การวางยาสลบล้วนมีผลต่อรูปร่างของสัญญาณ SEPs ที่จะได้ แต่โดยทั่วไปสัญญาณที่มีเลเทนท์สูงมากกว่า 100 มิลลิวินาที มักเปลี่ยนแปลงได้จากการหลับหรือการวางยาสลบมากกว่าพวกที่มีเลเทนท์ต่ำ สำหรับอายุมีผลค่อนข้างน้อย [สมัย กวีวงศ์ ประเสริฐ, 2328]

## 2.2.4 ระบบการตรวจวัดสัญญาณ SEPs

โดยพื้นฐานแล้ว วงจรการตรวจวัดสัญญาณ SEPs เป็นระบบง่าย ๆ ประกอบด้วยหน่วยย่อยคือ

### 1.) ภาคกระตุ้น

เป็นตัวให้สัญญาณกระตุ้นระบบรับความรู้สึกที่ต้องการจะตรวจแก่ผู้ป่วย

### 2.) ภาครับสัญญาณ

เป็นขั้วอิเล็กโทรดวางไว้บนตำแหน่งที่กำหนด ซึ่งโดยทั่วไปจะสอดคล้องกับกายวิภาคของระบบรับความรู้สึกนั้นๆ แต่ในบางกรณีก็อาจดัดแปลงวางที่บริเวณอื่นของร่างกายได้ เช่นวางตามแนววางตัวของเส้นประสาทเมื่อต้องการวัด Nerve Conduction Time หรือวางตามแนวของไขสันหลัง ในกรณีของการตรวจ Spinal Evoked Potential เป็นต้น

### 3.) ภาคขยายและบันทึกสัญญาณ

เนื่องจากสัญญาณที่วัดได้ มีขนาดของสัญญาณที่เล็กมาก จึงต้องมีการขยายสัญญาณก่อนนำไปบันทึกและวิเคราะห์สัญญาณต่อไป



### 2.2.5 สัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ SEPs

ในการวัดสัญญาณ SEPs มักจะพบสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ซึ่งเกิดขึ้นทุกครั้งที่มีการกระตุ้นสัญญาณ โดยขนาดของสัญญาณ Stimulus Artifact นี้มีขนาดใหญ่กว่าสัญญาณ SEPs มาก

สัญญาณ Stimulus Artifact นี้เกิดจากส่วนประกอบ 3 ส่วนที่เป็นอิสระต่อกัน

1. ส่วนที่เกิดจากการกระตุ้นผ่านแขนหรือขา
2. ส่วนที่เกิดจากการเชื่อมต่อทางกล (Mechanism Coupling) ซึ่งเกิดจากการวางตำแหน่งของอิเล็กโทรดของตัวกระตุ้นที่ผิดพลาด
3. ส่วนที่เกิดจากการเชื่อมต่อทางไฟฟ้า (Electrical Coupling) ระหว่างตัวกระตุ้นกับตะกั่วตัวนำ

### บทที่ 3

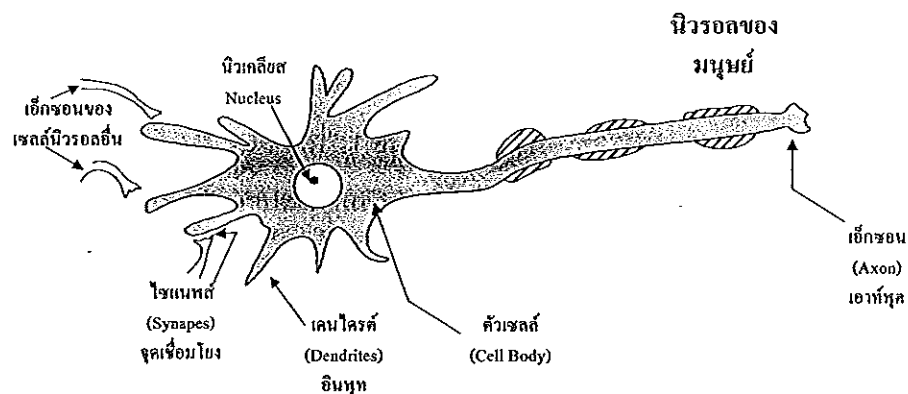
## การประยุกต์โครงข่ายประสาท (NEURAL NETWORKS) ในการกำจัดสัญญาณรบกวน

ในบทนี้จะเป็นการกล่าวถึงหลักการเบื้องต้นของโครงข่ายประสาท, ประเภทและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและหลักการเบื้องต้นของการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

### 3.1 ชีวฟิสิกส์เบื้องต้นเกี่ยวกับเซลล์ประสาท

โครงข่ายประสาทของมนุษย์จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทประมาณ  $10^{11}$  ตัว โดยแต่ละตัวจะมีการเชื่อมต่อกับเซลล์อื่นๆประมาณ  $10^4$  เซลล์ [Hagan, Martin T., 1996] ภาพประกอบที่ 3-1 แสดงองค์ประกอบสำคัญของเซลล์ประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วย 3 ส่วนหลักคือ เดนไดรต์ (Dendrite), ตัวเซลล์ (Cell Body) และแอกซอน (Axon) โดยมีหลักการทำงานดังนี้

เซลล์ประสาทรับข้อมูลอินพุตจากเซลล์ประสาทเซลล์อื่น โดยผ่านทางจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ที่เรียกว่า ซินแนปส์ (Synapse) สัญญาณข้อมูลจากซินแนปส์จะถูกส่งผ่านเดนไดรต์ซึ่งเป็นส่วนที่ทำหน้าที่รับสัญญาณอินพุตของเส้นใยประสาท และนำสัญญาณอินพุตซึ่งเป็นสัญญาณไฟฟ้าส่งต่อไปยังตัวเซลล์ สัญญาณข้อมูลอินพุตนี้จะได้รับการประมวลผลจากขบวนการที่เกิดขึ้นภายในตัวเซลล์และได้เป็นสัญญาณเอาต์พุตออกมา สัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากเซลล์ประสาทรุ่นจะถูกส่งออกทางแอกซอนแล้วสัญญาณดังกล่าวนี้จะส่งผ่านซินแนปส์เป็นอินพุตของเซลล์ประสาทเซลล์อื่นต่อไป



ภาพประกอบ 3-1 โครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์

จากโครงสร้างและการทำงานของเซลล์ประสาทของมนุษย์ ได้เป็นแรงดลใจให้มีการคิดค้นรูปแบบของโครงข่ายประสาท โดยอาศัยลักษณะสำคัญของเซลล์ประสาทของมนุษย์ 4 ประการดังนี้

### 1. ง่ายแต่จำนวนมหาศาล

โครงสร้างพื้นฐานของเซลล์ประสาทของมนุษย์มีฟังก์ชันการทำงานแบบง่ายๆ แต่อาศัยว่ามีเซลล์ประสาทจำนวนมหาศาล โครงข่ายประสาทก็ควรจะต้องประกอบไปด้วยเซลล์หน่วยประมวลผลจำนวนมากๆเช่นกัน โดยแต่ละเซลล์เป็นหน่วยประมวลผลขนาดเล็กซึ่งมีโครงสร้างหรือมีฟังก์ชันการทำงานอย่างง่าย

### 2. เครือข่ายการเชื่อมโยง

เซลล์ประสาทมนุษย์จำนวนมากนั้นเชื่อมต่อกันเป็นเครือข่าย การเชื่อมต่องั้นนั้นมีเงื่อนไขในรูปของน้ำหนักการต่อเชื่อม (Weighted Connections) ตัวน้ำหนักนี้จะเป็นตัวที่บรรจุความรู้ในรูปแบบต่างๆไว้

### 3. ช่วยกันทำและกระจายอำนาจ

เซลล์ประสาทจำนวนมากช่วยกันทำงานในลักษณะขนาน (Massive Parallel Processing) ถึงแม้ว่าแต่ละเซลล์จะมีฟังก์ชันการทำงานแบบง่ายๆ โดยแต่ละเซลล์ทำงานและรับผิดชอบงานในส่วนของตัวเองไปพร้อมๆกัน การควบคุมการทำงานของโครงข่ายประสาทจึงพยายามเลียนแบบการทำงานในลักษณะขนานและกระจายอำนาจ แม้ว่าโครงข่ายประสาทบางเซลล์ไม่สามารถทำงานได้ตามปกติ เช่น เสียหรือตายไป โครงข่ายก็ยังคงสามารถทำงานโดยรวมได้ถูกต้อง คุณสมบัติประการนี้เราเรียกว่า "คุณสมบัติของการทนต่อความผิดพลาด" (Fault Tolerance)

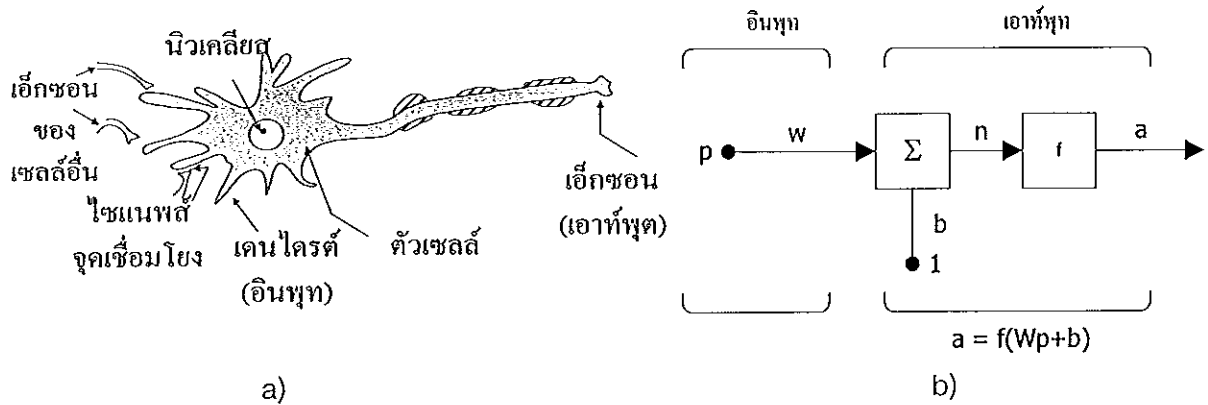
### 4. ความสามารถในการเรียนรู้

เซลล์สมองของมนุษย์สามารถเรียนรู้ได้จากประสบการณ์จากกฎเกณฑ์ทั่วไปหรือได้จากตัวอย่าง

นอกจากนี้ยังพบว่า โครงสร้างของเซลล์ประสาทบางส่วนจะถูกสร้างตั้งแต่เกิด ในขณะที่บางส่วนจะถูกพัฒนาผ่านการเรียนรู้ โดยโครงสร้างประสาทจะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่องตลอดชีวิต การเปลี่ยนแปลงนี้จะขึ้นอยู่กับความแข็งแรงหรือความอ่อนแอของรอยต่อไซแนปส์

โครงข่ายประสาทหรือนิวรอลเน็ตเวิร์คจะไม่ยุ่งยากและซับซ้อนเท่ากับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โดยจะมีลักษณะที่คล้ายกันอยู่ 2 ประการคือ ประการแรกจะใช้เฉพาะการคำนวณแบบง่ายๆ ได้แก่การบวก การคูณ และการเปรียบเทียบ ประการที่สอง คือการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์จะเป็นตัวกำหนดการทำงานของโครงข่าย

ภาพประกอบ 3-2 แสดงการเปรียบเทียบระหว่างโครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์ (a) กับแบบจำลองอย่างง่ายของโครงข่ายประสาทอินพุตเดียว (b) จากภาพประกอบพบว่า จะมีโครงสร้างและการทำงานที่คล้ายกัน คือมีตัวรับข้อมูล(อินพุต) มีการเชื่อมต่อและการคำนวณอย่างง่าย ๆ และมีการส่งค่าเอาต์พุตเป็นค่าผลลัพธ์ต่อไป

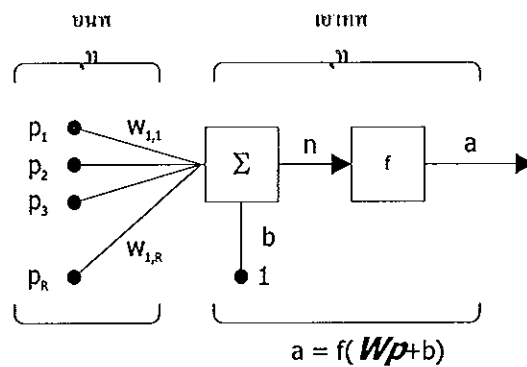


ภาพประกอบ 3-2 เปรียบเทียบโครงสร้างพื้นฐานเซลล์ประสาทของมนุษย์ (a) กับแบบจำลองอย่างง่ายของโครงข่ายประสาทอินพุตเดียว (b)

### 3.2 แบบจำลองของเซลล์ประสาทและสถาปัตยกรรมของโครงข่าย [ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล, 2541]

#### 3.2.1 แบบจำลองของเซลล์ประสาท

โครงข่ายประสาทเซลล์เดียวที่มีหลายอินพุต สามารถจำลองได้ดังภาพประกอบที่ 3-3



ภาพประกอบ 3-3 เซลล์ประสาทที่มีหลายอินพุต

โดยทั่วไปแล้วเซลล์ประสาทจะมีอินพุตมากกว่า 1 อินพุต สมมติให้มี  $R$  อินพุต คือ  $p_1, p_2, \dots, p_R$  แต่ละอินพุตมีค่าน้ำหนักคือ  $w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}$  เซลล์ประสาทมีไบอัสเท่ากับ  $b$  จะได้เอาต์พุตของวงจรรวม ( $n$ ) เท่ากับ

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b \quad (3-1)$$

และได้สมการของเอาต์พุตของโครงข่ายเป็น

$$a = f(Wp + b) \quad (3-2)$$

โดยที่  $W = [w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,R}]$

$$p = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_R]^T$$

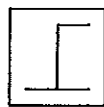
$f$  คือ ทราสเฟอ์ฟังก์ชันของโครงข่าย

### 3.2.2 ทราสเฟอ์ฟังก์ชันของโครงข่าย (Transfer Function)

ทราสเฟอ์ฟังก์ชันของโครงข่าย อาจเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ ทราสเฟอ์ฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่ายประสาทมีหลายชนิด ชนิดของทราสเฟอ์ฟังก์ชันที่นิยมใช้กันเช่น

#### 1.) Hard Limit Transfer Function

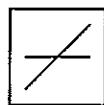
ทราสเฟอ์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาต์พุต 2 ค่าตามค่าเน็ตอินพุต กล่าวคือหากค่าเน็ตอินพุตมีค่าต่ำกว่า 0 จะให้ค่าเอาต์พุตเป็น 0 และหากค่าเน็ตอินพุตมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 จะให้ค่าเอาต์พุตเป็น 1



$$a = \text{hardlim}(n) = \text{hardlim}(Wp + b) \quad , a = \begin{cases} 0, & n < 0 \\ 1, & n \geq 0 \end{cases}$$

#### 2.) Linear Transfer Function

ทราสเฟอ์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาต์พุตตามค่าเน็ตอินพุตที่ป้อนเข้ามา กล่าวคือหากค่าเน็ตอินพุตมีค่าเท่าใดก็จะให้ค่าเอาต์พุตเป็นค่าเท่ากับเน็ตอินพุตนั้นๆ



$$a = \text{purelin}(n) = \text{purelin}(Wp + b) = n$$

ต่อไปจะขอเรียกทราสเฟอ์ฟังก์ชันชนิดนี้ว่าเป็นทราสเฟอ์ฟังก์ชันชนิด Pure-Linear

3.) Log-Sigmoid Transfer Function

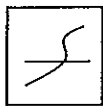
ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาต์พุตระหว่างค่า 0 ถึง 1



$$a = \text{logsig}(n) = \text{logsig}(Wp + b) \quad , a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$$

4.) Hyperbolic Tangent-Sigmoid Transfer Function

ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้จะให้ค่าเอาต์พุตระหว่างค่า -1 ถึง 1



$$a = \text{tansig}(n) = \text{tansig}(Wp + b) \quad , a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$$

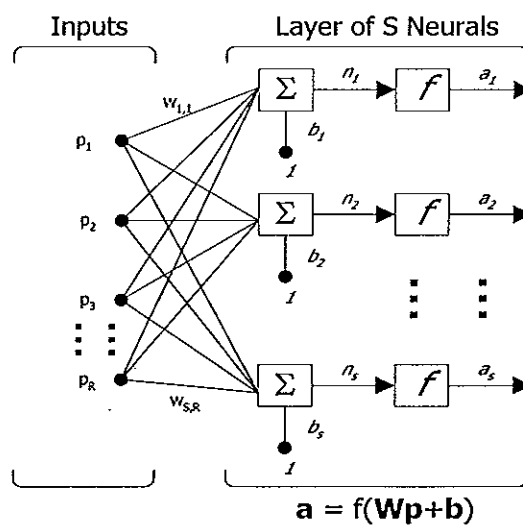
ต่อไปจะขอเรียกทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดนี้ว่าเป็นทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Tan-Sigmoid

3.2.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่าย

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายแบ่งได้ 2 รูปแบบ

3.2.3.1 เซลล์ประสาทชั้นเดียว

ชั้นของโครงข่ายประสาทประกอบด้วยเมทริกซ์น้ำหนัก ( $W$ ), วงจรรวม ( $\Sigma$ ), เวกเตอร์ไบอัส ( $b$ ), ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน ( $f$ ), และเวกเตอร์เอาต์พุต ( $a$ )



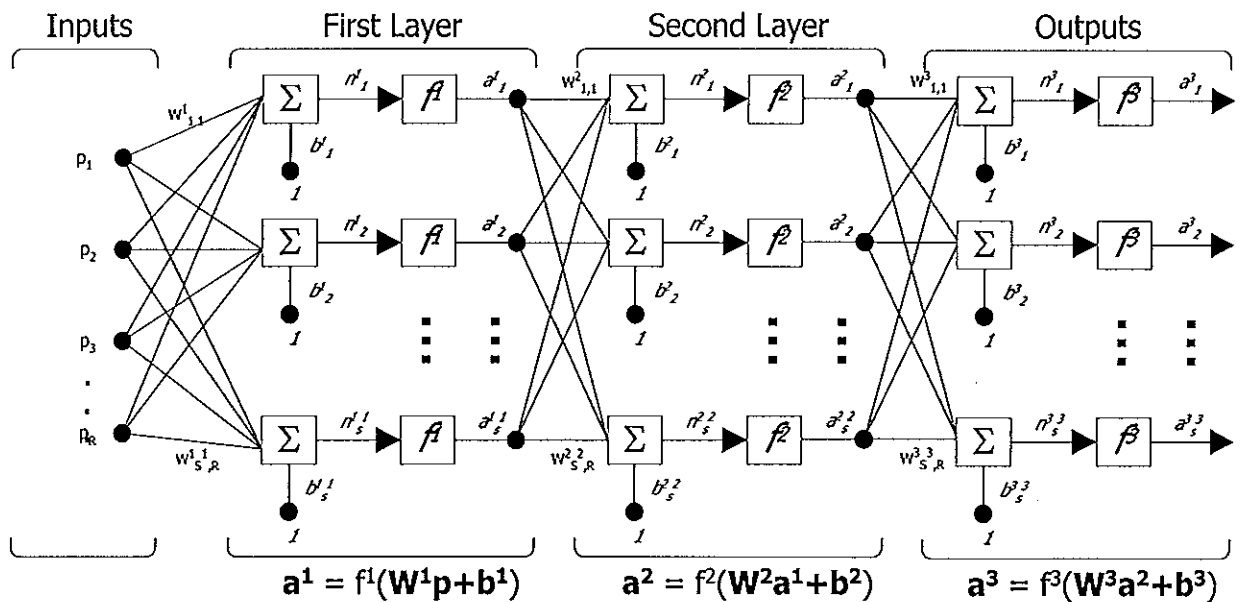
ภาพประกอบ 3-4 เซลล์ประสาทชั้นเดียว

โดย  $W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \dots & W_{1,R} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \dots & W_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{S,1} & W_{S,2} & \dots & W_{S,R} \end{bmatrix}$ ,  $p = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix}$ ,  $b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_s \end{bmatrix}$  และ  $a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_s \end{bmatrix}$

3.2.3.2 เซลล์ประสาทหลายชั้น

ภาพประกอบ 3-5 แสดงเซลล์ประสาทหลายชั้น โดยตัวเลขยกกำลังเป็นตัวเลขกำกับชั้น ชั้นที่มีอินพุตเป็นอินพุตของโครงข่ายเรียกว่าชั้นอินพุต (Input Layer), ชั้นที่มีเอาต์พุตเป็นเอาต์พุตของโครงข่ายเรียกว่าชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ส่วนชั้นอื่นๆเรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden Layer)

ในการเรียกชื่อโครงสร้างของโครงข่ายจะเรียกตามโครงสร้างของแต่ละชั้น เช่น โครงข่าย "2-4-1" จะหมายถึง โครงข่ายที่มี 1 ชั้นอินพุต 1 ชั้นซ่อนและ 1 ชั้นเอาต์พุต โดยในชั้นอินพุตจะมี 2 อินพุต ในชั้นซ่อนจะมี 4 เซลล์ และในชั้นเอาต์พุตจะมี 1 เอาต์พุต เป็นต้น



ภาพประกอบ 3-5 เซลล์ประสาทหลายชั้น

จากภาพประกอบ 3-5 จะได้สมการเอาต์พุตของชั้นซ่อนชั้นแรกเป็น

$$\mathbf{a}^1 = f^1(\mathbf{W}^1\mathbf{p} + \mathbf{b}^1) \quad (3-3)$$

สมการเอาต์พุตของชั้นซ่อนชั้นที่สองจะได้

$$\mathbf{a}^2 = f^2(\mathbf{W}^2\mathbf{a}^1 + \mathbf{b}^2) \quad (3-4)$$

และสมการเอาต์พุตของชั้นเอาต์พุตจะได้ว่า

$$\mathbf{a}^3 = f^3(\mathbf{W}^3\mathbf{a}^2 + \mathbf{b}^3) \quad (3-5)$$

โดย เวกเตอร์อินพุต ( $\mathbf{p}$ ), เมทริกซ์ของค่าน้ำหนัก ( $\mathbf{W}$ ), เวกเตอร์ไบอัส ( $\mathbf{b}$ ) และ เวกเตอร์เอาต์พุต ( $\mathbf{a}$ ) มีลักษณะเหมือนในเซลล์ประสาทชั้นเดียว

### 3.2.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท [ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล, 2541]

โครงข่ายประสาทแต่ละโครงข่าย ต้องมีการหาค่าน้ำหนักและค่าไบอัสที่เหมาะสม การปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเพื่อหาค่าที่เหมาะสมนี้เรียกว่า การเรียนรู้ของโครงข่าย การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทแบ่งได้ 3 ประเภทดังนี้

#### 1. แบบปรับค่าน้ำหนักโดยมีผู้สอน (Supervised Learning)

ก่อนที่จะทำการทดสอบโครงข่าย จะต้องมีการสอนโครงข่ายก่อน โดยการใช้เอาต์พุตเป้าหมายเป็นตัวสอน เช่น กฎการเรียนรู้ของ Perceptron, กฎการเรียนรู้ของ Widrow-Hoff, กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation) เป็นต้น

#### 2. แบบปรับค่าน้ำหนักโดยไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

จะใช้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัส เช่น กฎอินสตาร์ (Instar Rules), กฎเอาต์สตาร์ (Outstar Rules), กฎการเรียนรู้แบบแข่งขัน (Competitive Learning) เป็นต้น

#### 3. แบบ Reinforcement Learning

คล้ายการปรับค่าน้ำหนักแบบมีผู้สอน ยกเว้นการแสดงค่าเอาต์พุต กล่าวคือ จะให้ค่าเอาต์พุตเป็นค่าเกรดหรือสกอร์ โดยค่าเกรดหรือสกอร์นี้จะเป็นค่าที่ใช้วัดสมรรถภาพของโครงข่าย



### 3.2.5 การนำโครงข่ายประสาทไปประยุกต์ใช้งาน

1. การควบคุมคุณภาพและกระบวนการผลิตทางอุตสาหกรรม เช่น การจำแนกผลไม้ที่ดีออกจากผลไม้ที่เสีย การจำแนกชนิดผลไม้ตามรูปร่างและขนาด เป็นต้น
2. การแก้ปัญหาที่มีข้อมูลสับสนขาดความสมบูรณ์ เช่น ในกรณีที่มีสัญญาณรบกวน เป็นต้น
3. งานในด้านการจดจำ เช่น การจดจำเสียง หรือจดจำอินพุตต้นแบบ
4. การวินิจฉัยโรคทางการแพทย์ เช่น การวินิจฉัยว่าเป็นผู้ป่วยหรือเป็นคนปกติ เป็นต้น
5. การวิเคราะห์คาดคะเนในด้านการเงิน และการบริหารข้อมูล เช่น การวิเคราะห์ความเป็นไปได้ของหุ้น
6. งานทางด้านอิมเมจกับการประมวลผลสัญญาณ เช่น การกำจัดสัญญาณรบกวน การจดจำและจำแนกรูปภาพ เป็นต้น

### 3.3. ประเภทของโครงข่ายที่ใช้ในการวิจัย

#### 3.3.1 โครงข่าย ADALINE

โครงข่าย ADALINE (Adaptive Linear Neural Network) หรือโครงข่ายที่ใช้การเรียนรู้ของ Widrow-Hoff โดยในการเรียนรู้ชนิดนี้ มีดัชนีที่สมรรถนะคือ ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาด (Least Mean Square Error)

การเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE สามารถสรุปได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 สมมติค่าน้ำหนัก ( $W$ ), ค่าไบอัส ( $b$ ) และค่าอัตราการเรียนรู้ ( $\alpha$ ) เริ่มต้นให้แก่

โครงข่ายประสาท

ขั้นที่ 2 ป้อนอินพุต  $p(k)$  ให้แก่โครงข่าย

ขั้นที่ 3 คำนวณหาค่าเอาต์พุต  $a(k)$  ของโครงข่ายประสาท

$$a(k) = f(Wp(k) + b) \quad (3-6)$$

ขั้นที่ 4 หาค่าความผิดพลาด  $e(k)$  จากผลต่างของเอาต์พุตเป้าหมาย  $t(k)$  กับ เอาต์พุตของโครงข่ายประสาท  $a(k)$

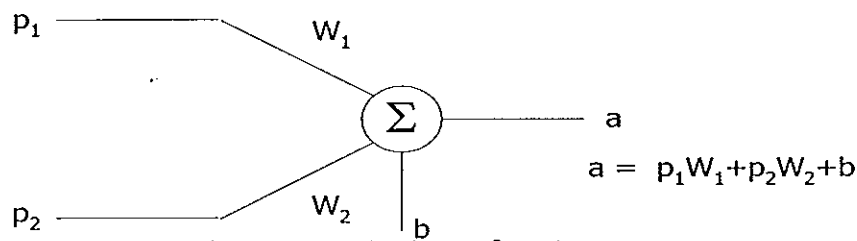
$$e(k) = t(k) - a(k) \quad (3-7)$$

ขั้นที่ 5 ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

$$w(k+1) = w(k) + 2\alpha e(k)p(k) \quad (3-8)$$

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \quad (3-9)$$

ขั้นที่ 6 กลับไปเริ่มทำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 ใหม่จนกว่าจะได้ค่าเอาต์พุตตามที่ต้องการ (สมการที่ 3-8) และ 3-9) นี้ในบางครั้งเราเรียกว่า กฎเดลต้า หรือกฎการเรียนรู้ของ Widrow-Hoff โดยเป็นสมการที่สำคัญในการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของ Adaptive Filter ซึ่งจะกล่าวถึงรายละเอียดของ Adaptive Filter ในหัวข้อ 3.4 ต่อไป



### 3.3.2 โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation)

โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับ พัฒนาโดยรูเมลฮาร์ท (Rumelhart) ซึ่งได้นำเสนอในปี ค.ศ. 1986 โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับนี้มีพื้นฐานมาจากกฎการเรียนรู้ของ Widrow-Hoff (โครงข่าย ADALINE) และมีดัชนีที่สมรรถนะคือ ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาด (Least Mean Square Error) เช่นเดียวกัน ประกอบด้วยโครงข่าย 3 ชั้น

- 1) ชั้นอินพุต (Input Layer)
- 2) ชั้นซ่อน (Hidden Layer)
- 3) ชั้นเอาต์พุต (Output Layer)

ในทางปฏิบัติชั้นซ่อนสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น

หมายเหตุ ต่อไปจะขอเรียกโครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับนี้ว่า โครงข่าย BP

การเรียนรู้ของโครงข่าย BP สามารถสรุปได้ดังนี้

สมมติมีชั้นของโครงข่ายทั้งหมด M ชั้น คือตั้งแต่ชั้นที่ 1 ถึง M

ชั้นที่ 1 สมมติค่าน้ำหนัก, ค่าไบอัส และค่าอัตราการเรียนรู้ เริ่มต้นให้แก่โครงข่ายประสาทในแต่ละชั้น

ชั้นที่ 2 ป้อนอินพุต  $p(k)$  ให้แก่โครงข่าย

ชั้นที่ 3 คำนวณหาค่าเอาต์พุต  $a(k)$  ของโครงข่ายประสาท

$$\text{ชั้นที่ } 1 \text{ ถึง } M \quad a^{m+1}(k) = f^{m+1}(W^{m+1}a^m(k) + b^{m+1}) \quad (3-10)$$

โดย  $m = 0, 1, 2, \dots, M-1$

ขั้นที่ 4 หาค่าความผิดพลาด  $e(k)$  จากผลต่างของเอาต์พุตเป้าหมาย  $t(k)$  กับ เอาต์พุตของโครงข่ายประสาท  $a(k)$

$$e(k) = t(k) - a(k) \tag{3-11}$$

ขั้นที่ 5 แพร่ความไว ( $s$ ) กลับผ่านโครงข่าย

$$\text{ขั้นสุดท้าย} \quad s^M(k) = -2F^M(n^M(k))(t(k) - a(k)) \tag{3-12}$$

$$\text{ขั้นต่อไป} \quad s^m(k) = F^m(n^m)(W^{m+1})^T s^{m+1} \tag{3-13}$$

โดย  $F^m(n)$  คือค่าอนุพันธ์ของทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันในชั้นนั้นๆ และ  $m = M-1, \dots, 3, 2, 1$

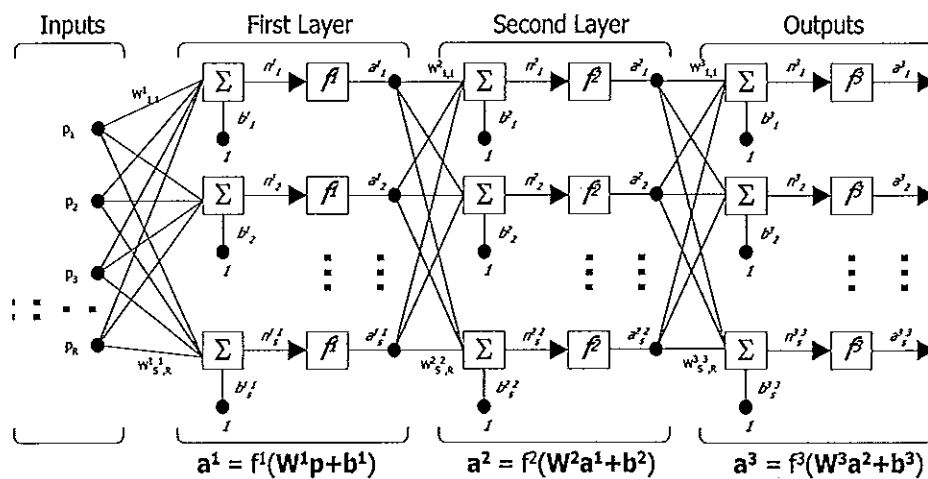
ขั้นที่ 6 ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

$$w^m(k+1) = w^m(k) - \alpha s^m(k) a^{m-1}(k)^T \tag{3-14}$$

$$b^m(k+1) = b^m(k) - \alpha s^m(k) \tag{3-15}$$

โดย  $m = 1, 2, \dots, M$

ขั้นที่ 7 กลับไปเริ่มทำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 ใหม่จนกว่าจะได้ค่าเอาต์พุตที่ต้องการ



ภาพประกอบ 3-7 ตัวอย่างของโครงข่าย BP

### 3.3.3 โครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับแบบที่มีการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ (Variable Learning Rate Back Propagation)

เป็นโครงข่ายที่ใช้หลักการเดียวกับโครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับ แต่จะมีวิธีการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง ประกอบด้วยโครงข่าย 3 ชั้น

- 1) ชั้นอินพุต (Input Layer)
- 2) ชั้นซ่อน (Hidden Layer)
- 3) ชั้นเอาต์พุต (Output Layer)

หมายเหตุ ต่อไปจะขอเรียกโครงข่ายที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบแพร่กลับแบบที่มีการปรับค่าอัตราการเรียนรู้นี้ว่า โครงข่าย VLBP

การเรียนรู้ของโครงข่าย VLBP สามารถสรุปได้ดังนี้

สมมติมีชั้นของโครงข่ายทั้งหมด  $M$  ชั้น คือตั้งแต่ชั้นที่  $m=1,2,3, \dots, M-1, M$

ชั้นที่ 1 สมมติค่าน้ำหนัก, ค่าไบอัส, ค่าอัตราการเรียนรู้ และค่าโมเมนตัม (momentum,

$\gamma$ ) เริ่มต้นให้แก่โครงข่ายประสาทในแต่ละชั้น

ชั้นที่ 2 ถึงชั้นที่ 5 จะมีขั้นตอนเหมือนกับโครงข่าย ที่มีการเรียนรู้แบบ Back

Propagation ทุกขั้นตอน

ชั้นที่ 6 ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

$$w^m(k+1) = w^m(k) + \gamma(w^m(k) - w^m(k-1)) - (1-\gamma)s^m(k)a^{m-1}(k)^T \quad (3-16)$$

$$b^m(k+1) = b^m(k) + \gamma(b^m(k) - b^m(k-1)) - (1-\gamma)s^m(k) \quad (3-17)$$

โดย  $m = 1,2, \dots, M$

ชั้นที่ 7 ป้อนอินพุต  $p(k)$  ค่าเดิมให้แก่โครงข่าย

ชั้นที่ 8 คำนวณหาค่าเอาต์พุต  $a(k)$  รอบถัดไปของโครงข่ายประสาท

$$\text{ชั้นที่ 1 ถึง } M \quad a^{m+1}(k) = f^{m+1}(W^{m+1}a^m(k) + b^{m+1}) \quad (3-18)$$

โดย  $m = 1,2, \dots, M$

ชั้นที่ 9 หาค่าความผิดพลาด  $e(k)$  รอบถัดไปจากผลต่างของเอาต์พุตเป้าหมาย  $t(k)$  กับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาท  $a(k)$  ที่ได้

$$e(k) = t(k) - a(k) \quad (3-19)$$

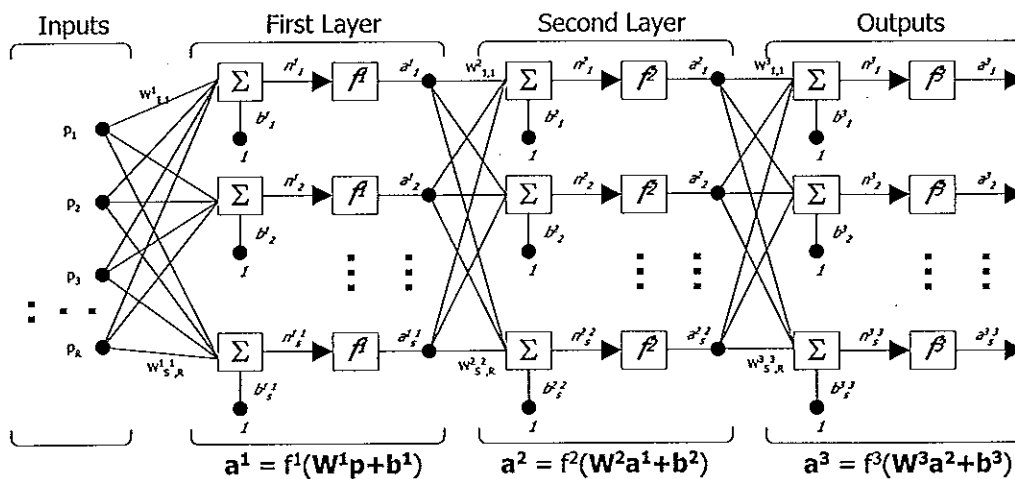
ขั้นที่ 10 เปรียบเทียบผลต่างระหว่างค่าความผิดพลาดกำลังสองในชั้นตอนที่ 4 กับชั้นตอนที่ 9 โดยพิจารณาเป็น 3 เงื่อนไขดังนี้

กรณีที่ 1. หากค่าความผิดพลาดกำลังสอง (คิดจากอินพุตตัวเดิม) มีค่าเพิ่มขึ้นมากกว่า Z% (ค่าที่นิยมใช้คือ 1-5%) ค่าน้ำหนักตัวใหม่ที่ได้จะไม่นำมาใช้ และค่าอัตราการเรียนรู้จะถูกคูณด้วยค่าคงที่  $\rho$  ที่มีค่าน้อยกว่า 1 และค่าโมเมนตัมจะต้องมีค่าเป็นศูนย์

กรณีที่ 2. หากค่าความผิดพลาดกำลังสอง (คิดจากอินพุตตัวเดิม) มีค่าลดลง ค่าน้ำหนักใหม่ที่ได้หลังจากการปรับค่าน้ำหนักจะถูกนำมาใช้งาน และค่าอัตราการเรียนรู้จะถูกคูณด้วยค่า  $\eta$  ที่มีค่ามากกว่า 1 ส่วนค่าโมเมนตัมจะมีค่าเท่ากับค่าเดิม (ก่อนถูกปรับให้เป็นศูนย์)

กรณีที่ 3. หากค่าความผิดพลาดกำลังสอง (คิดจากอินพุตตัวเดิม) มีค่าเพิ่มขึ้นน้อยกว่า Z% (ค่าที่นิยมใช้คือ 1-5%) ค่าน้ำหนักตัวใหม่ที่ได้จะถูกนำมาใช้งาน โดยค่าอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัมไม่เปลี่ยน

ขั้นที่ 11 กลับไปเริ่มทำตั้งแต่ชั้นตอนที่ 2 ใหม่จนกว่าจะได้ค่าเออร์ทพุตที่ต้องการ



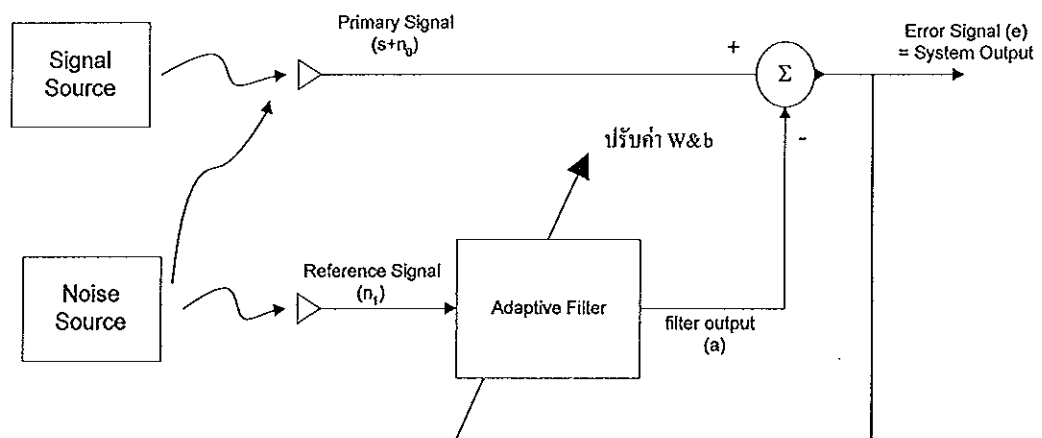
ภาพประกอบ 3-8 ตัวอย่างของโครงข่าย VLBP

### 3.4 หลักการพื้นฐานของ Adaptive Filter และการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter

#### 3.4.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

##### หลักการพื้นฐานของการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter

สมมติให้สัญญาณที่วัดได้ซึ่งในที่นี้จะเรียกว่าสัญญาณปฐมภูมิ (Primary Signal or Measured Signal;  $m$ ) คือสัญญาณข่าวสาร (Information Signal;  $s$ ) ที่มีสัญญาณรบกวน (Noise Signal;  $n_0$ ) ปนอยู่ ส่วนสัญญาณอ้างอิง (Reference Signal) คือสัญญาณรบกวน (Noise Signal;  $n_1$ ) ที่มีการเปลี่ยนแปลงเฟสหรือขนาดโดยจะป้อนให้กับ Adaptive Filter เพื่อสร้างสัญญาณเอาต์พุตของฟิลเตอร์ (Output Signal,  $a$ ) ขึ้นมาเพื่อไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด (Error Signal;  $e(t)$ ) ซึ่งก็คือสัญญาณข่าวสารที่มีการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว และทำการป้อนสัญญาณความผิดพลาดนี้กลับให้แก่ Adaptive Filter เพื่อทำการปรับค่าน้ำหนัก ( $w$ ) และค่าไบอัส ( $b$ ) ของ Adaptive Filter ดังภาพประกอบ 3-9 ซึ่งแสดงถึงหลักการในการใช้ Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวน [Widrow, B., 1985]



ภาพประกอบ 3-9 Adaptive filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สมมติให้สัญญาณ  $s, n_0, n_1$  และ  $a$  มีคุณสมบัติทางสถิติไม่แปรผันตามเวลา (Statistical Stationary) โดยสัญญาณ  $s$  ไม่มีความสัมพันธ์ (Uncorrelated) กับสัญญาณ  $n_0$  และ  $n_1$  แต่สัญญาณ  $n_1$  มีความสัมพันธ์ (Correlated) กับสัญญาณ  $n_0$

สัญญาณความผิดพลาดซึ่งก็คือสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (System Output,  $e$ ) คือ

$$e = (s + n_0) - a \quad (3-20)$$

$$e = s + (n_0 - a) \quad (3-21)$$

ยกกำลังสองทั้งสองข้าง

$$e^2 = s^2 + 2(n_0 - a)s + (n_0 - a)^2 \quad (3-22)$$

หาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ

$$E[e^2] = E[s^2] + E[(n_0 - a)^2] + 2E[s(n_0 - a)] \quad (3-23)$$

เนื่องจากสัญญาณ  $s$  ไม่มีความสัมพันธ์ (Uncorrelated) กับสัญญาณ  $n_0$  และ  $n_1$  และไม่มี ความสัมพันธ์กับสัญญาณ  $a$  ดังนั้นเทอมสุดท้ายของสมการ 3-23 จะมีค่าเท่ากับศูนย์ และจะได้ สมการใหม่เป็น

$$E[e^2] = E[s^2] + E[(n_0 - a)^2] \quad (3-24)$$

ทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของ Adaptive filter เพื่อที่จะหาค่าต่ำสุดของค่ากำลัง ของสัญญาณเอาต์พุต (Output Power,  $E[e^2]$ ) โดยจะไม่ส่งผลต่อค่ากำลังของสัญญาณขาเข้า (Signal Power,  $E[s^2]$ ) และได้สมการค่าต่ำสุดของค่ากำลังของสัญญาณเอาต์พุตเป็น

$$E_{\min}[e^2] = E[s^2] + E_{\min}[(n_0 - a)^2] \quad (3-25)$$

หรือกล่าวคือเมื่อ Adaptive Filter ถูกปรับค่าน้ำหนักและไบอัสจนค่ากำลังของสัญญาณ เอาต์พุตมีค่าต่ำที่สุดจะทำให้ ค่าของ  $E[(n_0 - a)^2]$  มีค่าต่ำที่สุดนั่นเอง

ดังนั้นจึงพิจารณาได้ว่าค่าเอาต์พุตของ Adaptive Filter ( $a$ ) จึงเป็นค่ากำลังสองต่ำสุด (Least Square) โดยประมาณที่ดีที่สุดของสัญญาณรบกวน (Noise Signal,  $n_0$ )

และจากสมการที่ 3-21

$$e = s + n_0 - a \quad (3-26)$$

นั่นคือ

$$e - s = n_0 - a \quad (3-27)$$

$$E(e - s)^2 = E(n_0 - a)^2 \quad (3-28)$$

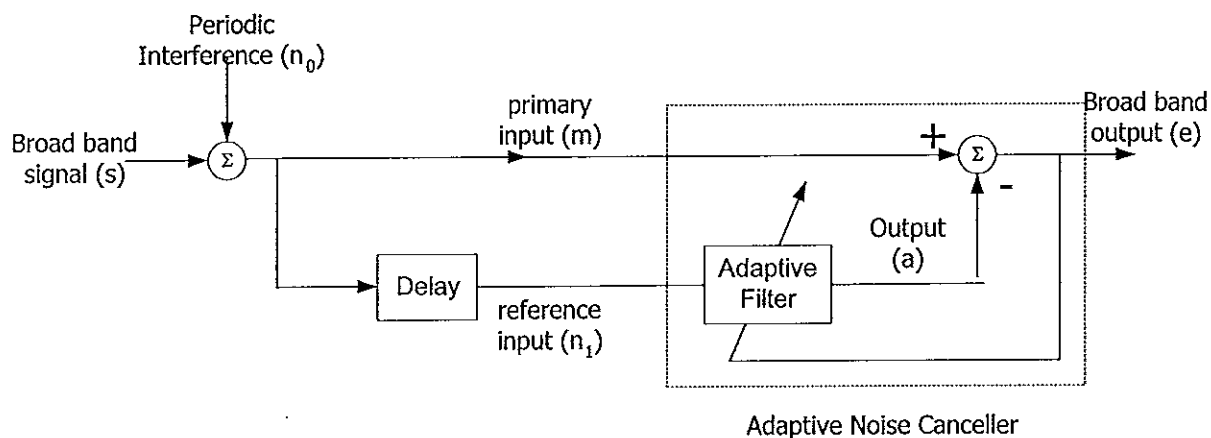
ดังนั้นเมื่อค่า  $E[(n_0 - a)^2]$  มีค่าต่ำที่สุดจึงทำให้ค่าของ  $E[(e - s)^2]$  มีค่าต่ำที่สุดด้วย กล่าวคือ เป็นการทำให้ค่าสัญญาณความผิดพลาดหรือ เหาท์พุดของระบบ (System Error,  $e$ ) เป็นค่าต่ำสุดกำลังสอง (Least Square) ซึ่งเป็นการประมาณค่าที่ดีที่สุดของสัญญาณข่าวสารที่เราต้องการ ( $s$ ) ด้วยเช่นกัน

### 3.4.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ที่ได้กล่าวมาในหัวข้อ 3.4.1 จะเป็นการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอกเป็นอินพุตให้แก่ Adaptive Filter ซึ่งในกรณีนี้สามารถใช้ได้ก็ต่อเมื่อเราทราบถึงคุณสมบัติของสัญญาณรบกวนที่มารบกวน แต่มีหลายกรณีที่สัญญาณข่าวสาร (ที่เป็นสัญญาณ Broad Band) ถูกรบกวนโดยสัญญาณรบกวนที่เป็นคาบ (Periodic Interference) และไม่ทราบถึงคุณลักษณะของสัญญาณรบกวนนี้ หรือกล่าวคือไม่สามารถผลิตสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (External Reference Input) เพื่อป้อนให้แก่ Adaptive Filter ได้ เช่น กรณีการกำจัดสัญญาณเสียงฮัมหรือเสียงตรงของสัญญาณรบกวนจากการฟังการบรรยายหรือการประชุมคอนเสิร์ต ในกรณีเช่นนี้เราสามารถใช้เวลาที่มีช่วงเวลาในการหน่วงที่คงที่ค่าหนึ่ง (fixed delay) ของสัญญาณที่วัดได้ (สัญญาณปฐมภูมิ) ทำหน้าที่เป็นสัญญาณอ้างอิงเพื่อป้อนให้แก่ Adaptive Filter แทน โดยช่วงเวลาในการหน่วงเวลาที่ใช้ควรมีช่วงที่ยาวเพียงพอที่จะทำให้ส่วนของสัญญาณข่าวสารที่ป้อนให้แก่ Adaptive Filter ไม่มีความสัมพันธ์กับสัญญาณปฐมภูมิ

จากภาพประกอบ 3-10 แสดงถึง Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก Adaptive Filter จะ ทำการผลิตเหาท์พุด ( $a$ ) เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน ( $n_0$ ) และนำไปหักล้างจากสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์สุดท้ายที่ได้จากระบบคือสัญญาณข่าวสารที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว [B.Widrow, 1985]





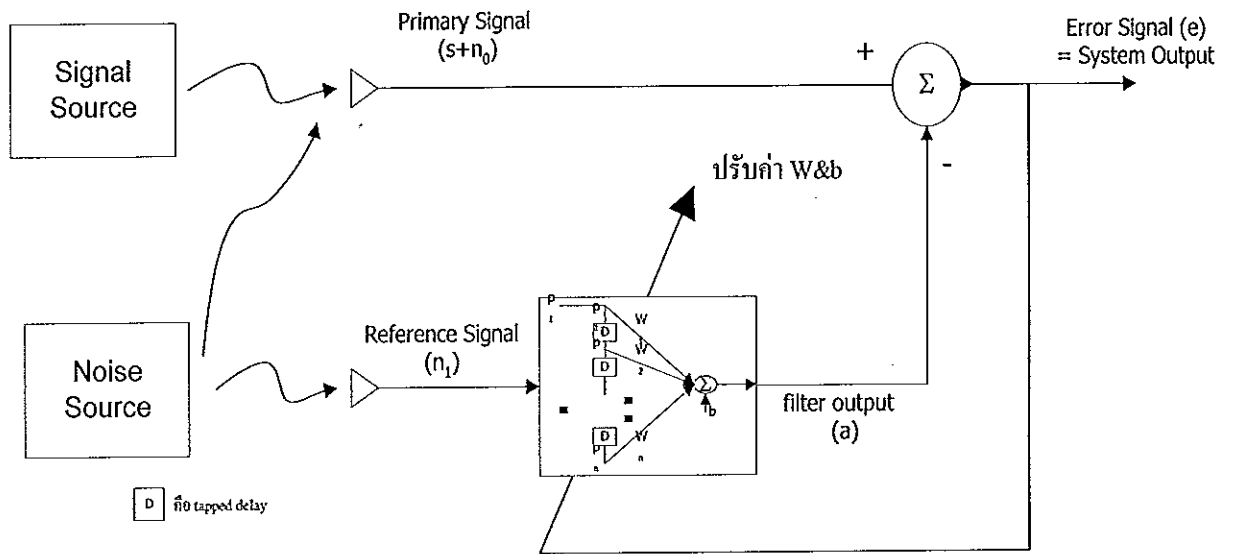
ภาพประกอบ 3-10 Adaptive filter ชนิดที่ไม่ต้องให้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

### 3.5 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter

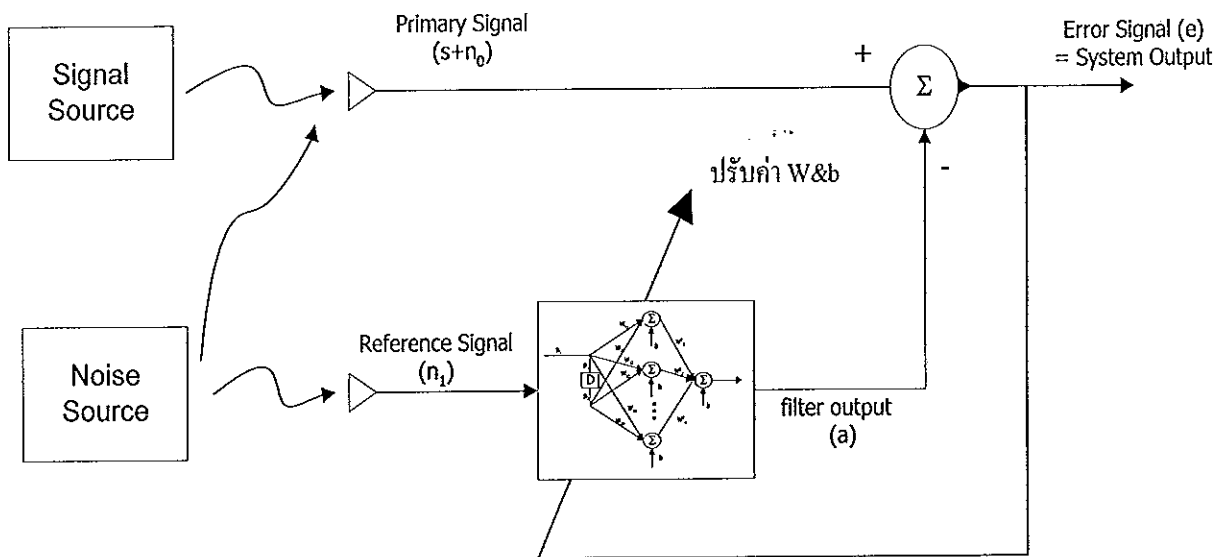
Adaptive Filter ในภาพประกอบที่ 3-9 และ 3-10 จะถูกแทนที่ด้วยโครงข่ายประสาทที่มีการเรียนรู้แบบต่างๆตามที่ได้กล่าวมาในหัวข้อ 3-3 โดยอินพุตที่ป้อนให้แก่โครงข่ายคือสัญญาณอ้างอิง โครงข่ายจะทำการคำนวณหาค่าเอาต์พุตและนำไปหักล้างกับสัญญาณปฐมภูมิจะได้เป็นสัญญาณความผิดพลาด และนำสัญญาณความผิดพลาดนี้ไปทำการปรับค่าน้ำหนักตามกฎการเรียนรู้ของแต่ละโครงข่าย สัญญาณความผิดพลาดที่ได้นี้จะป้อนเป็นสัญญาณข่าวสารที่ต้องการที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว โดยมีรายละเอียดดังภาพประกอบที่ 3-11 ถึง 3-14

ภาพประกอบ 3-11 แสดงถึงการประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ทำการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ส่วนภาพประกอบที่ 3-12 แสดงถึงโครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP ที่ประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

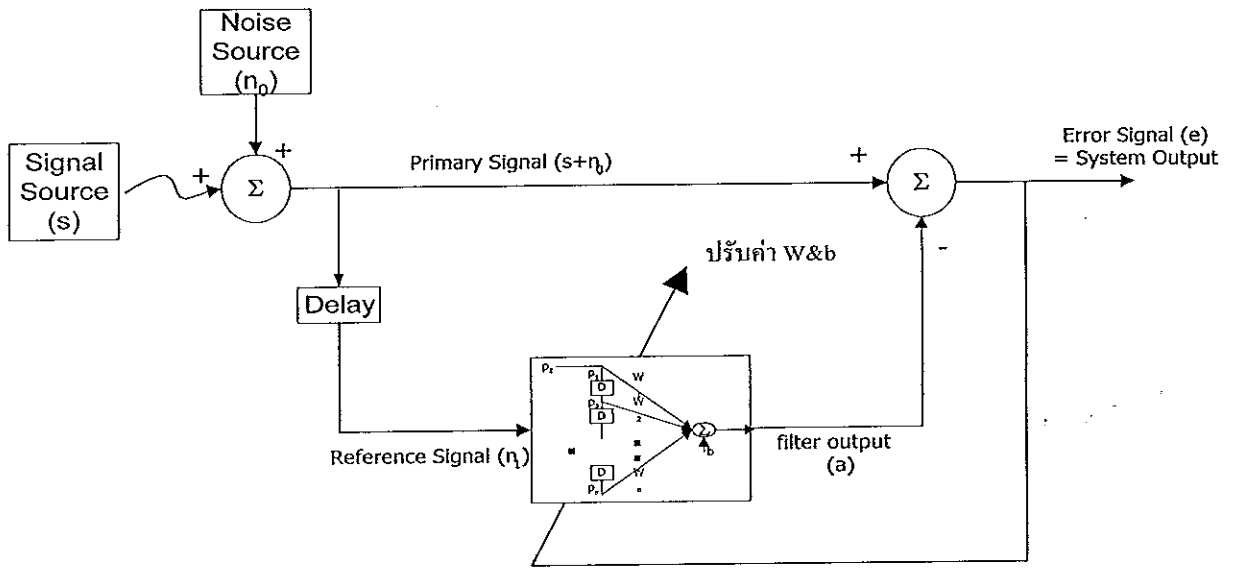
ภาพประกอบ 3-13 แสดงถึงการประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และภาพประกอบที่ 3-14 แสดงถึงโครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP ที่ประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



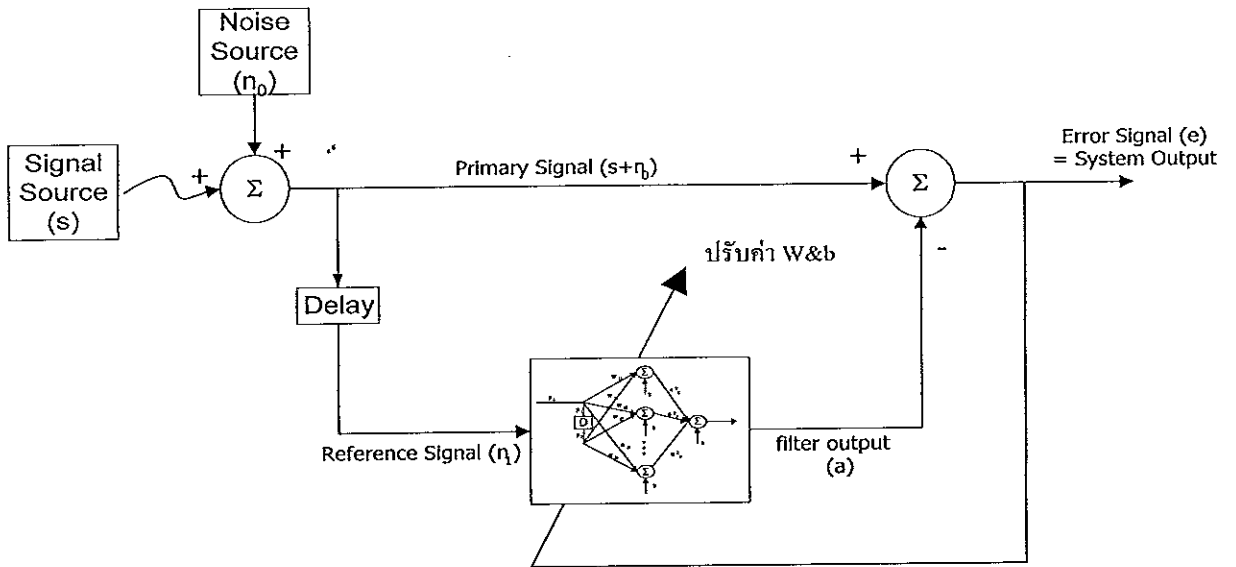
ภาพประกอบ 3-11 การประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter (แบบที่มีการใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)



ภาพประกอบ 3-12 การประยุกต์ใช้โครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP เป็น Adaptive Filter (แบบที่มีการใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)



ภาพประกอบ 3-13 การประยุกต์ใช้โครงข่าย ADALINE เป็น Adaptive Filter (แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

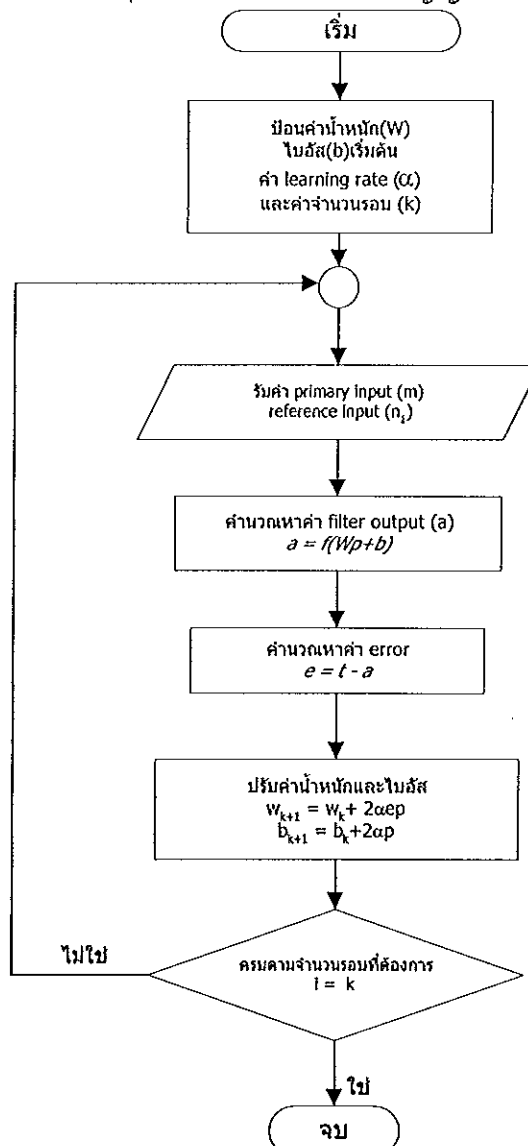


ภาพประกอบ 3-14 การประยุกต์ใช้โครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP เป็น Adaptive Filter (แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

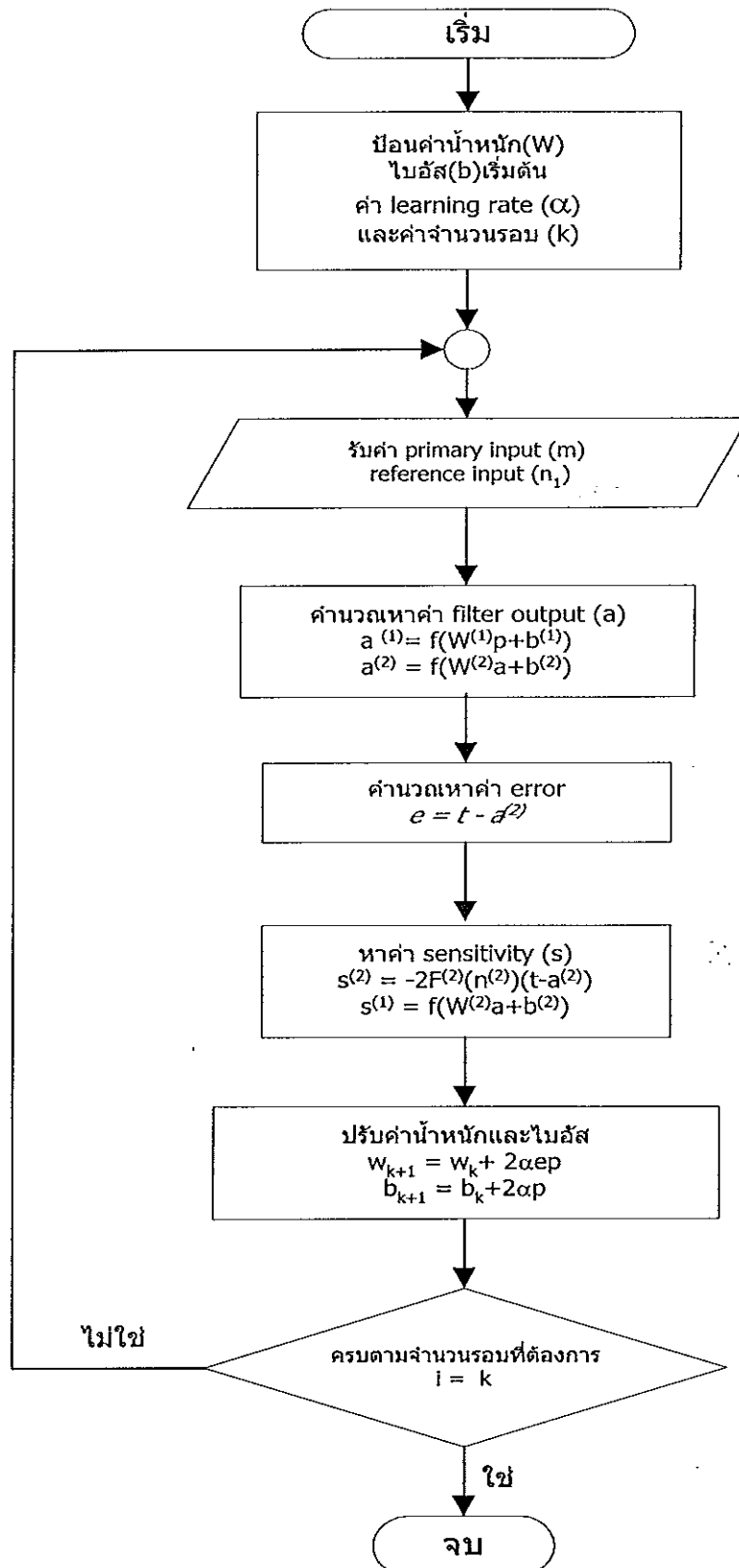
### 3.6 การพัฒนาโปรแกรมเพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive filter

การพัฒนาโปรแกรมในการวิจัยนี้ จะใช้โปรแกรม Matlab Version 5 ในการประมวลผล และใช้โปรแกรม Labview Version 5 ในการวิเคราะห์สัญญาณ

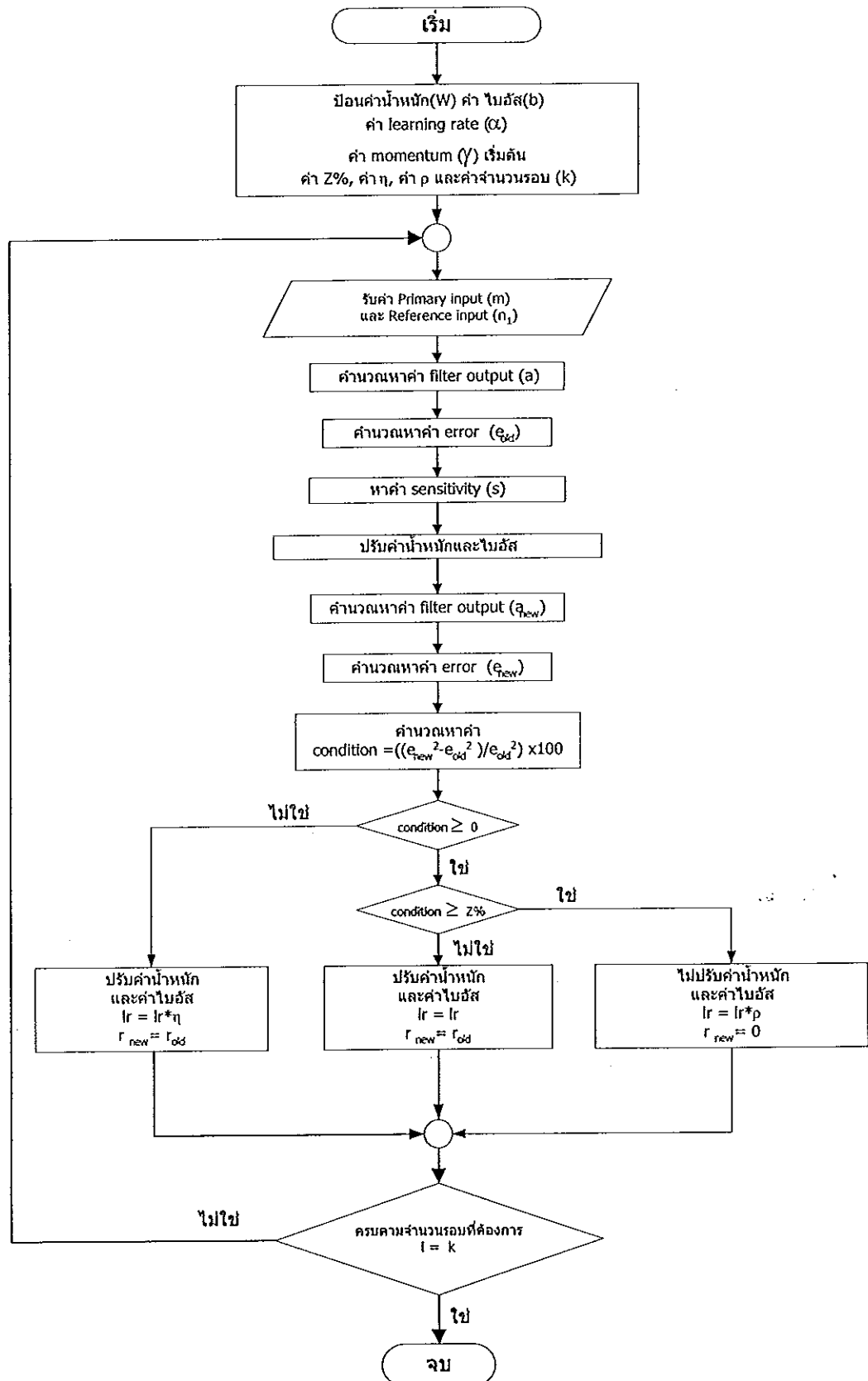
โดยการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter จะใช้กฎการเรียนรู้ของโครงข่าย จากหัวข้อ 3.3 มาประยุกต์ใช้กับหลักการเบื้องต้นของ Adaptive Filter ในหัวข้อ 3.4 จะได้ โพลซาร์ทดังภาพประกอบ 3-15 ถึง 3-17 ซึ่งเป็นโพลซาร์ทที่แสดงการทำงานของโปรแกรมที่เขียนขึ้น เพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และภาพประกอบ 3-18 ถึง 3-20 เป็นโพลซาร์ทที่แสดงการทำงานของโปรแกรมที่เขียนขึ้น เพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



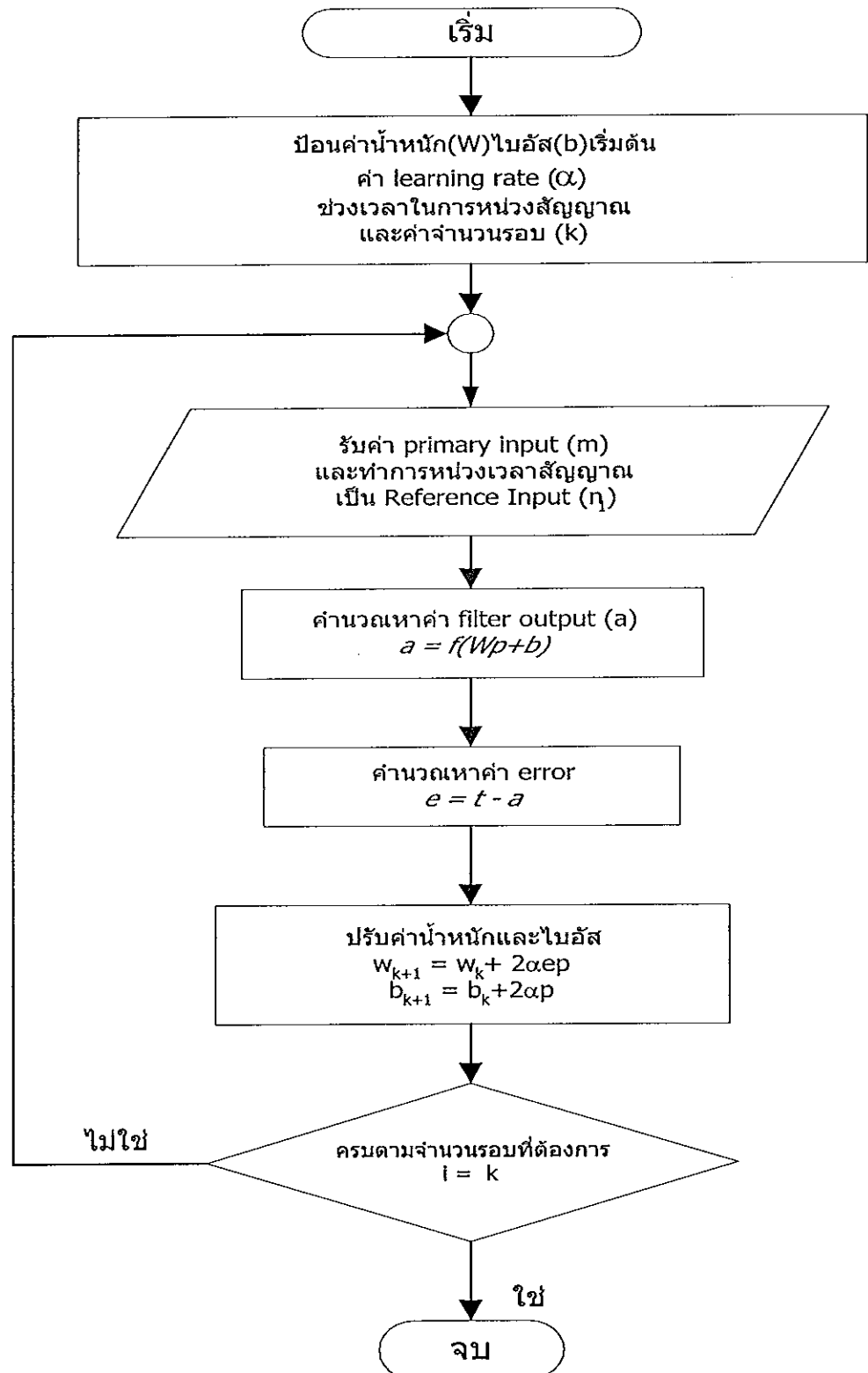
ภาพประกอบ 3-15 โพลซาร์ทการทำงานของโครงข่าย ADALINE ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



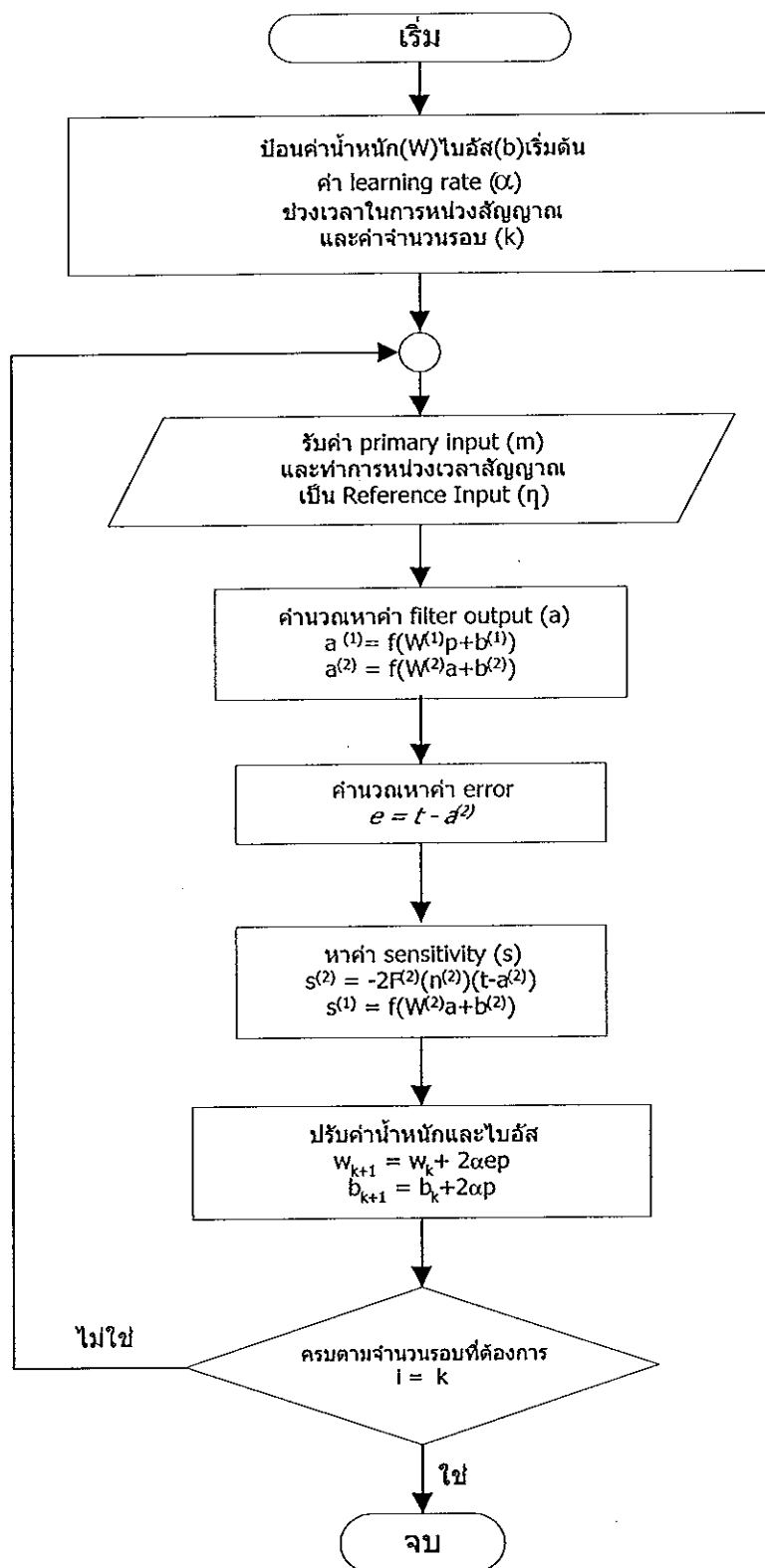
ภาพประกอบ 3-16 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย BP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



ภาพประกอบ 3-17 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย VLBP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

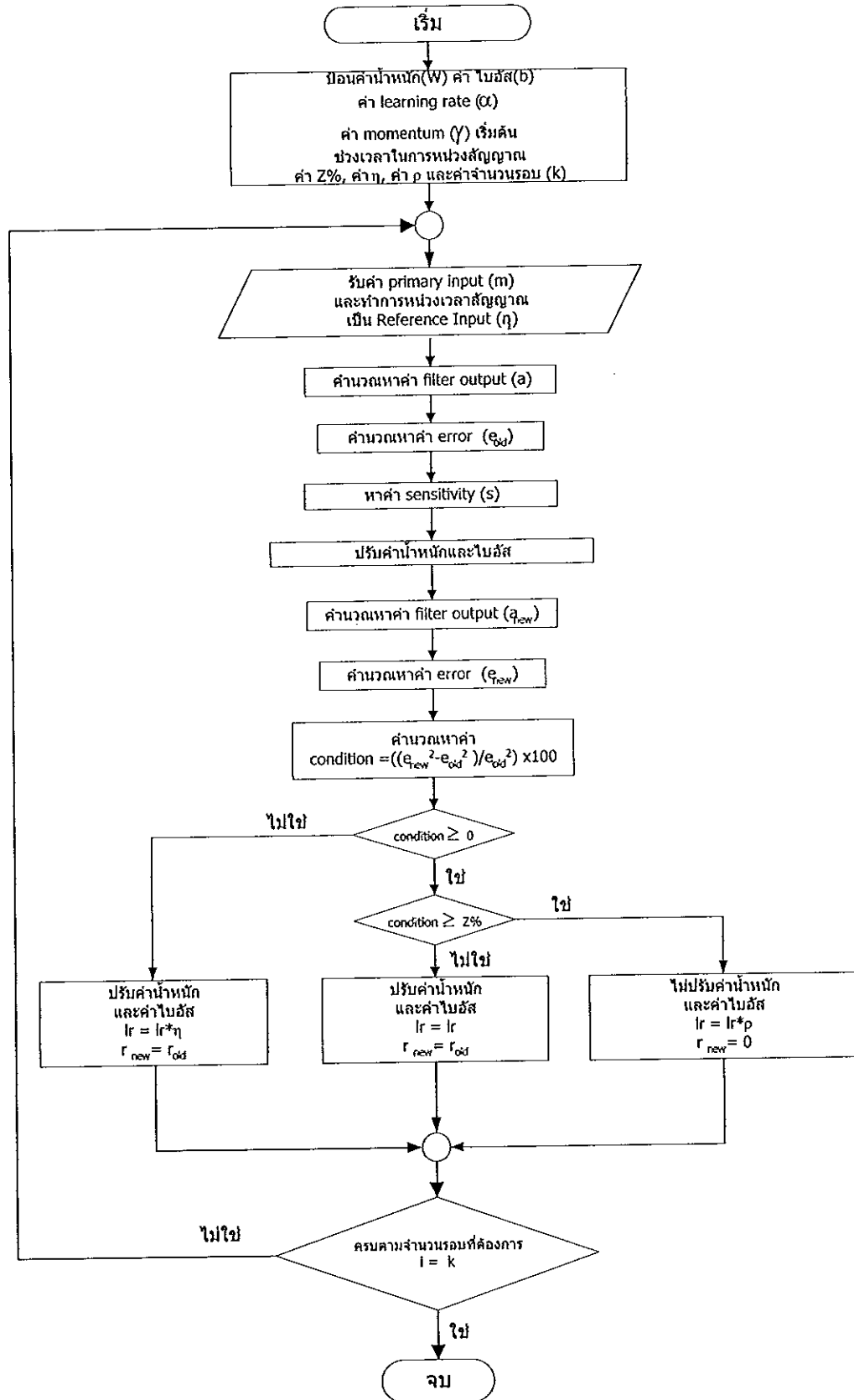


ภาพประกอบ 3-18 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย ADALINE ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



ภาพประกอบ 3-19 โพลซาร์ทการทำงานของโครงข่าย BP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก





ภาพประกอบ 3-20 โฟลชาร์ทการทำงานของโครงข่าย VLBP ในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

หมายเหตุ 1.) ในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย จะทำการคำนวณทั้งหมดเป็นจำนวน 2000 รอบ และในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณ SEPs ในการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน จะใช้จำนวนรอบในการคำนวณเท่ากับ 150 รอบ ส่วนในการทดสอบกับสัญญาณจริงจะใช้จำนวนรอบในการคำนวณเท่ากับ 200 รอบ

2.) หลังจากการคำนวณครบตามจำนวนรอบ จะนำสัญญาณเอชทีพีทีที่ได้มาทำการวิเคราะห์หาค่าดัชนีชี้วัด โดยได้แสดงรายละเอียดไว้ในบทที่ 4

## บทที่ 4

### ผลการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาท

ในบทนี้เป็นผลที่ได้จากการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาทจากการวัดสัญญาณ 2 ประเภท ได้แก่ สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายซึ่งมีสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณชานันต์ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ และสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) ที่มีสัญญาณรบกวนคือสัญญาณ Stimulus Artifact (SA)

โดยในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โครงข่ายประสาทจะทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter ที่มีเทคนิคในการกำจัดสัญญาณรบกวนอยู่ 2 แบบ ได้แก่ แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและแบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ส่วนในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากสัญญาณ SEPs จะใช้เฉพาะ Adaptive Filter แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

#### 4.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน 50 เฮิร์ตซ์ ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

การทดลองนี้จะเป็นการกำจัดสัญญาณรบกวนชานันต์ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ทำการจำลองขึ้นมาโดยจะแบ่งเป็น 2 การทดลองย่อย ได้แก่ การประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

โดยในการพิจารณาว่าโครงข่ายชนิดใดสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีกว่ากันจะพิจารณาจากค่าดัชนีต่อไปนี้

1.) ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio, S/N) ของสัญญาณเอาต์พุต คำนวณได้จากสมการ

$$\frac{S}{N} = 10 \log \frac{P_s}{P_N} \quad [\text{dB}] \quad (4-1)$$

โดย  $P_s$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัม (Power Spectrum) ของสัญญาณเอชท์พุดใน ส่วนความถี่ที่ไม่ใช่ 50 เฮิร์ตซ์

$P_N$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัม ของสัญญาณเอชท์พุดในส่วนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์

ในการพิจารณาถ้าค่าของอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนมีค่ามากแสดงว่า สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี

## 2.) รูปร่างของสัญญาณเอชท์พุด

เป็นการเปรียบเทียบรูปร่างของสัญญาณเอชท์พุดกับสัญญาณเป้าหมายและสัญญาณที่ได้ จากดิจิทัลฟิลเตอร์ชนิดบัตเตอร์เวิร์ท (Band Stop Butterworth Filter 50 เฮิร์ตซ์ Order 4) ว่ามีความเหมือนหรือแตกต่างกันมากน้อยเพียงใดทั้งในแกนเวลาและแกนความถี่

## 3.) จำนวนรอบในการเข้าสู่สภาวะเสถียร (Steady State)

โดยถ้าจำนวนรอบในการลู่เข้าน้อยกว่าแสดงว่าเข้าสู่สภาวะเสถียรได้เร็วกว่า

## 4.) ค่าความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ (m/e)

คำนวณได้จากสมการ

$$\frac{m}{e} = \frac{P_{m50}}{P_{e50}} \quad (4-2)$$

โดย  $P_{m50}$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณที่วัดได้ที่ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์

$P_{e50}$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณเอชท์พุดที่ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ ถ้าค่า m/e มีค่าสูงแสดงว่าจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 เฮิร์ตซ์ได้ดี

## 5.) ค่าความเหมือนระหว่างสัญญาณเอชท์พุดกับสัญญาณเป้าหมายที่ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์

(e/t) คำนวณได้จากสมการ

$$\frac{e}{t} = \frac{P_{e50}}{P_{t50}} \quad (4-3)$$

โดย  $P_{e50}$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณเอาร์ทพุตที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์  
 $P_{i50}$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณเป้าหมายที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์  
 โดยหากค่า  $e/t$  มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าสัญญาณเอาร์ทพุตและสัญญาณเป้าหมายที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์จะมีความเหมือนกัน

#### 6.) ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error, MSE)

คือผลต่างเฉลี่ยระหว่างสัญญาณเอาร์ทพุตกับสัญญาณเป้าหมายยกกำลังสอง ซึ่งคำนวณได้จาก

$$MSE = \sum_{i=0}^{299} \frac{(A_{e_i} - A_{i_i})^2}{N} \quad (4-4)$$

โดย  $A_o$  คือขนาดของสัญญาณเอาร์ทพุต

$A_i$  คือขนาดของสัญญาณเป้าหมาย

$N$  คือจำนวนจุด

ในการพิจารณา หากค่าโครงข่ายใดมีค่า MSE ต่ำแสดงว่าโครงข่ายนั้นมีค่าความผิดพลาดต่ำ

หมายเหตุ ในการคำนวณจะพิจารณาเฉพาะ 300 จุดสุดท้ายในการเปรียบเทียบ ยกเว้นข้อ 3.) ซึ่งจะพิจารณาทั้ง 2000 จุด

#### 4.1.1 การประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สมมติให้สัญญาณเป้าหมาย (Target Signal,  $s(t)$ ) ซึ่งเป็นสัญญาณข่าวสาร (Information Signal) ที่ต้องการเป็นสัญญาณสุ่ม (Random Signal) ที่มีขนาดสูงสุดเท่ากับ 0.1 โวลท์, มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1 และมีความถี่ตั้งแต่ 20 ถึง 500 เฮิรตซ์ โดยมีการกระจายแบบปกติ เพื่อให้สอดคล้องกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ส่วนสัญญาณรบกวน ( $n_o(t)$ ) คือสัญญาณ ชายน์ ความถี่ 50 เฮิรตซ์ และใช้ตัวอย่างในการคำนวณเป็นจำนวน 2,000 จุด

สัญญาณที่วัดได้ (Measured Signal,  $m(t)$ ) ซึ่งเป็นผลรวมระหว่างสัญญาณเป้าหมายกับสัญญาณรบกวนจะถูกป้อนเป็นสัญญาณปฐมภูมิ (Primary Signal) ให้แก่ Adaptive Filter และสัญญาณ  $n_i(t)$  ซึ่งเป็นสัญญาณชายน์ความถี่ 50 เฮิรตซ์ จะทำหน้าที่เป็นสัญญาณอ้างอิง

(Reference Signal) ที่ป้อนให้แก่ Adaptive Filter โดยในกรณีนี้สัญญาณรบกวน  $n_0(t)$  จะเป็นสัญญาณเดียวกันกับสัญญาณอ้างอิง  $n_1(t)$

สัญญาณที่วัดได้และสัญญาณอ้างอิงจะถูกป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทจนวนครบ 2,000 จุด โดยในแต่ละจุดของสัญญาณ โครงข่ายประสาทที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสทุกครั้งพร้อมคำนวณค่าสัญญาณความผิดพลาด (Error Signal;  $e(t)$ ) โดยสัญญาณความผิดพลาดนี้จะเป็นค่าเอาต์พุตของระบบ (system output) ต่อไปจะเรียกสัญญาณความผิดพลาดนี้ว่า สัญญาณเอาต์พุต

### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

1 โครงข่าย ADALINE โดยจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวนแทปดีเลย์ที่ใช้ในการหวนสัญญาณหรือเป็นตัวเพิ่มจำนวนอินพุตเป็นจำนวนตั้งแต่ 0 ถึง 9 แทป และในแต่ละค่าของจำนวนแทป จะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด

2 โครงข่าย BP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว จำนวนแทปดีเลย์จะมีค่าเท่ากับ 0 และ 1 ซึ่งจะทำให้จำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 และ 2 ตามลำดับ ในแต่ละค่าของอินพุต จะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด และทำการทดลองซ้ำที่ค่าที่เหมาะสมนั้นเป็นจำนวน 5 ครั้งจึงทำการหาค่าเฉลี่ยของดัชนีชี้วัดเพื่อนำมาใช้ในการพิจารณา

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย BP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะมี 2 ประเภทคือ ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น Pure-Linear และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Pr-Pr) กับใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น Tan-Sigmoid และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Ts-Pr)

3 โครงข่าย VLBP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวเช่นกัน จำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 และ 2 อินพุต ในแต่ละค่าของอินพุต จะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มต้นเป็นค่าๆเดียวกันของทุกโครงสร้าง และทำการทดลองซ้ำเป็นจำนวน 5 ครั้งเพื่อหาค่าเฉลี่ยของดัชนีชี้วัดเพื่อนำไปพิจารณา

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย VLBP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเช่นเดียวกับโครงข่าย BP

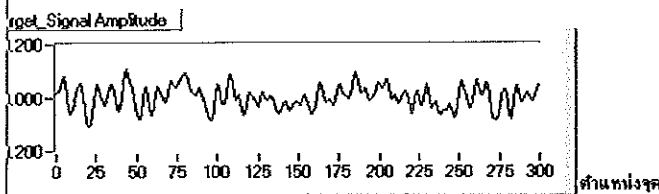
หมายเหตุ ในโครงข่าย ADALINE จะใช้ค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นเป็นศูนย์ แต่ในโครงข่าย BP และ โครงข่าย VLBP จะไม่สามารถใช้ค่าเริ่มต้นเป็นศูนย์ได้ จึงใช้ค่าเริ่มต้นเป็นค่าสุ่มและทำการทดลอง 5 ครั้งแล้วจึงหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ

ภาพประกอบ 4-1 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาท์พุทในแกนเวลา และภาพประกอบ 4-2 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาท์พุทในแกนความถี่ที่ได้จากโครงข่ายแต่ละชนิดที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ที่ดีที่สุด โดยได้ทำการเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมายและสัญญาณที่ได้จากการใช้ดิจิตอลฟิลเตอร์

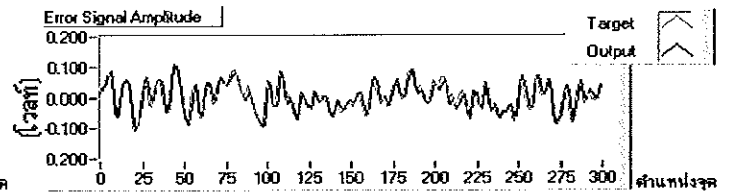
ภาพประกอบที่ 4-1a) เป็นสัญญาณเป้าหมาย, ภาพประกอบที่ 4-1b) คือภาพของสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์, ภาพประกอบที่ 4-1c) คือสัญญาณที่วัดได้หรือสัญญาณเป้าหมายที่มีสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ปนอยู่, ภาพประกอบที่ 4-1d) เป็นสัญญาณเอาท์พุทจากดิจิตอลฟิลเตอร์ชนิดบัตเตอร์เวิร์ท (Band Stop Butterworth Filter 50 เฮิรตซ์ Order 4), ภาพประกอบที่ 4-1e) เป็นสัญญาณเอาท์พุทที่ได้จากโครงข่าย ADALINE (แท้ไปเท่ากับศูนย์), ภาพประกอบที่ 4-1f) เป็นสัญญาณเอาท์พุทจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr โดยมีโครงสร้างเป็น 1-8-1, ภาพประกอบที่ 4-1g) คือสัญญาณเอาท์พุทจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และมีโครงสร้างเป็น 1-6-1, ภาพประกอบที่ 4-1h) คือสัญญาณเอาท์พุทจากโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr และมีโครงสร้างเป็น 1-2-1 และ ภาพประกอบที่ 4-1i) เป็นสัญญาณเอาท์พุทจากโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr โดยมีโครงสร้างเป็น 1-6-1

จากภาพประกอบ 4-1 และ ภาพประกอบ 4-2 พบว่าโครงข่ายทั้ง 5 ชนิดที่ได้กล่าวมานี้ จะมีสัญญาณเอาท์พุทที่มีรูปร่างของสัญญาณในแกนเวลาที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมาย แต่ในส่วนของแกนความถี่จะพบว่าโครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr จะมีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 100 เฮิรตซ์ เพิ่มขึ้นมา

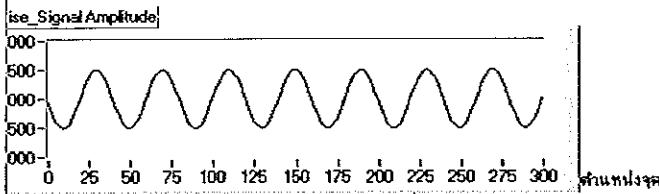
หากพิจารณาสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์พบว่ามีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไปเมื่อเทียบกับสัญญาณเป้าหมาย ซึ่งจะเห็นได้ว่า Adaptive Filter มีข้อดีกว่าดิจิตอลฟิลเตอร์คือจะไม่ทำให้ข่าวสารผิดเพี้ยนไปจากเดิม ในขณะที่ดิจิตอลฟิลเตอร์จะกรองข้อมูลในส่วนของข่าวสารทิ้งไปด้วย



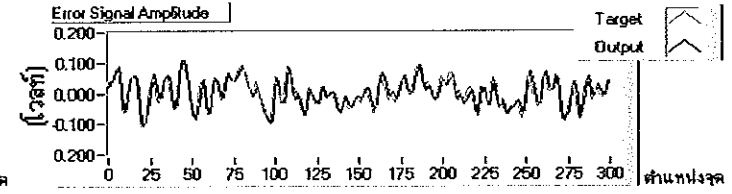
a) สัญญาณเป้าหมาย



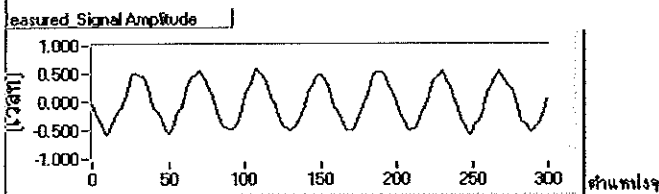
e) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



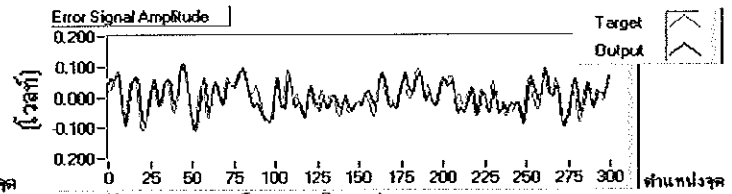
b) สัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์



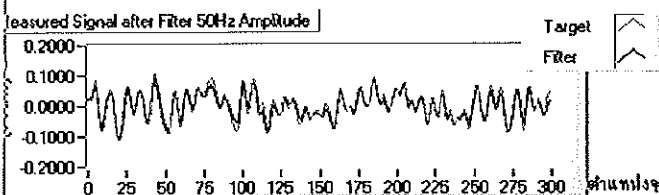
g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



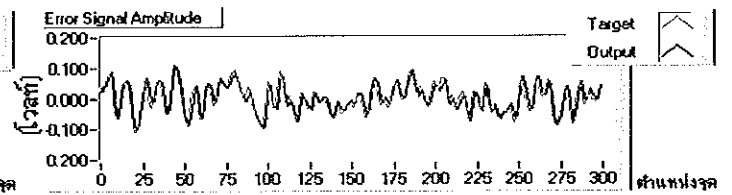
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



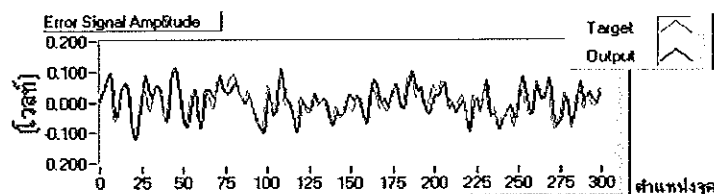
g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



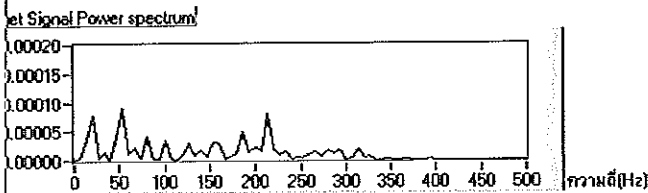
h) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)



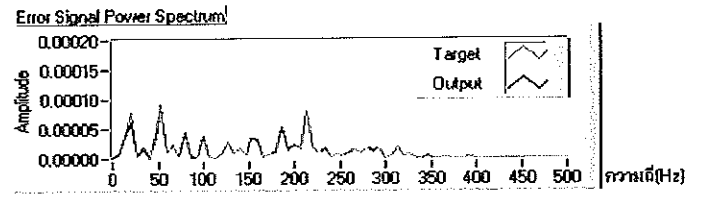
i) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

ภาพประกอบ 4-1 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

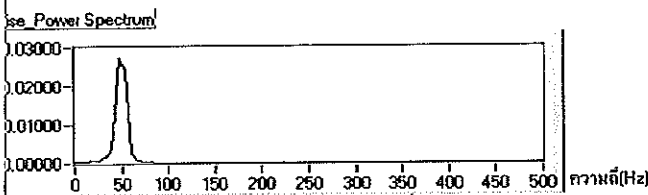




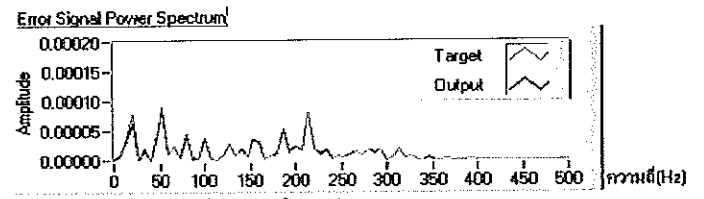
a) สัญญาณเป้าหมาย



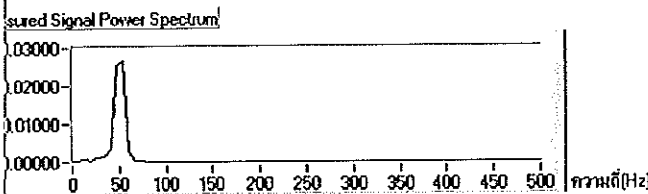
e) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



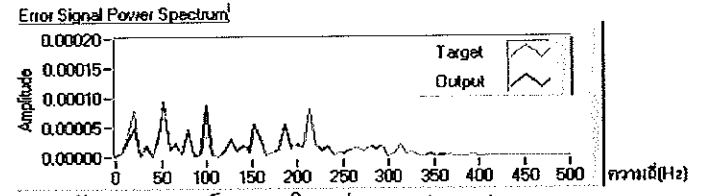
b) สัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์



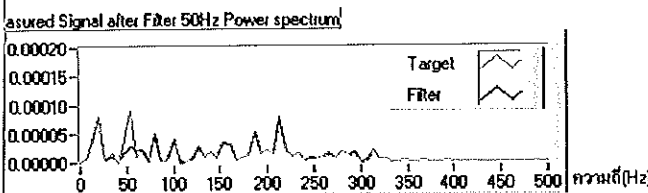
f) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



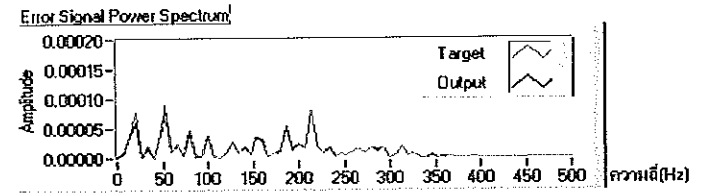
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



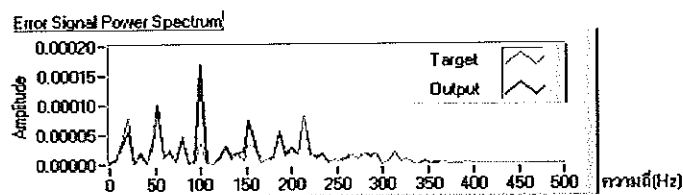
g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



h) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)



i) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

ภาพประกอบ 4-2 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

ตาราง 4-1 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการลู่อู่เข้า (รอบ)	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์	ความเหมือนของสัญญาณที่ 50 เฮิรตซ์	ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสอง
ADALINE	tap = 0	0.012	1000	6.07	333.19	1.01	0.00050
BP (Pr-Pr)	1-8-1	0.002	520	6.16	339.96	0.99	0.00050
BP (Ts-Pr)	1-6-1	0.005	1140	5.25	216.69	1.31	0.00066
VLBP (Pr-Pr)	1-2-1	*	1040	6.03	334.10	1.01	0.00050
VLBP (Ts-Pr)	1-6-1	*	760	6.07	316.92	1.05	0.00058

\* หมายเหตุ โครงข่าย VLBP จะทำการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง และค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของสัญญาณที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $-11.28$  dB

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 4-1 พบว่าโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีจำนวนรอบในการลู่อู่เข้าสู่ค่าเสถียรต่ำที่สุดคือเท่ากับ 520 รอบ มีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงที่สุด (6.16 dB) และมีความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์มากที่สุด (339.96)

เมื่อพิจารณาจากค่าความเหมือนของสัญญาณที่ 50 เฮิรตซ์ พบว่าโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr และโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้ค่าที่ใกล้เคียง 1 มากที่สุด นอกจากนี้ทั้งสามโครงข่ายนี้ยังให้ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองต่ำที่สุดด้วยเช่นกัน (0.00050)

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุด ในการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โดยใช้ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกคือโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr

#### 4.1.2 การประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

ในการทดลองนี้จะใช้สัญญาณต่างๆเช่นเดียวกับในข้อ 4.1.1 กล่าวคือ สมมติให้สัญญาณเป้าหมายซึ่งเป็นสัญญาณข่าวสารที่ต้องการ เป็นสัญญาณสุ่มมีความถี่ตั้งแต่ 20 ถึง 500 เฮิรตซ์ โดยมีการกระจายแบบปกติเพื่อให้สอดคล้องกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ส่วนสัญญาณรบกวนคือสัญญาณชานรด์ความถี่ 50 เฮิรตซ์ และทำการสุ่มตัวอย่างเป็นจำนวน 2,000 จุด

สัญญาณที่วัดได้ซึ่งเป็นผลรวมระหว่างสัญญาณเป้าหมายกับสัญญาณรบกวน จะถูกป้อนเป็นสัญญาณปฐมภูมิให้แก่ Adaptive Filter แต่ในส่วนของสัญญาณอ้างอิงจะใช้สัญญาณที่วัดได้  $(m(t))$  ที่ถูกหน่วงเวลาไว้  $(m(t-1), m(t-2), \dots)$  และทำการปรับช่วงเวลาในการหน่วงสัญญาณ (Delay Length) เป็นค่าต่างๆแทนการใช้สัญญาณอ้างอิงที่ป้อนจากสัญญาณภายนอก

สัญญาณที่วัดได้จะถูกป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทจนครบ 2,000 จุดโดยในแต่ละจุดของสัญญาณโครงข่ายประสาทที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสทุกครั้งพร้อมคำนวณค่าเอาต์พุตของระบบ

#### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

1.โครงข่าย ADALINE โดยจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวนอินพุตเป็นจำนวนตั้งแต่ 0 ถึง 9 แท็บ และในแต่ละค่าของจำนวนแท็บจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ และปรับค่าเวลาในการหน่วงสัญญาณจนกว่าจะได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด

2.โครงข่าย BP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว จำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 ถึง 10 อินพุต ในแต่ละค่าของอินพุตจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ และปรับค่าเวลาในการหน่วงจนกว่าจะได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด ทำการทดลองซ้ำที่ค่าที่เหมาะสมนั้นเป็นจำนวน 5 ครั้งจึงทำการหาค่าเฉลี่ยของดัชนีชี้วัดเพื่อนำมาใช้ในการพิจารณา

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย BP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะมี 2 ประเภทคือ ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกและชั้นที่ 2 เป็น Pr-Pr กับใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกและชั้นที่ 2 เป็น Ts-Pr

3. โครงข่าย VLBP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวเช่นกัน โดยมีจำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 ถึง 10 อินพุต ในแต่ละค่าของอินพุตจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยใช้ค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มต้นเป็นค่าๆเดียวกันของทุกโครงสร้าง ในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าเวลาในการห้วงจนกว่าจะได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด ทำการทดลองซ้ำที่ค่าที่เหมาะสมนั้นเป็นจำนวน 5 ครั้ง จึงทำการหาค่าเฉลี่ยของดัชนีชี้วัดเพื่อนำมาใช้ในการพิจารณา

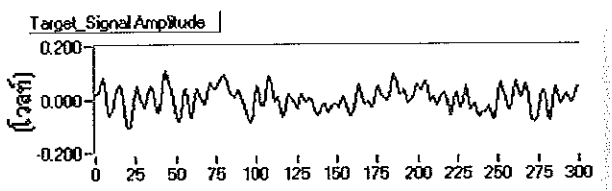
สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย VLBP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเช่นเดียวกับโครงข่าย BP

หมายเหตุ ใช้เงื่อนไขค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายเริ่มต้นเช่นเดียวกับในข้อ 4.1.1.1

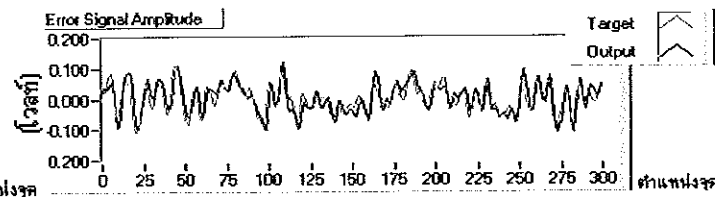
ภาพประกอบ 4-3 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาและภาพประกอบ 4-4 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ ที่ได้จากโครงข่ายแต่ละชนิดที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ที่ดีที่สุด โดยได้ทำการเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมายและสัญญาณที่ได้จากการใช้ดิจิตอลฟิลเตอร์

จากภาพประกอบทั้งสองพบว่า โครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้สัญญาณเอาต์พุตที่มีรูปร่างของสัญญาณในแกนทางเวลาและความถี่ คล้ายสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด ส่วนโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีความผิดเพี้ยนไปเล็กน้อยและโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr จะมีรูปร่างของสัญญาณที่ผิดเพี้ยนไปมากที่สุด

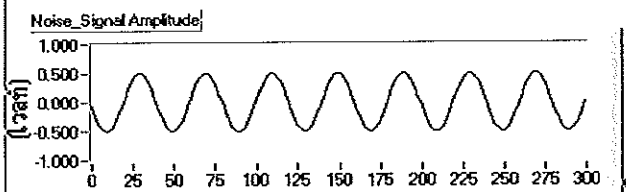
เมื่อเปรียบเทียบสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter กับสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ พบว่า สัญญาณที่ได้จากโครงข่ายประสาทจะยังมีข้อมูลที่มีความถี่ 50 เฮิร์ตซ์หลงเหลืออยู่ ในขณะที่ส่วนของสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ข้อมูลที่มีความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จะถูกลดทอนไปด้วย



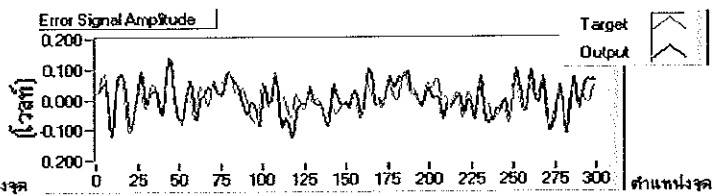
a) สัญญาณเป้าหมาย



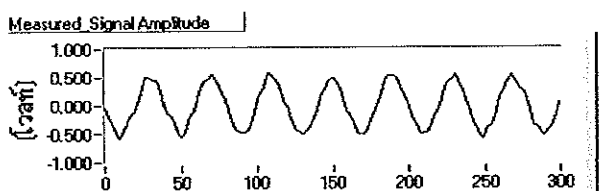
e) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



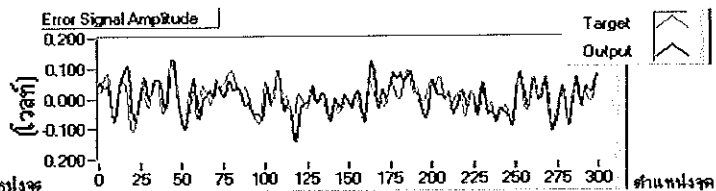
b) สัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์



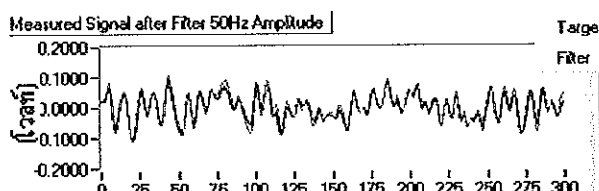
f) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



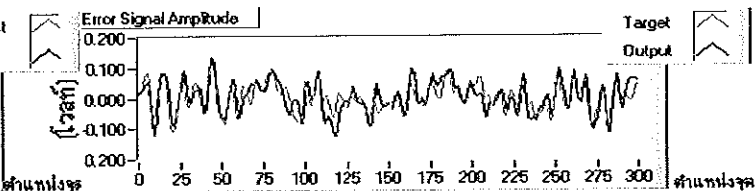
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



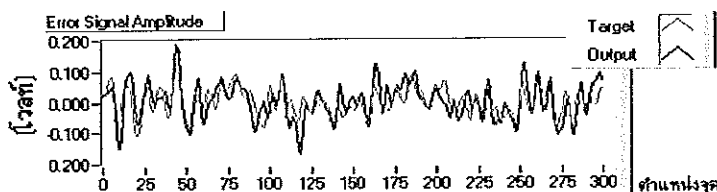
g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์

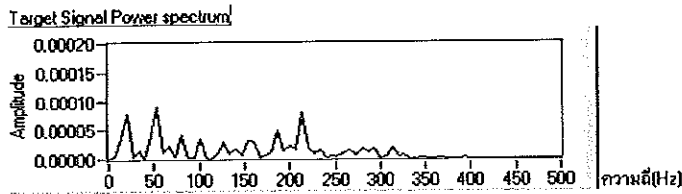


h) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)

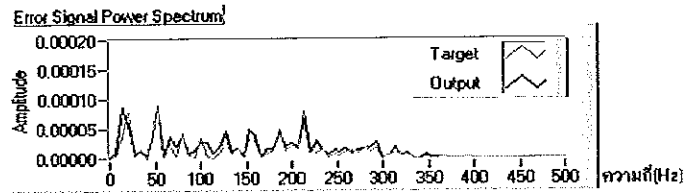


i) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

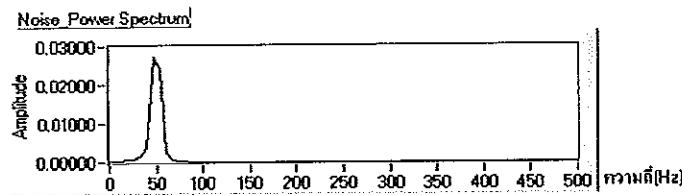
ภาพประกอบ 4-3 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



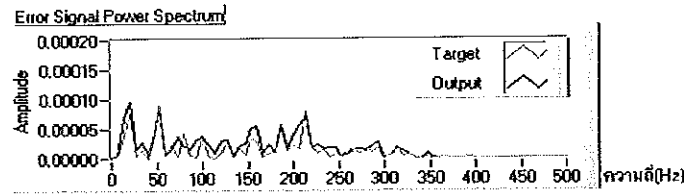
a) สัญญาณเป้าหมาย



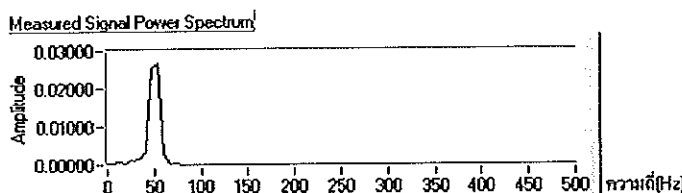
e) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



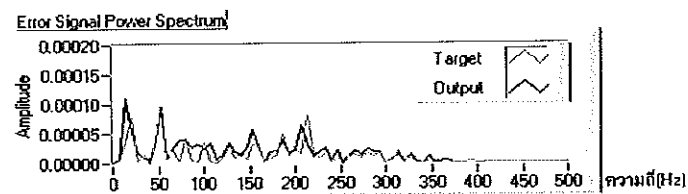
b) สัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์



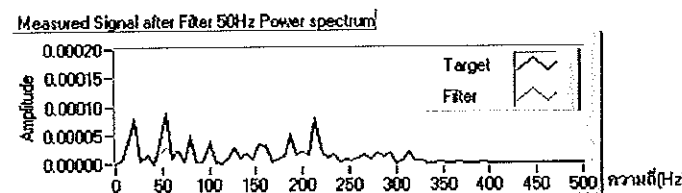
f) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



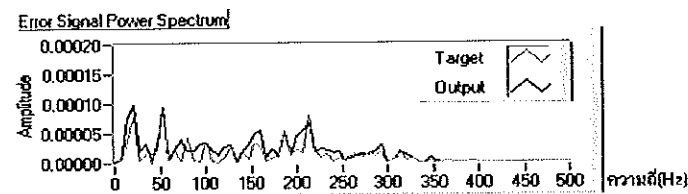
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



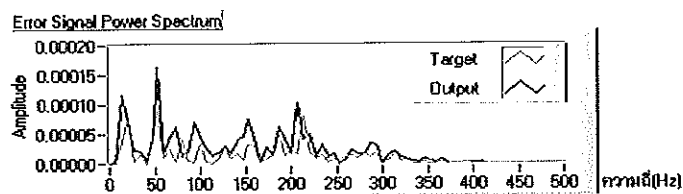
g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



h) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)



i) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

ภาพประกอบ 4-4 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

ตาราง 4-2 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ช่วงเวลาในการหวนวงสัญญาณ	จำนวนรอบในการสุ่มเข้า (รอบ)	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์	ความเหมือนของสัญญาณที่ 50 เฮิรตซ์	ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดยกกำลังสอง
ADALINE	9	0.005	100	300	7.02	324.00	1.04	0.0007
BP (Pr-Pr)	4-4-1	0.008	200	240	7.64	300.28	1.14	0.0013
BP (Ts-Pr)	4-4-1	0.01	200	300	5.15	100.40	2.83	0.0025
VLBP (Pr-Pr)	4-4-1	*	200	280	4.90	85.93	2.72	0.0018
VLBP (Ts-Pr)	4-2-1	*	200	560	4.90	85.93	2.72	0.0021

\* หมายเหตุ โครงข่าย VLBP จะทำการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง และค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนของสัญญาณที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $-11.28$  dB

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 4-2 พบว่าโครงข่าย ADALINE มีความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์มากที่สุด (324.00). มีความเหมือนของสัญญาณที่ 50 เฮิรตซ์ มากที่สุด (1.04) และมีค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาดต่ำที่สุด (0.0007)

ในขณะที่โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีจำนวนรอบในการสุ่มเข้าสู่ค่าเสถียรต่ำที่สุด (240 รอบ) และค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนสูงที่สุด (7.64 dB)

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดในการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ โดยใช้ Adaptive Filter ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกคือโครงข่าย ADALINE

#### 4.2 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact (SA) ออกจากสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs)

ในการทดลองนี้จะแบ่งการทดลองเป็น 3 แบบจำลอง (Model) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายแต่ละแบบ เมื่อเทียบกับขนาดสัญญาณรบกวนที่เปลี่ยนไป ได้แก่ แบบจำลองขนาดเล็ก (Small Model) โดยกำหนดให้จุดยอด (Peak) ของสัญญาณ SA มีค่าสูงกว่าจุดยอดของสัญญาณ SEPs เป็นจำนวน 2 เท่า, แบบจำลองขนาดกลาง (Medium Model) ซึ่งกำหนดให้จุดยอดของสัญญาณ SA มีค่าสูงกว่าจุดยอดของสัญญาณ SEPs เป็นจำนวน 5 เท่า และแบบจำลองขนาดใหญ่ (Large Model) ซึ่งจะมีจุดยอดของสัญญาณ SA สูงกว่าจุดยอดของสัญญาณ SEPs เป็นจำนวน 10 เท่า

สมมติให้สัญญาณเป้าหมายคือสัญญาณ SEPs ส่วนสัญญาณรบกวนคือสัญญาณ SA โดยสัญญาณที่วัดได้ซึ่งเป็นผลรวมระหว่างสัญญาณเป้าหมายกับสัญญาณรบกวน จะถูกป้อนเป็นสัญญาณปฐมภูมิให้แก่ Adaptive Filter และสัญญาณ  $n_1(t)$  ซึ่งเป็นสัญญาณ SA จะทำหน้าที่เป็นสัญญาณอ้างอิงที่ป้อนให้แก่ Adaptive Filter โดยในกรณีนี้สัญญาณรบกวน SA จะเป็นสัญญาณเดียวกันกับสัญญาณอ้างอิง ( $n_1(t)$ )

ชนิดของ Adaptive Filter ที่ใช้กับสัญญาณ SEPs ในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA นี้จะเป็นชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกเท่านั้น เนื่องจากสัญญาณรบกวน SA เป็นสัญญาณที่ไม่ได้มีลักษณะเป็นคาบเวลา (Periodic Signal) จึงไม่สามารถใช้วิธีการของ Adaptive Filter แบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกในการกำจัดสัญญาณรบกวนได้

สัญญาณที่วัดได้และสัญญาณอ้างอิง จะถูกป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทจนครบ 150 จุด โดยในแต่ละจุดของสัญญาณ โครงข่ายประสาทที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสทุกครั้งพร้อมคำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุตของระบบ

สมการที่ใช้ในการจำลองสัญญาณ SEPs [Parsa,Vijay, Parker,Philip A. and Scott, Robert., 1995 : 803 -804] จะใช้สมการที่ 4-5 ในการจำลองสัญญาณ

$$s(n) = KnT(2 - CnT)e^{-CnT} \quad (4-5)$$

โดย K คือค่าขนาด (Scale Factor)

T คืออัตราการสุ่มตัวอย่าง (Sampling Period)

C คือค่าแบนด์วิดท์ (Bandwidth Constant)



สมการที่ใช้ในการจำลองสัญญาณ Stimulus Artifact [Parsa, Vijay and Parker, Philip A., 1998 : 165-179.] จะใช้สมการที่ 4-6 ในการจำลองสัญญาณ

$$H(n) = \begin{cases} 0 & \text{for } n = 0 \\ e^{\frac{-(n-1)}{10}} & \text{for } n = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \quad (4-6)$$

เพื่อที่จะพิจารณาว่าโครงข่ายชนิดใดสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีกว่ากัน จะพิจารณาจากค่าดัชนีต่อไปนี้

1.) ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด (Percent of Peak Reduction)

เป็นค่าผลต่างของค่ายอดของสัญญาณที่วัดได้กับค่ายอดของสัญญาณเอาต์พุต แล้วนำมาเทียบเปอร์เซ็นต์กับสัญญาณที่วัดได้ (ใช้ตำแหน่งจุดยอดของสัญญาณที่วัดได้เป็นตำแหน่งอ้างอิง) คำนวณได้จากสมการ

$$\text{percent of peak reduction} = \left( \frac{P_m - P_e}{P_m} \right) \times 100 \quad (4-7)$$

โดย  $P_m$  คือความสูงของจุดยอดของสัญญาณที่วัดได้

$P_e$  คือความสูงของสัญญาณเอาต์พุตที่ตำแหน่งเดียวกันกับ  $P_m$

ในการพิจารณา ถ้าค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดมีค่าสูงแสดงว่าสามารถกำจัดสัญญาณรบกวน SA ได้ดี

2.) ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนของสัญญาณ (Variance Reduction)

คำนวณได้จากสมการ

$$\text{Variance reduction} = \frac{\sigma_m^2}{\sigma_e^2} \quad (4-8)$$

โดย  $\sigma_m^2$  คือค่าความแปรปรวนของสัญญาณที่วัดได้

$\sigma_e^2$  คือค่าความแปรปรวนของสัญญาณเอาต์พุต

โดยหากโครงข่ายใดมีค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนของสัญญาณสูง แสดงว่าสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี

### 3.) รูปร่างของสัญญาณเอาร์ทพุต

เป็นการเปรียบเทียบรูปร่างของสัญญาณเอาร์ทพุตกับสัญญาณเป้าหมาย

#### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

ใช้โครงข่ายที่มีชนิดและโครงสร้างเช่นเดียวกันกับที่กล่าวมาแล้วในข้อ 4.1.1.1 โดยในการทดลองนี้จะใช้ค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายทั้งสามได้แก่ โครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP และโครงข่าย VLBP เป็นค่าคงที่ชุดหนึ่ง (ในแต่ละโครงข่ายจะใช้ค่าเริ่มต้นเดียวกันสำหรับทุกโครงสร้าง)

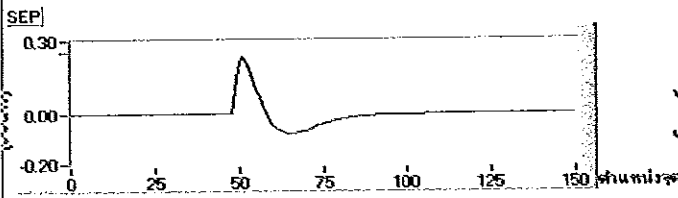
#### 4.2.1 แบบจำลองขนาดเล็ก (Small Model)

ในการทดลองนี้จะกำหนดให้จุดยอดของ สัญญาณ SA มีค่าสูงกว่าจุดยอดของสัญญาณ SEPs เป็นจำนวน 2 เท่า โดยจุดยอดของสัญญาณ SA สูงเท่ากับ 0.46 โวลท์ ในขณะที่จุดยอดของสัญญาณ SEPs สูงเท่ากับ 0.23 โวลท์

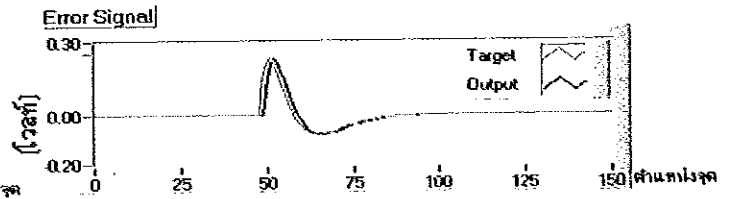
ภาพประกอบ 4-5 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาร์ทพุตที่ได้จากโครงข่ายแต่ละชนิดที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน SA ที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมาย โดยภาพประกอบที่ 4-5a) เป็นสัญญาณเป้าหมาย, ภาพประกอบที่ 4-5b) คือภาพของสัญญาณรบกวน SA, ภาพประกอบที่ 4-5c) คือสัญญาณที่วัดได้หรือสัญญาณเป้าหมายที่มีสัญญาณรบกวน SAปนอยู่, ภาพประกอบที่ 4-5d) เป็นสัญญาณเอาร์ทพุตจากโครงข่าย VLBP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ภาพประกอบที่ 4-5e) เป็นสัญญาณเอาร์ทพุตที่ได้จากโครงข่าย ADALINE, ภาพประกอบที่ 4-5f) เป็นสัญญาณเอาร์ทพุตจากโครงข่าย BP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr, ภาพประกอบที่ 4-5g) สัญญาณเอาร์ทพุตจากโครงข่าย BP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และภาพประกอบที่ 4-5h) สัญญาณเอาร์ทพุตจากโครงข่าย VLBP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr

จากภาพประกอบพบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้รูปร่างของสัญญาณเอาร์ทพุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด, โครงข่าย BP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และโครงข่าย VLBP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr จะมีรูปร่างของสัญญาณเอาร์ทพุตผิดเพี้ยนไปเล็กน้อยในส่วนตรงตำแหน่งบริเวณจุดยอดของ

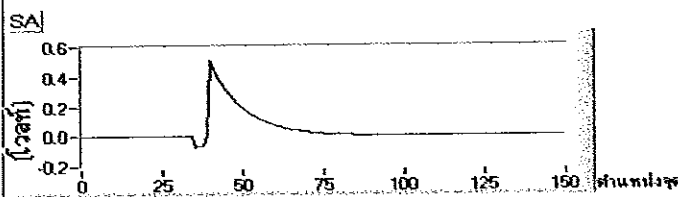
สัญญาณ SA ส่วนโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr พบว่าขนาดของสัญญาณ  
เอาต์พุตจะหดเล็กลง



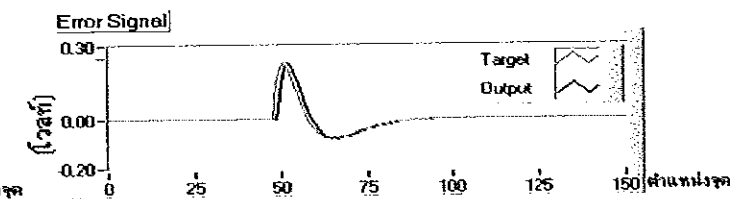
a) สัญญาณเป้าหมาย



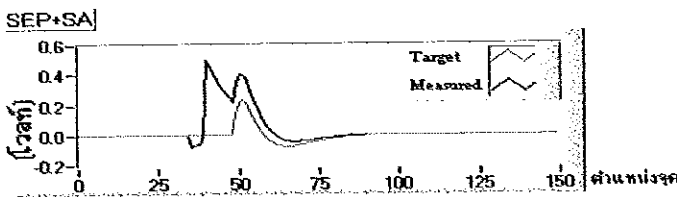
e) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



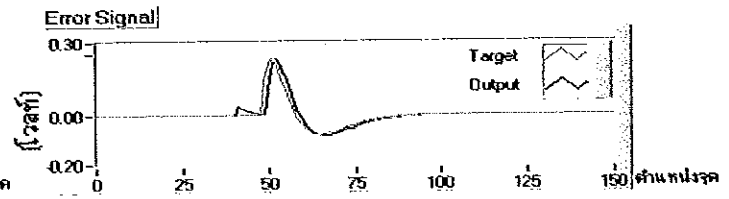
b) สัญญาณรบกวน Stimulus Artifact



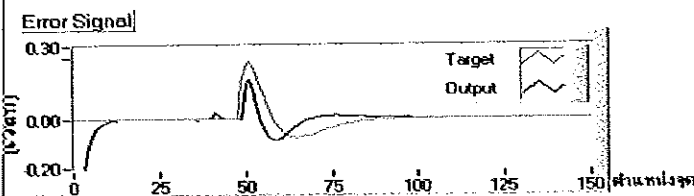
f) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



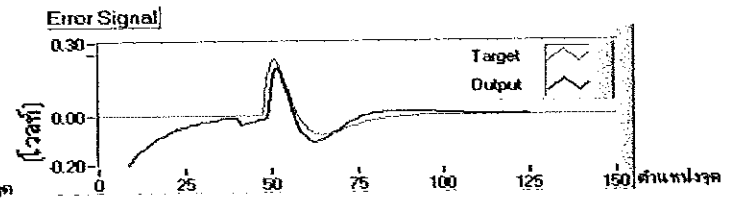
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)



h) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

ภาพประกอบ 4-5 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่าย  
ประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA (แบบจำลองขนาดเล็ก)

ตาราง 4-3 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดเล็ก)

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวน
ADALINE	tap = 9	0.0003	100.00	6.02
BP (Pr-Pr)	2-10-1	0.0002	100.00	6.01
BP (Ts-Pr)	2-10-1	0.001	92.40	5.89
VLBP (Pr-Pr)	2-10-1	*	94.40	2.46
VLBP (Ts-Pr)	2-10-1	*	107.60	1.65

\* หมายเหตุ โครงข่าย VLBP จะทำการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 4-3 พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดเป็น 100% ทั้งสองโครงข่าย โดยเฉพาะโครงข่าย ADALINE ยังให้ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่สูงที่สุดอีกด้วย (6.02) ส่วนโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่ต่ำกว่าโครงข่าย ADALINE เล็กน้อยคือมีค่าเท่ากับ 6.01

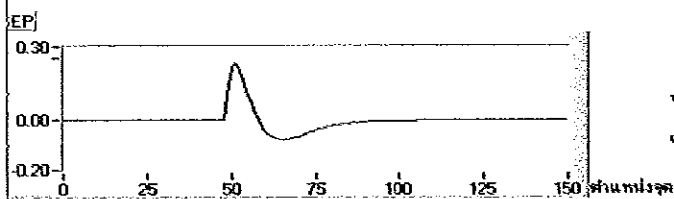
จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดในการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน SA โดยใช้ Adaptive Filter ในแบบจำลองขนาดเล็ก คือ โครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr

#### 4.2.2 แบบจำลองขนาดกลาง (Medium Model)

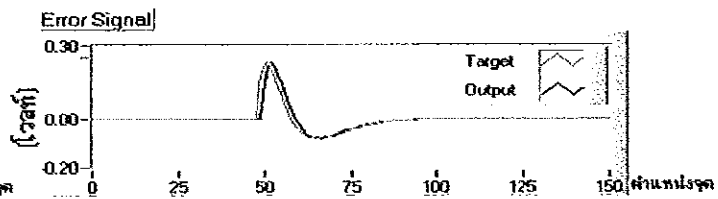
ในการทดลองนี้จะกำหนดให้จุดยอดของ สัญญาณ SA มีค่าสูงกว่าจุดยอดของสัญญาณ SEPs เป็นจำนวน 5 เท่า โดยจุดยอดของสัญญาณ SA สูง เท่ากับ 1.15 โวลท์ ในขณะที่จุดยอดของสัญญาณ SEPs สูงเท่ากับ 0.23 โวลท์

ภาพประกอบ 4-6 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายแต่ละชนิด ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน SA ที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมาย

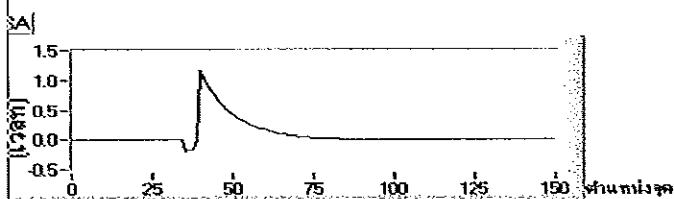
จากภาพประกอบพบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้รูปร่างของสัญญาณเอาต์พุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr จะกำจัดสัญญาณรบกวน SA ได้ไม่ดี ส่วนโครงข่าย VLBP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ขนาดของสัญญาณเอาต์พุตจะเล็กลงและมีส่วนของสัญญาณ SA หลงเหลืออยู่เล็กน้อย



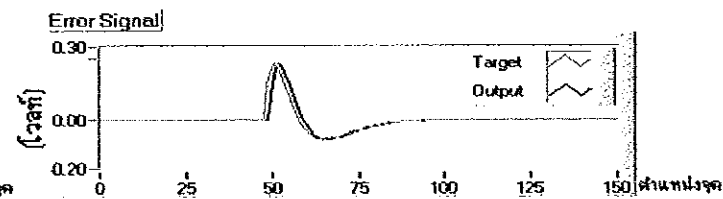
a) สัญญาณเป้าหมาย



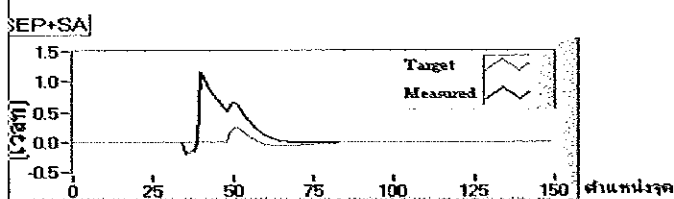
e) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



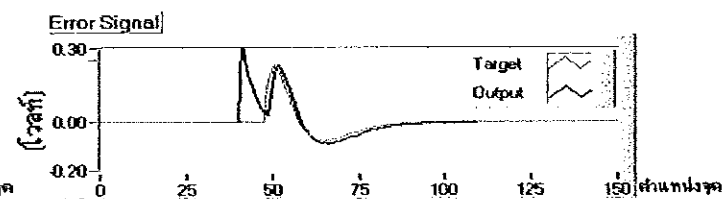
b) สัญญาณรบกวน Stimulus Artifact



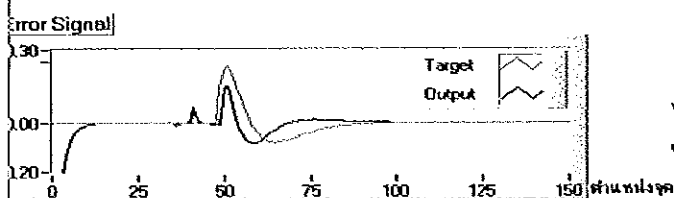
f) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



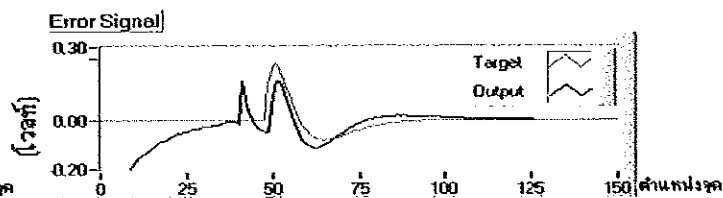
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



g) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)



h) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

ภาพประกอบ 4-6 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA (แบบจำลองขนาดกลาง)

ตาราง 4-4 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด (แบบจำลองขนาดกลาง)

โครงข่าย	โครงสร้าง ที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลด ลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลง ของความแปรปรวน
ADALINE	Tap = 9	0.0001	100.00	24.55
BP (Pr-Pr)	2-10-1	0.0001	100.00	24.52
BP (Ts-Pr)	2-10-1	0.0015	71.13	13.05
VLBP (Pr-Pr)	2-10-1	*	94.43	10.11
VLBP (Ts-Pr)	2-10-1	*	86.09	6.72

\* หมายเหตุ โครงข่าย VLBP จะทำการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 4-4 พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด เป็น 100% ทั้งสองโครงข่าย โดยเฉพาะโครงข่าย ADALINE จะให้ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่สูงที่สุดอีกด้วย (24.55) โดยโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่ต่ำกว่าโครงข่าย ADALINE เล็กน้อย (24.52)

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดในการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน SA โดยใช้ Adaptive Filter ในแบบจำลองขนาดกลาง คือ โครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr

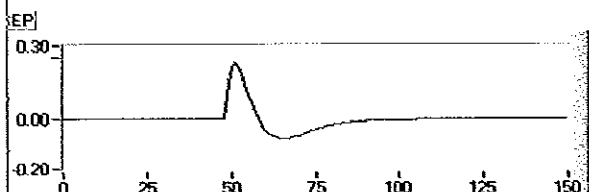
#### 4.2.3 แบบจำลองขนาดใหญ่ (Large Model)

ในการทดลองนี้จะกำหนดให้จุดยอดของ สัญญาณ SA มีค่าสูงกว่าจุดยอดของสัญญาณ SEPs เป็นจำนวน 10 เท่า โดยจุดยอดของสัญญาณ SA สูง เท่ากับ 2.3 โวลต์ ในขณะที่จุดยอดของสัญญาณ SEPs สูงเท่ากับ 0.23 โวลต์

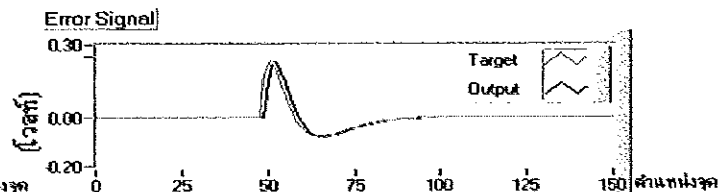
ภาพประกอบ 4-7 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาร์ทพุตที่ได้จากโครงข่ายแต่ละชนิด ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน SA ที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมาย

จากภาพประกอบพบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้รูปร่างของสัญญาณเอาร์ทพุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr จะไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวน SA ได้ ส่วนโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น

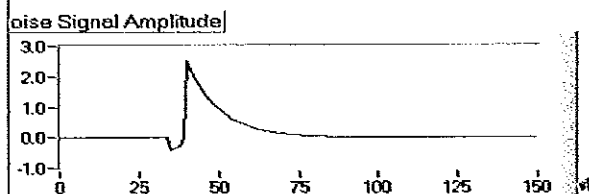
Pr-Pr ขนาดของสัญญาณเอาร์ทัพจะเล็กลงและมีส่วนของสัญญาณ SA หลงเหลืออยู่เป็นจำนวนหนึ่ง



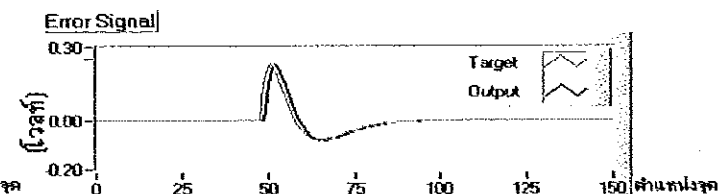
a) สัญญาณเป้าหมาย



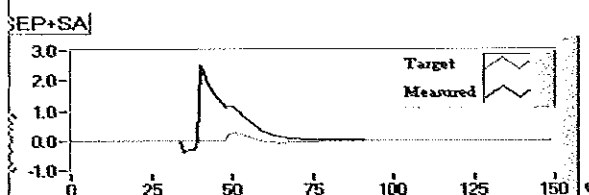
e) สัญญาณเอาร์ทัพจากโครงข่าย ADALINE



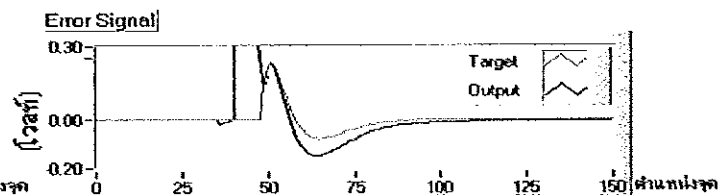
b) สัญญาณรบกวน Stimulus Artifact



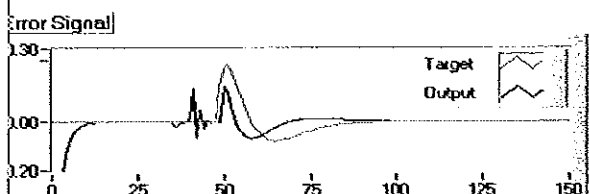
f) สัญญาณเอาร์ทัพจากโครงข่าย BP (Pr-Pr)



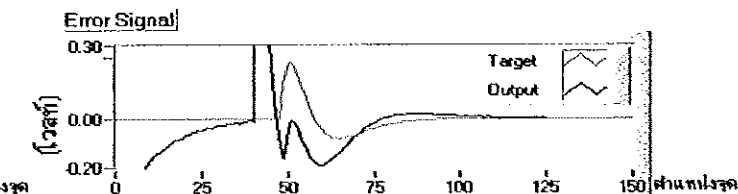
c) สัญญาณที่วัดได้ (a+b)



g) สัญญาณเอาร์ทัพจากโครงข่าย BP (Ts-Pr)



d) สัญญาณเอาร์ทัพจากโครงข่าย VLBP (Pr-Pr)



h) สัญญาณเอาร์ทัพจากโครงข่าย VLBP (Ts-Pr)

ภาพประกอบ 4-11 ตัวอย่างสัญญาณเอาร์ทัพในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA (แบบจำลองขนาดใหญ่)

ตาราง 4-5 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด (แบบจำลองขนาดใหญ่)

โครงข่าย	โครงสร้าง ที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลด ลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลง ของความแปรปรวน
ADALINE	Tap = 5	0.00007	100.00	105.66
BP (Pr-Pr)	1-10-1	0.00006	100.00	105.63
BP (Ts-Pr)	1-8-1	0.00211	39.48	5.13
VLBP (Pr-Pr)	2-10-1	*	94.64	43.91
VLBP (Ts-Pr)	2-10-1	*	49.40	1.73

\* หมายถึง โครงข่าย VLBP จะทำการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 4-5 พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอรัฟังกชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดเป็น 100% ทั้งสองโครงข่าย โดยเฉพาะโครงข่าย ADALINE จะให้ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่สูงที่สุดอีกด้วย (105.66) โดยโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอรัฟังกชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่ต่ำกว่าโครงข่าย ADALINE เล็กน้อย (105.63)

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดในการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน SA โดยใช้ Adaptive Filter ในแบบจำลองขนาดเล็ก คือ โครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอรัฟังกชันเป็น Pr-Pr



## บทที่ 5

### ผลการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้โครงข่ายประสาท

ในบทนี้เป็นผลการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวน โดยใช้โครงข่ายประสาททำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จากการวัดสัญญาณจริง 2 ประเภท ได้แก่ สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Surface Electromyography, SEMG) ที่ทำการวัดที่บริเวณต้นแขนซึ่งมีสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ กับสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials (SEPs) ที่ได้จากการกระตุ้นให้แก่ Median Nerve ซึ่งมีสัญญาณรบกวนคือสัญญาณ Stimulus Artifact (SA)

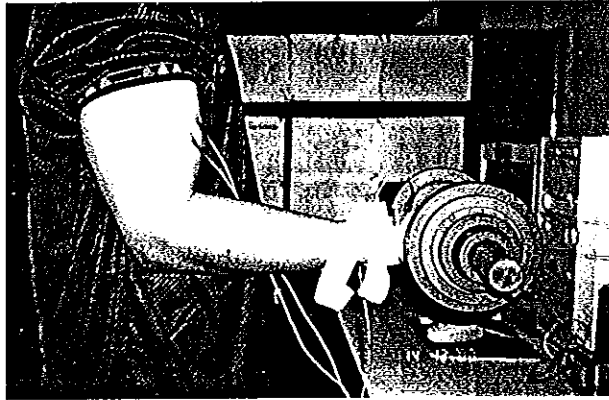
#### 5.1 วิธีการวัดสัญญาณ

##### 5.1.1 วิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ใช้ในการวิจัยนี้จะเป็นชนิด Surface Electromyography เนื่องจากในการวัดจะใช้แผ่นอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง (Surface Electrode) โดยในการวัดสัญญาณจะทำการติดอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง 2 ชิ้นตามภาพประกอบที่ 5-1 วางห่างกันประมาณ 1 นิ้ว ไว้ที่กลุ่มกล้ามเนื้อ Biceps Brachii หรือกลุ่มกล้ามเนื้อบริเวณต้นแขนซึ่งมีลักษณะรูปร่างตามภาพประกอบที่ 5-2 และอิเล็กโทรดที่ทำหน้าที่เป็นกราวด์อีก 1 ชิ้นติดไว้ที่บริเวณข้อศอกกับแขนข้างเดียวกับที่ทำการวัดสัญญาณ โดยในระหว่างการวัดสัญญาณจะให้อาสาสมัครทำการยกน้ำหนัก (ขนาด 6 กิโลกรัม) ค้างไว้ในลักษณะที่งอแขนเป็นมุม 90 องศาเป็นเวลาประมาณ 30 วินาที และทำการวัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากหม้อแปลงไฟฟ้าไปพร้อมๆกันเพื่อนำไปใช้เป็นสัญญาณอ้างอิง

เนื่องจากสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลายที่วัดได้มีขนาดเล็กมาก (อยู่ในช่วง 50-1000 มิลลิโวลต์) จึงต้องมีชุดขยายสัญญาณทำหน้าที่ขยายสัญญาณก่อนที่จะทำการบันทึกสัญญาณในการวิจัยนี้จะใช้ชุดขยายสัญญาณที่มีอัตราการขยาย 50 dB และมีย่านความถี่ในช่วง 20 ถึง 500 เฮิร์ตซ์ และหลังจากสัญญาณถูกขยายแล้วก็จะทำการบันทึกลงในคอมพิวเตอร์โดยผ่าน Port I/O ของการ์ด LabPC 1200 ของบริษัท National Instruments ที่อนาล็อกอินพุตช่องที่ 0 (Analog Input Channel 0) ส่วนสัญญาณที่ได้จากหม้อแปลงไฟฟ้าจะบันทึกที่อนาล็อกอินพุตช่องที่ 1

การบันทึกสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ได้รับจากการ์ด LabPC1200 จะใช้โปรแกรม Labview version 5.0 ในการบันทึกโดยใช้อัตราการสุ่มตัวอย่างที่ 1000 ครั้งต่อวินาที



ภาพประกอบที่ 5-1 การวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

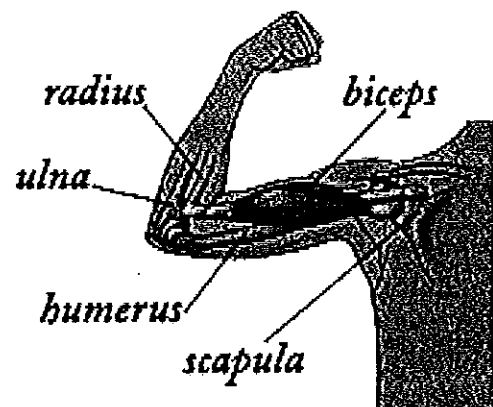
เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของโครงข่ายประสาท ในการวิจัยนี้จะทำการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดยควบคุมขนาดของสัญญาณรบกวนเป็น 2 ขนาดทำให้ได้สัญญาณตัวอย่าง 2 ตัวอย่างได้แก่

#### สัญญาณตัวอย่างที่ 1

ทำการวัดและบันทึกสัญญาณจากอาสาสมัคร โดยทำการควบคุมให้มีขนาดของสัญญาณรบกวนที่วัดได้ในสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายประมาณ 0.2 โวลต์

#### สัญญาณตัวอย่างที่ 2

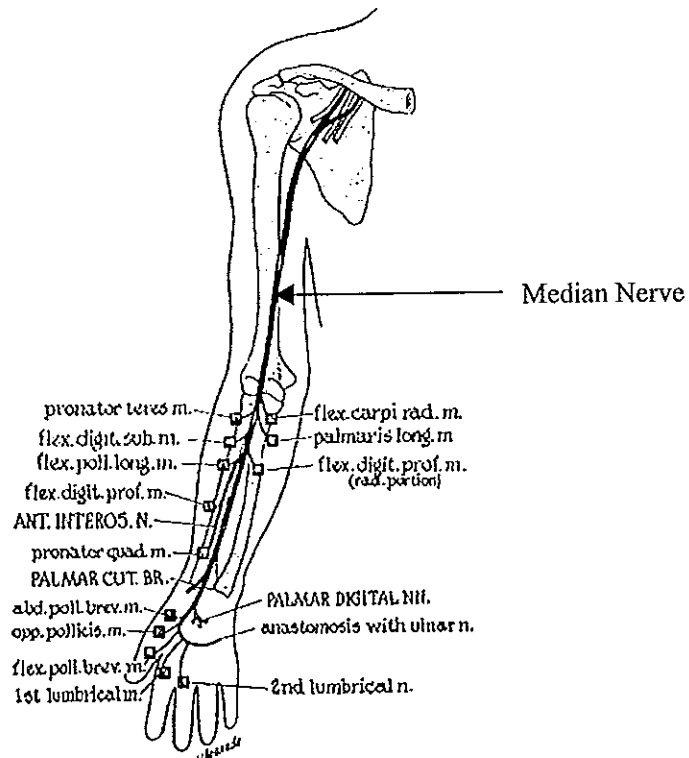
ทำการวัดและบันทึกสัญญาณจากอาสาสมัคร โดยทำการควบคุมให้มีขนาดของสัญญาณรบกวนที่วัดได้ในสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายประมาณ 0.1 โวลต์



ภาพประกอบที่ 5-2 กล้ามเนื้อกลุ่ม Biceps

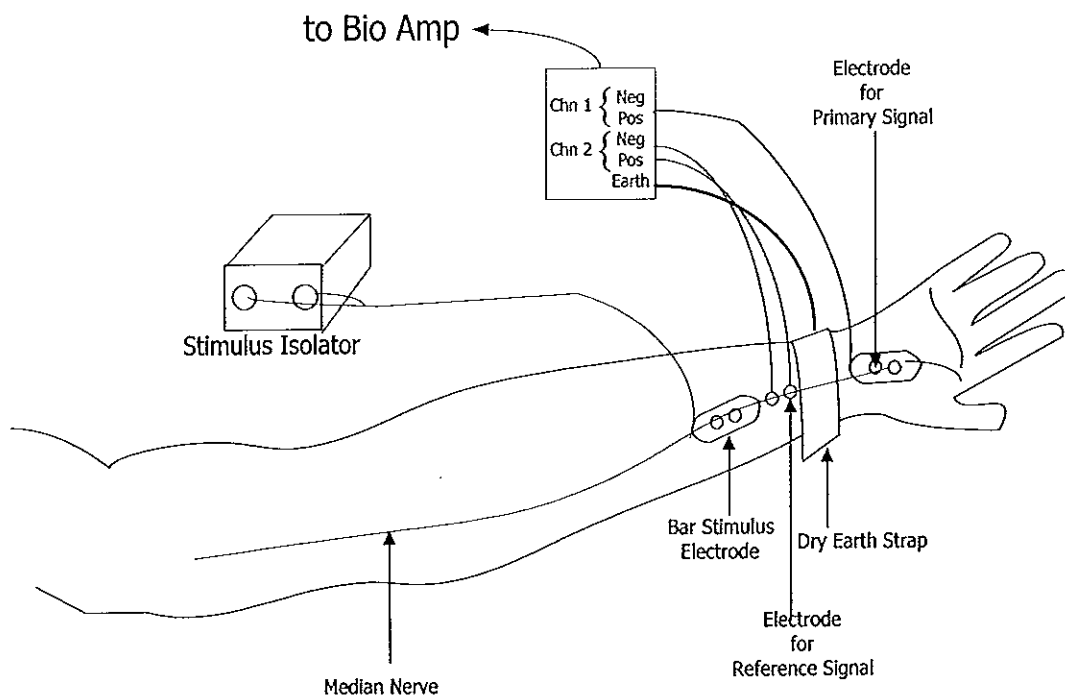
### 5.1.2 วิธีการวัดสัญญาณ SEPs

การวัดสัญญาณ SEPs จากอาสาสมัครที่ใช้ในการวิจัยนี้จะทำการกระตุ้นไฟฟ้าให้แก่ Median Nerve ซึ่งมีแนวทางของเส้นประสาทดังภาพประกอบที่ 5-3



ภาพประกอบ 5-3 ตำแหน่งของ Median Nerve

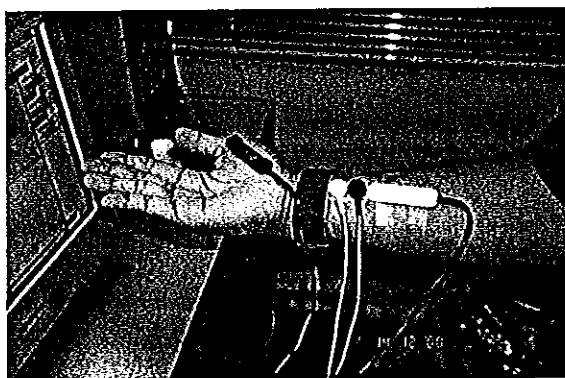
ในการบันทึกข้อมูลจะใช้แผ่นอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง (Surface Electrode) 3 ชุดแต่ละชุดประกอบไปด้วยอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง 2 ชิ้นวางห่างกันประมาณ 1 นิ้ว โดยชุดแรกทำหน้าที่เป็นตัวรับสัญญาณ SEPs วางที่บริเวณโคนของนิ้วหัวแม่มือ ชุดที่สองทำหน้าที่เป็นตัวกระตุ้นสัญญาณไฟฟ้าโดยติดอยู่ที่บริเวณกลางของข้อมือ และชุดที่สามทำหน้าที่เป็นตัวรับสัญญาณอ้างอิง (สัญญาณ Stimulus Artifact) โดยวางติดไว้ที่บริเวณข้อมือห่างจากจุดที่ทำการกระตุ้นสัญญาณไฟฟ้าเหนือข้อมือขึ้นไปเล็กน้อยดังภาพประกอบที่ 5-4 และภาพประกอบที่ 5-5



ภาพประกอบ 5-4 อุปกรณ์และตำแหน่งในการวัดสัญญาณ SEPs

เนื่องจากสัญญาณ SEPs มีขนาดเล็กมาก (อยู่ในช่วง 0.1-20 มิลลิโวลต์) จึงต้องมีชุดขยายสัญญาณทำหน้าที่ขยายสัญญาณก่อนที่จะทำการบันทึกสัญญาณ ในการวิจัยนี้จะใช้ชุดขยายสัญญาณของบริษัท ADInstruments Pty Ltd. ซึ่งมีอัตราขยายสัญญาณเท่ากับ 95 dB และมีย่านความถี่ในช่วง 1 ถึง 2000 เฮิรตซ์ หลังจากทำการขยายสัญญาณแล้วจะทำการบันทึกลงในคอมพิวเตอร์โดยใช้โปรแกรม PowerLab ในการบันทึก โดยใช้อัตราการสุ่มตัวอย่างที่ 1000 ครั้งต่อวินาที

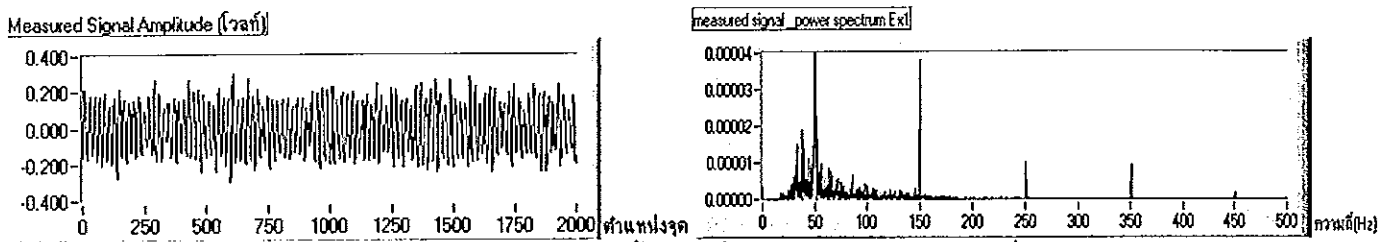
ในการกระตุ้นด้วยไฟฟ้าจะใช้ช่วงเวลาที่ใช้ในการกระตุ้นเท่ากับ 0.002 วินาที และขนาดสัญญาณในการกระตุ้นมีขนาดเท่ากับ 9 มิลลิแอมป์



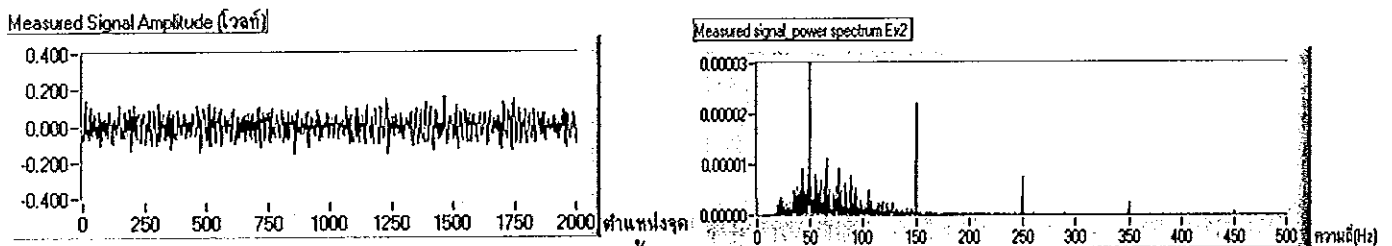
ภาพประกอบ 5-5 การวัดสัญญาณ SEPs

ภาพประกอบที่ 5-6 แสดงสัญญาณที่วัดได้ในแกนเวลาและแกนความถี่ของสัญญาณตัวอย่างที่ 1 และสัญญาณตัวอย่างที่ 2 และภาพประกอบที่ 5-7 แสดงสัญญาณที่ได้จากการวัดสัญญาณ SEPs

จากภาพประกอบที่ 5-6 พบว่าสัญญาณที่มารบกวนการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายคือสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ และสัญญาณรบกวนที่เป็นความถี่ฮาร์มอนิกของความถี่ 50 เฮิรตซ์ ในขณะที่ภาพประกอบที่ 5-7 พบสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact จากการวัดสัญญาณ SEPs จะมีโดยขนาดที่สูงกว่าสัญญาณ SEPs ประมาณ 5 เท่า

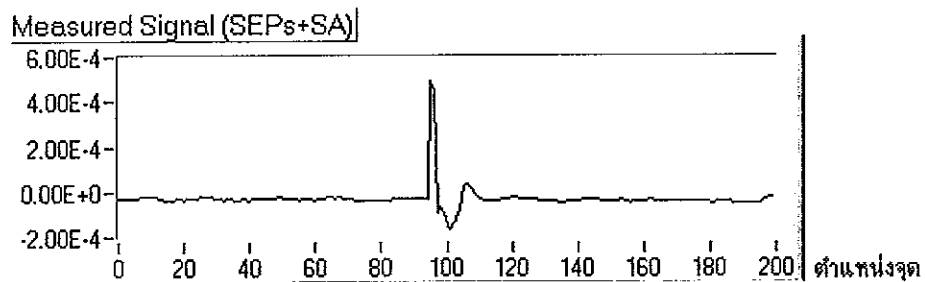


a) สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดได้ สัญญาณตัวอย่างที่ 1



b) สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดได้ สัญญาณตัวอย่างที่ 2

ภาพประกอบที่ 5-6 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดได้

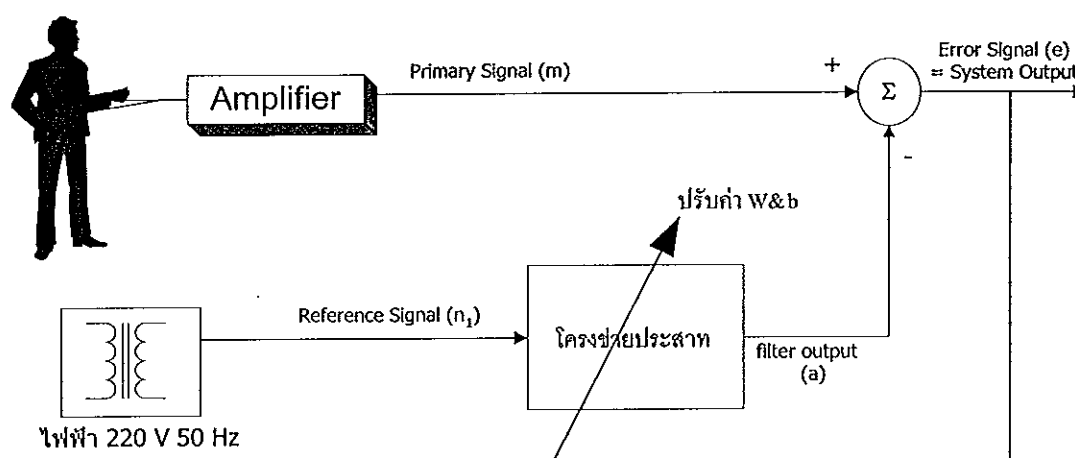


ภาพประกอบที่ 5-7 สัญญาณ SEPs ที่วัดได้

## 5.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

### 5.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สัญญาณตัวอย่างที่ 1 และ 2 ของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายของอาสาสมัครในหัวข้อ 5.1.1 จะถือว่าเป็นสัญญาณที่วัดได้ (Measured Signal,  $m(t)$ ) และสัญญาณที่ได้จากการวัดสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์จากหม้อแปลงจะถือว่าเป็นสัญญาณอ้างอิง (Reference Signal,  $n_r(t)$ ) ดังรายละเอียดในภาพประกอบที่ 5-8



### ภาพประกอบที่ 5-8 วิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้ Adaptive filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สัญญาณ  $m(t)$  และ สัญญาณ  $n_r(t)$  จะถูกป้อนให้แก่โครงข่ายประสพจนครบ 2,000 จุด โดยในแต่ละจุดของสัญญาณ โครงข่ายประสพที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสทุกครั้ง พร้อมคำนวณค่าสัญญาณความผิดพลาด (error signal;  $e(t)$ ) โดยสัญญาณความผิดพลาดนี้จะเป็นค่าเอาต์พุตของระบบ (System Output)

เพื่อพิจารณาว่าโครงข่ายชนิดใดมีความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ดีกว่า จะพิจารณาจากค่าดัชนีต่อไปนี้

1.) ค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio, S/N) ของสัญญาณเอาต์พุต คำนวณได้จากสมการ

$$\frac{S}{N} = 10 \log \frac{P_s}{P_N} \quad [\text{dB}] \quad (5-1)$$

โดย  $P_s$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัม (Power Spectrum) ของสัญญาณเอชท์พุดใน ส่วนความถี่ที่ไม่ใช่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคของ 50 เฮิรตซ์

$P_N$  คือขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัม ของสัญญาณเอชท์พุดในส่วนความถี่ 50 เฮิรตซ์ และส่วนที่เป็นฮาร์โมนิค

ในการพิจารณา ถ้าหากว่าค่าของอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนมีค่ามาก แสดง ว่าสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี

เนื่องจากในการวัดสัญญาณจริงไม่สามารถทราบขนาดที่ถูกต้องของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์ ในการคำนวณจึงนำสัญญาณเอชท์พุดที่ได้มาทำการปรับขนาดให้มีขนาดของสัญญาณ ที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์เท่ากันทั้งหมด โดยทำให้มีขนาดเท่ากับ 0.0001 ในทุกสัญญาณเอชท์พุด เพื่อ ให้มีมาตรฐานเดียวกันในการคำนวณ

## 2.) รูปร่างของสัญญาณเอชท์พุด

เป็นการเปรียบเทียบรูปร่างของสัญญาณเอชท์พุด กับสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ชนิดบัตเตอร์เวิร์ท (Band stop Butterworth Filter 50 เฮิรตซ์ order 4) ว่ามีความเหมือนหรือ แตกต่างกันมากน้อยเพียงใด ทั้งในแกนเวลาและแกนความถี่

## 3.) จำนวนรอบในการเข้าสู่สภาวะเสถียร (Steady State)

โดยถ้าจำนวนรอบในการลู่เข้าน้อยกว่า แสดงว่าเข้าสู่สภาวะเสถียรได้เร็วกว่า

## 4.) ค่าความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค (m/e)

คำนวณได้จากสมการ

$$\frac{m}{e} = \frac{P_{m50}}{P_{e50}} \quad (5-2)$$

โดย  $P_{m50}$  คือผลรวมของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณที่วัดได้ที่ความถี่ 50, 150, 250, 350 และ 450 เฮิรตซ์

$P_{e50}$  คือผลรวมของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณเอชท์พุดที่ความถี่ 50, 150, 250, 350 และ 450 เฮิรตซ์

โดยค่า m/e มีค่าสูงแสดงว่าจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 เฮิรตซ์และ ความถี่ฮาร์โมนิคได้ดี

หมายเหตุ ในการคำนวณจะพิจารณาเฉพาะ 300 จุดสุดท้ายในการเปรียบเทียบ ยกเว้น ข้อ 3.) ซึ่งจะพิจารณาทั้ง 2000 จุด

### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

1 โครงข่าย ADALINE ทำการปรับเปลี่ยนจำนวนแท็ปติเลย์ตั้งแต่ 0 ถึง 9 แท็ป โดยในแต่ละค่าของจำนวนแท็ปจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด

2 โครงข่าย BP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว และมีจำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 และ 2 อินพุต ในแต่ละค่าของอินพุตจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด และทำการทดลองซ้ำที่ค่าที่เหมาะสมนั้นเป็นจำนวน 5 ครั้งจึงทำการหาค่าเฉลี่ยของดัชนีวัดเพื่อนำมาใช้ในการพิจารณา

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย BP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะใช้เฉพาะโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเหมาะสมจากการจำลองในบทที่ 4 เท่านั้น คือโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น Pure-Linear และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Pr-Pr)

หมายเหตุ โครงข่าย ADALINE จะใช้ค่าน้ำหนักและไบอัส เริ่มต้นเป็นศูนย์ทั้งหมด แต่ในโครงข่าย BP เนื่องจากหากใช้ค่าเริ่มต้นเป็นศูนย์จะไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ จึงใช้ค่าเริ่มต้นเป็นค่าสุ่มและทำการทดลองซ้ำ 5 ครั้งแล้วจึงหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ

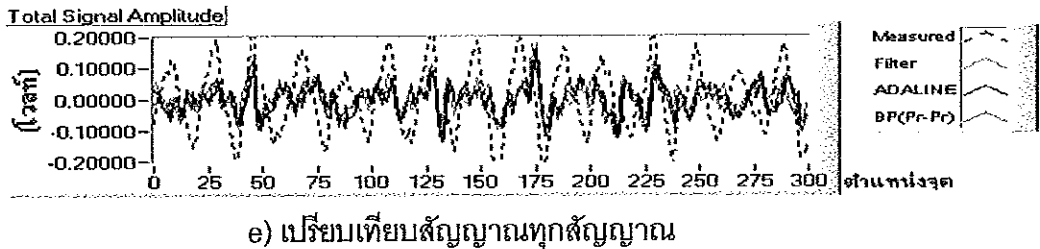
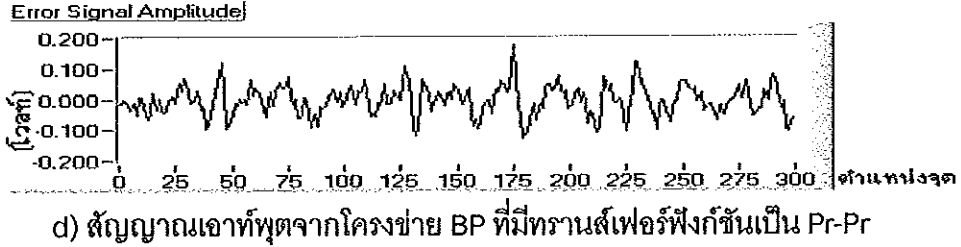
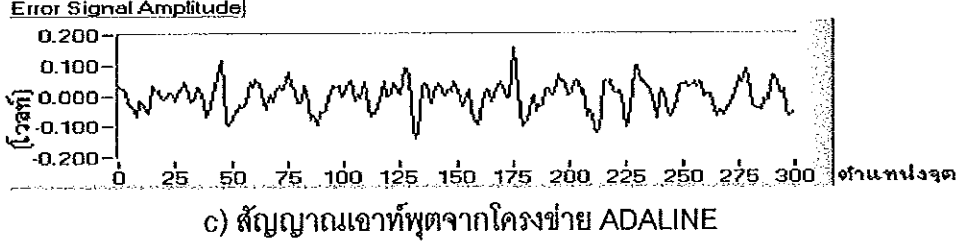
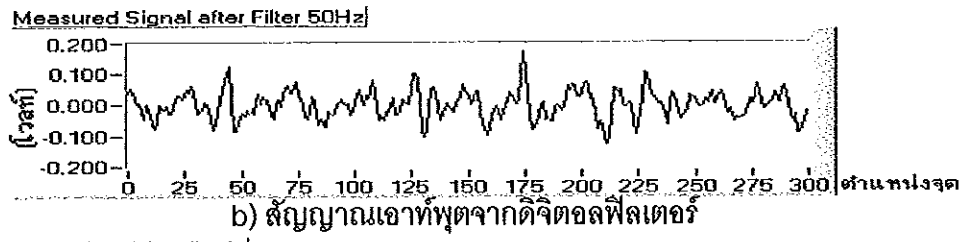
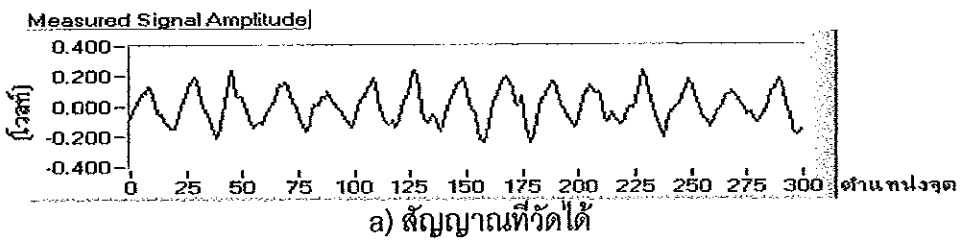
#### 5.2.1.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

ภาพประกอบ 5-9 และภาพประกอบ 5-10 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr และเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิก จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 ที่ดีที่สุดในแกนเวลาและแกนความถี่ตามลำดับ โดยภาพ a) เป็นสัญญาณที่วัดได้ซึ่งมีสัญญาณรบกวนปนอยู่ ภาพ b) เป็นสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในขณะที่ภาพ c) และ d) เป็นสัญญาณที่ได้จากโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ส่วนสำหรับภาพ e) เป็นการเปรียบเทียบสัญญาณทั้ง 4 ชนิดที่ได้กล่าวมาบนแกนเดียวกัน

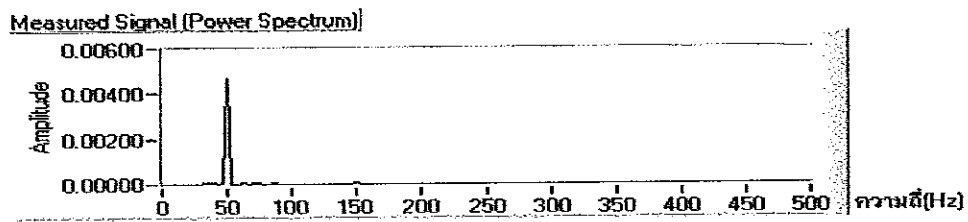
จากภาพประกอบหากพิจารณาจากแกนเวลาพบว่า โครงข่ายทั้ง 2 ชนิดและดิจิตอลฟิลเตอร์จะมีสัญญาณเอาต์พุตที่มีรูปร่างของสัญญาณใกล้เคียงกัน และหากพิจารณาในส่วนของแกนความถี่จะพบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะสามารถกำจัดสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ แต่ในส่วนของความถี่ฮาร์โมนิกพบว่าโครงข่ายทั้งสองจะไม่สามารถกำจัดฮาร์โมนิกได้ โดยเฉพาะโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr แม้จะสามารถลดขนาดของสัญญาณ ฮาร์-โมนิกที่ความถี่ 150 เฮิรตซ์ได้เล็กน้อย แต่กลับมีขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิกที่ 250 เฮิรตซ์ 350 เฮิรตซ์และ 450 เฮิรตซ์ เพิ่มขึ้นมา



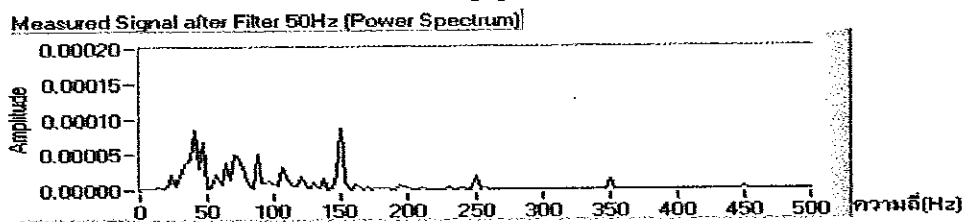
ส่วนสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์พบว่า มีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไปทั้งหมดและไม่สามารถกำจัดฮาร์โมนิคได้ ในขณะที่เอาต์พุตจาก Adaptive Filter จะกำจัดเฉพาะสัญญาณที่เป็นสัญญาณรบกวนเท่านั้น



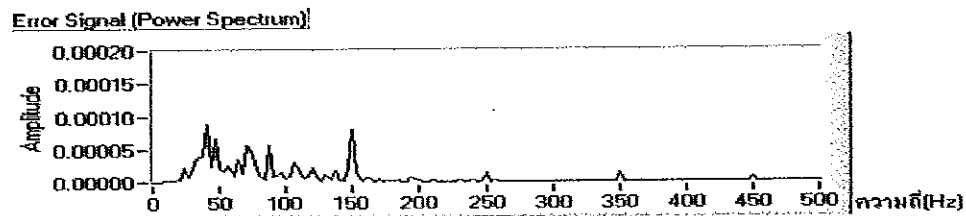
ภาพประกอบ 5-9 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)



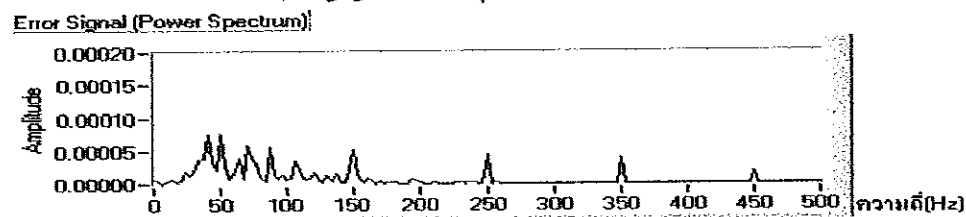
a) สัญญาณที่วัดได้



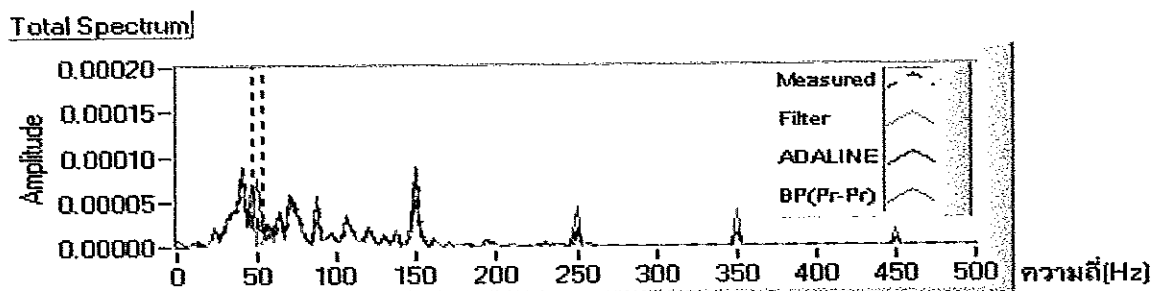
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



e) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

ภาพประกอบ 5-10 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแถบความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

ตาราง 5-1 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการลู่อู่เข้า	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิก
ADALINE	Tap = 3	0.001	200	8.29	8.13
BP (Pr-Pr)	2-2-1	0.01	360	6.68	6.83

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 5-1 พบว่าโครงข่าย ADALINE มีจำนวนรอบในการลู่อู่เข้าสู่ค่าเสถียรเท่ากับ 200 รอบและมีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 8.29 dB ในขณะที่โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีอัตราการลู่อู่เข้าเท่ากับ 360 รอบ และค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 6.68 dB

ในด้านของความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์ และความถี่ฮาร์โมนิกพบว่าโครงข่าย ADALINE ให้ค่าสูงที่สุดคือเท่ากับ 8.13 โดยโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีค่าเท่ากับ 6.83

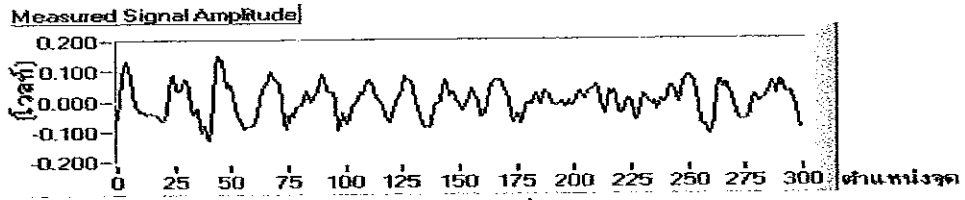
จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมด พบว่า โครงข่ายที่เหมาะสมที่สุดในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่มีฮาร์โมนิกจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 โดยใช้ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกคือโครงข่าย ADALINE

### 5.2.1.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

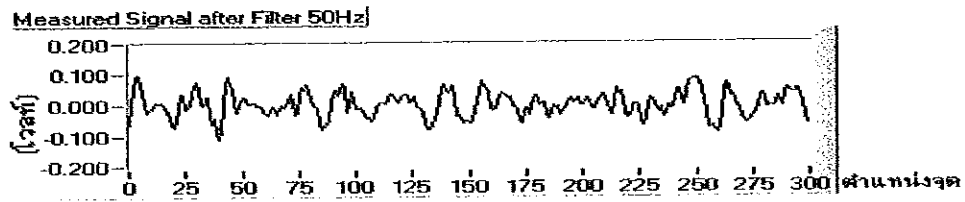
ภาพประกอบ 5-11 และภาพประกอบ 5-12 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาท์พุทที่ได้จากโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr และเอาท์พุทจากดิจิตอลฟิลเตอร์ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิกจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 ที่ดีที่สุดในแกนเวลาและแกนความถี่ตามลำดับ

จากภาพประกอบหากพิจารณาจากแกนเวลา พบว่าโครงข่ายทั้ง 2 ชนิดและดิจิตอลฟิลเตอร์จะมีสัญญาณเอาท์พุทที่มีรูปร่างของสัญญาณใกล้เคียงกัน และหากพิจารณาในส่วนของแกนความถี่จะพบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะสามารถกำจัดสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ แต่ในส่วนของความถี่ฮาร์โมนิกพบว่าโครงข่ายทั้งสองและดิจิตอลฟิลเตอร์จะไม่สามารถกำจัดสัญญาณในส่วนที่เป็นความถี่ฮาร์โมนิกได้

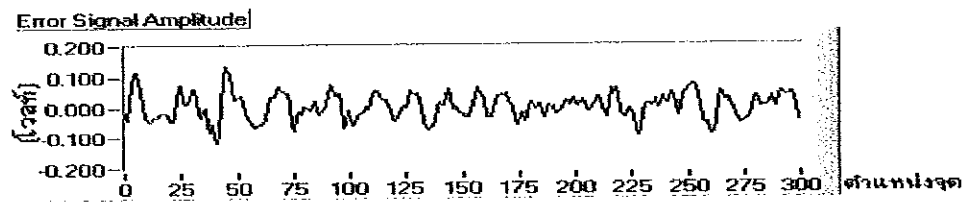
ส่วนสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์พบว่า มีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไปทั้งหมดรวมทั้งไม่สามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิคได้



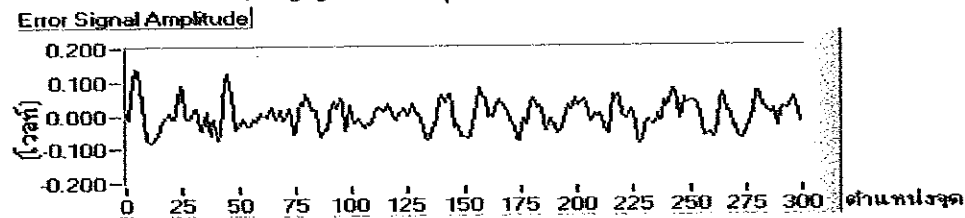
a) สัญญาณที่วัดได้



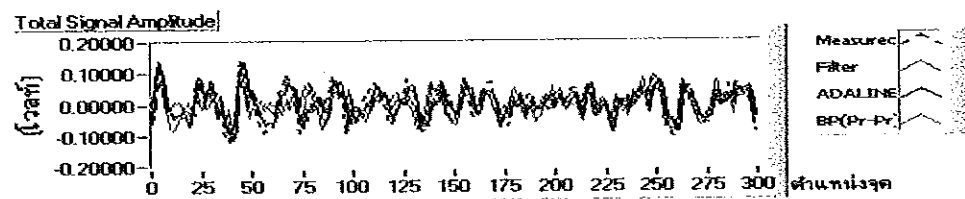
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE

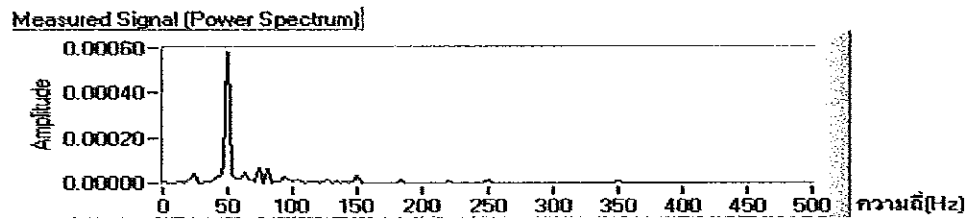


d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr

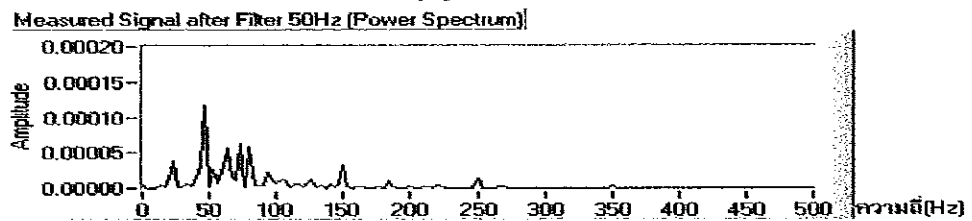


e) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

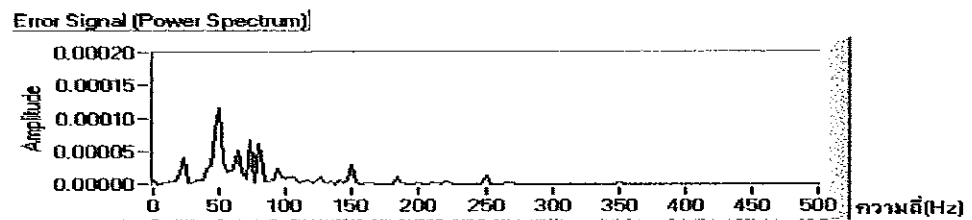
ภาพประกอบ 5-11 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)



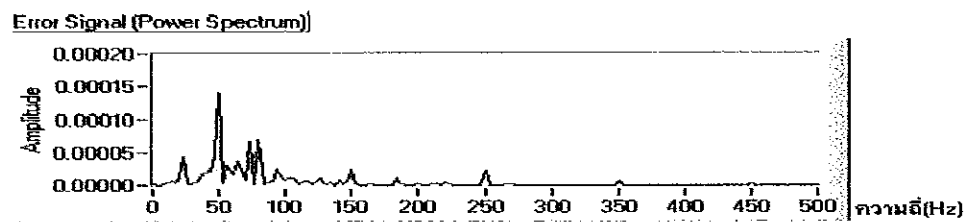
a) สัญญาณที่วัดได้



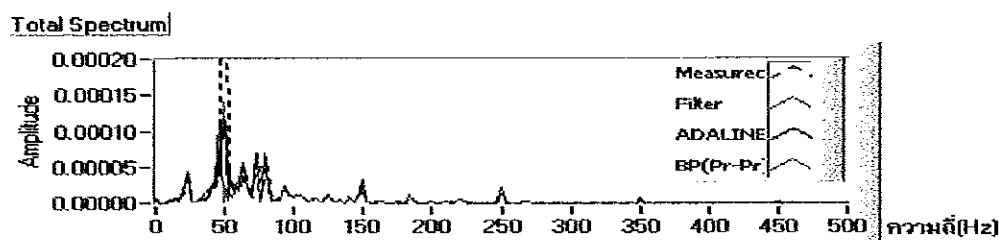
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทราบดีเฟอริงฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



e) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

ภาพประกอบ 5-12 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

ตาราง 5-2 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ ที่เหมาะสม	จำนวนรอบ ในการสุ่มเข้า	อัตราส่วน สัญญาณต่อ สัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการ กำจัดสัญญาณ 50 เฮิร์ตซ์และ ฮาร์โมนิค
ADALINE	Tap = 9	0.00005	100	6.24	4.48
BP (Pr-Pr)	2-2-1	0.0055	100	5.19	4.58

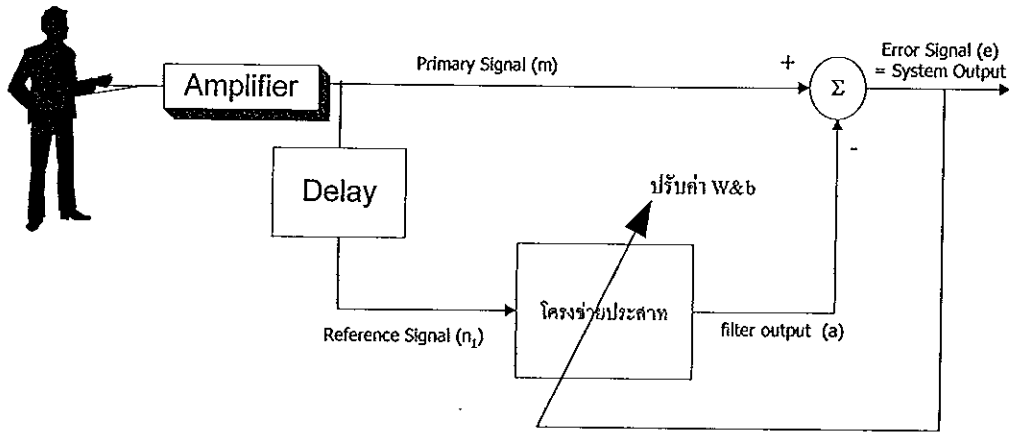
จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 5-2 พบว่าโครงข่าย ADALINE มีจำนวนรอบในการสุ่มเข้าสู่ค่าเสถียรเท่ากับโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr คือเท่ากับ 100 รอบ โครงข่าย ADALINE มีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (6.24 dB) ที่สูงกว่าโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr (5.19 dB)

ในด้านของความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิร์ตซ์ และความถี่ฮาร์โมนิคพบว่าโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีค่าเท่ากับ 4.58 ในขณะที่โครงข่าย ADALINE ให้ค่าเท่ากับ 4.48

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่า โครงข่ายทั้งสองชนิดมีความเหมาะสมในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ที่มีฮาร์โมนิค จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 โดยใช้ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกจากหม้อแปลง

### 5.2.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

ในการทดลองนี้จะใช้สัญญาณอ้างอิง ( $n_r(t)$ ) จากสัญญาณที่วัดได้ ( $m(t)$ ) มาทำการหวนเวลาและปรับค่าการหวนเวลาเป็นค่าต่างๆ เพื่อหาค่าที่เหมาะสมแทนการบ่อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก โดยภาพประกอบที่ 5-13 แสดงวิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



ภาพประกอบที่ 5-13 วิธีการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้ Adaptive filter ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

#### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

1. โครงข่าย ADALINE ที่ใช้ทดสอบจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวนอินพุตเป็นจำนวนตั้งแต่ 0 ถึง 9 แท็บ และในแต่ละค่าของจำนวนแท็บจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้และค่าเวลาในการหวนจนกว่าจะได้ค่าสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด

2. โครงข่าย Back Propagation (BP) จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว และมีจำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 ถึง 10 ในแต่ละค่าของอินพุตจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ และค่าเวลาในการหวนจนกว่าจะได้สัญญาณที่เหมาะสมที่สุดเช่นกัน

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย BP ที่ใช้ในการทดลองนี้ จะใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น Pure-Linear และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Pr-Pr)

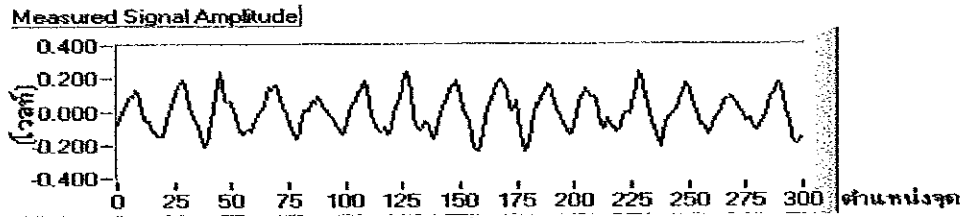
หมายเหตุ โครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ในการทดลองนี้จะใช้ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเริ่มต้นเป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง

#### 5.2.2.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

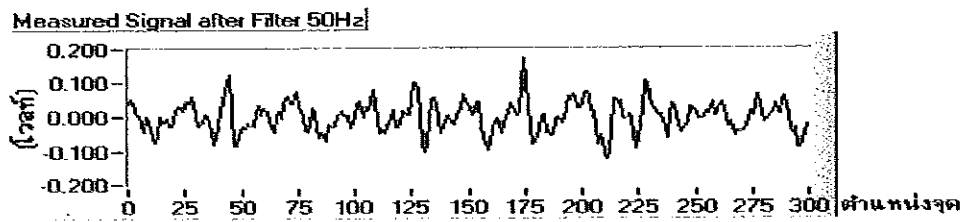
ภาพประกอบ 5-14 และภาพประกอบ 5-15 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr และเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์และความถี่ฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 ที่ดีที่สุดในแกนเวลาและแกนความถี่ตามลำดับ

จากภาพประกอบพบว่า โครงข่ายทั้ง 2 ชนิดจะมีสัญญาณเอาต์พุตที่มีรูปร่างของสัญญาณในแกนเวลาและแกนความถี่ที่ใกล้เคียงกัน หากพิจารณาในส่วนของความถี่ฮาร์โมนิคพบว่า โครงข่ายทั้งสองจะสามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิคได้ทั้งสองโครงข่าย และเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์พบว่า ในดิจิตอลฟิลเตอร์มีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์หายไปรวมทั้งไม่สามารถกำจัดสัญญาณความถี่ฮาร์โมนิคได้ ซึ่งจะเห็นได้ว่า Adaptive

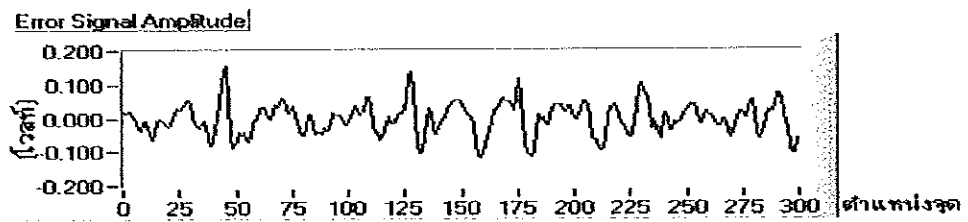
Filter มีข้อดีกว่าดิจิตอลฟิลเตอร์คือสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิกได้ โดยไม่กรองส่วนของสัญญาณข่าวสารทิ้งไป



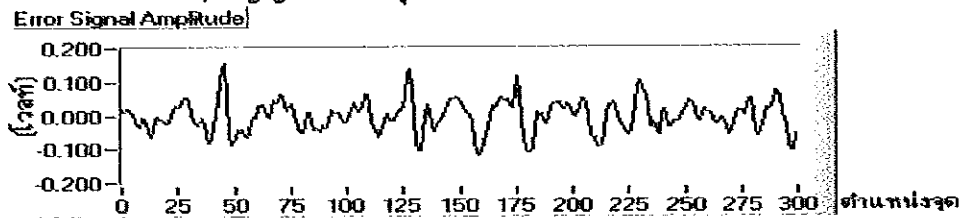
a) สัญญาณที่วัดได้



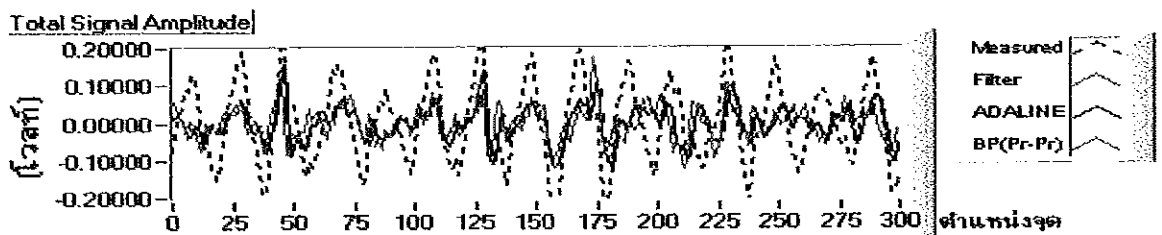
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



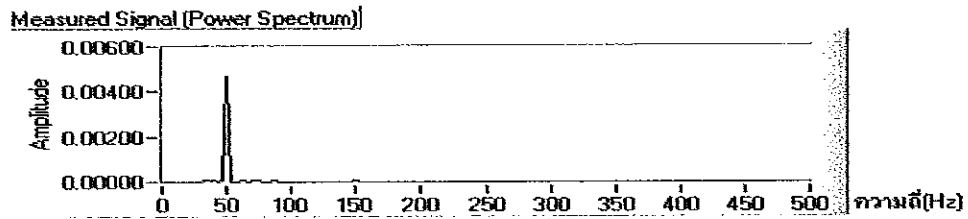
d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



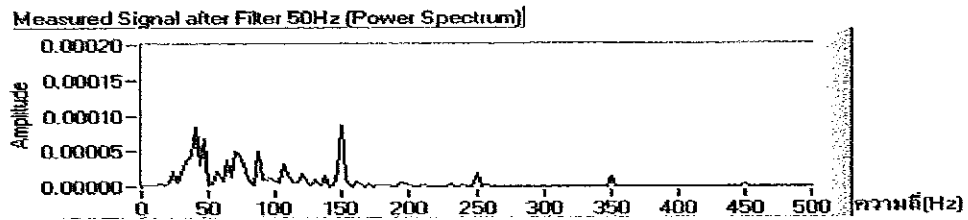
e) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

ภาพประกอบ 5-14 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

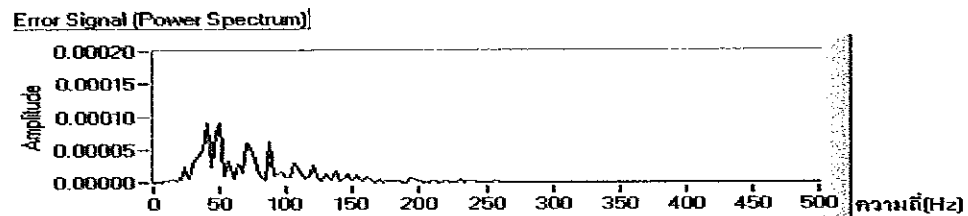




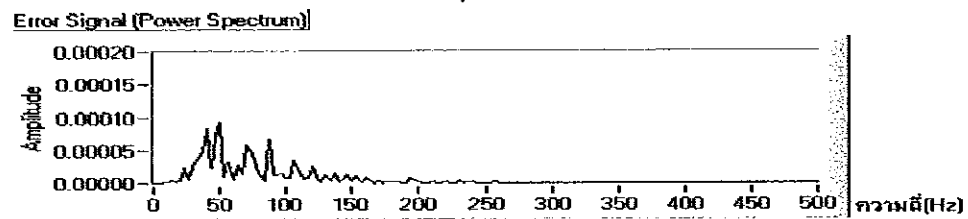
a) สัญญาณที่วัดได้



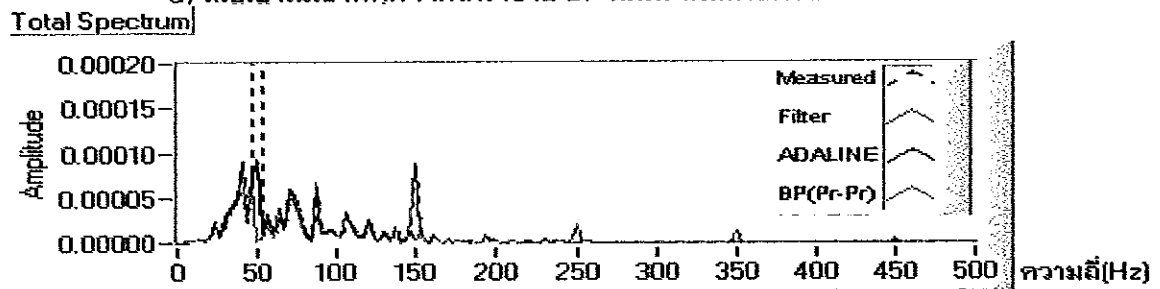
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอริงกันเป็น Pr-Pr



e) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

ภาพประกอบ 5-15 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

ตาราง 5-3 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ ที่เหมาะสม	เวลาในการ		อัตราส่วน สัญญาณต่อ สัญญาณรบ กวน(dB)	ความสามารถในการ กำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค
			หน่วย	จำนวนรอบ ในการรู้เข้า		
ADALINE	Tap = 8	0.0050	10	800	10.13	45.76
BP (Pr-Pr)	9-10-1	0.0031	10	800	9.94	45.88

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 5-3 พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีจำนวนรอบในการรู้เข้าสู่ค่าเสถียรเท่ากัน คือเท่ากับ 800 รอบ และพบว่าประสิทธิภาพของโครงข่ายทั้งสองใกล้เคียงกัน กล่าวคือ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 9.94 dB และความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิค เท่ากับ 45.88 ในขณะที่โครงข่าย ADALINE มีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 10.13 dB และความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิค เท่ากับ 45.76

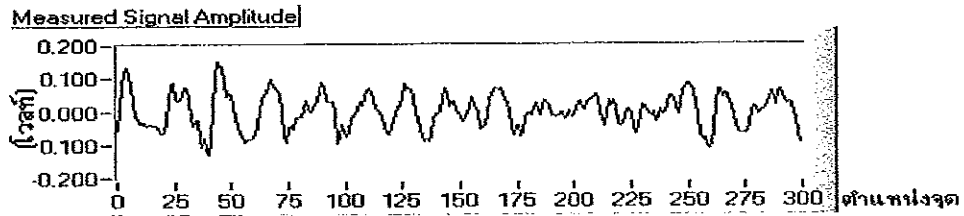
จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ทั้งสองมีความเหมาะสมในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ที่มีฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณตัวอย่างตัวอย่างที่ 1

### 5.2.2.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

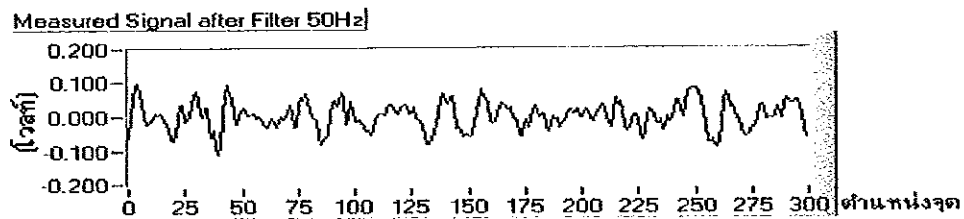
ภาพประกอบ 5-16 และภาพประกอบ 5-17 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาร์ทพุตที่ได้จากโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr และเอาร์ทพุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 ที่ดีที่สุด ในแกนเวลาและแกนความถี่ตามลำดับ

จากภาพประกอบหากพิจารณาจากแกนเวลาพบว่า โครงข่ายทั้ง 2 ประเภทและดิจิตอลฟิลเตอร์จะมีสัญญาณเอาร์ทพุตที่มีรูปร่างของสัญญาณใกล้เคียงกัน แต่ในส่วนของแกนความถี่จะพบว่า โครงข่ายทั้งสองจะสามารถกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคได้ ในขณะที่สัญญาณที่

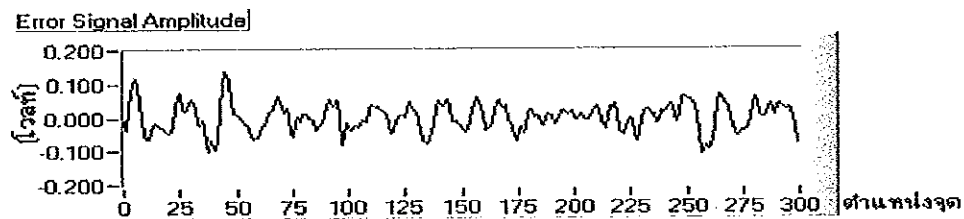
ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์จะกำจัดสัญญาณในส่วนที่เป็นความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไปทั้งหมดและไม่สามารถกำจัดฮาร์โมนิคได้



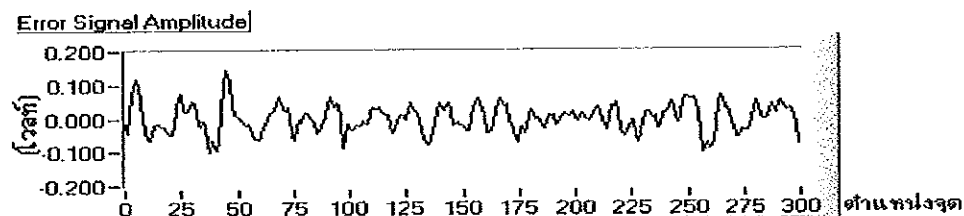
a) สัญญาณที่วัดได้



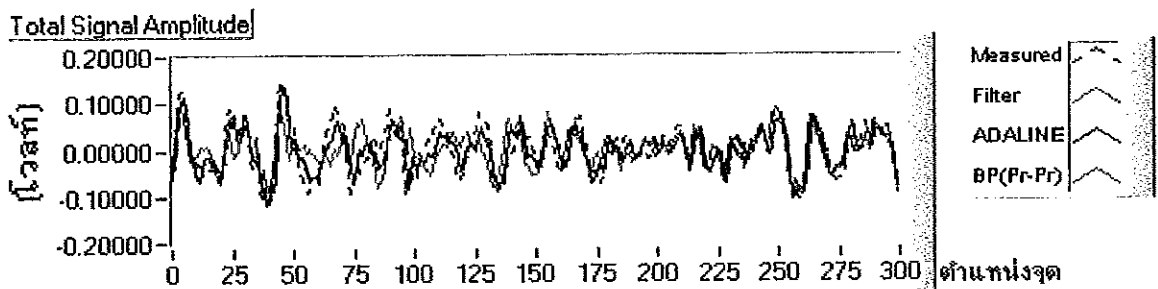
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE

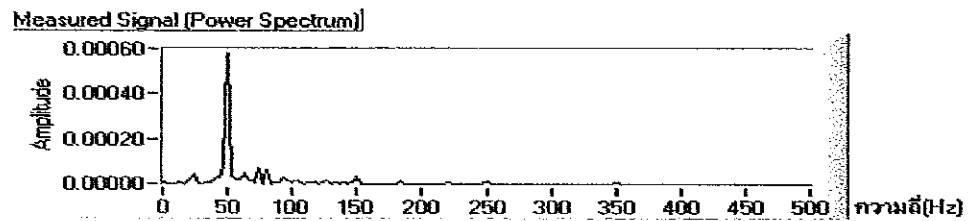


d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr

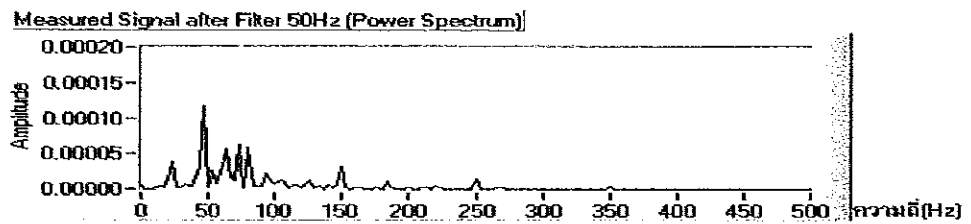


e) ) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

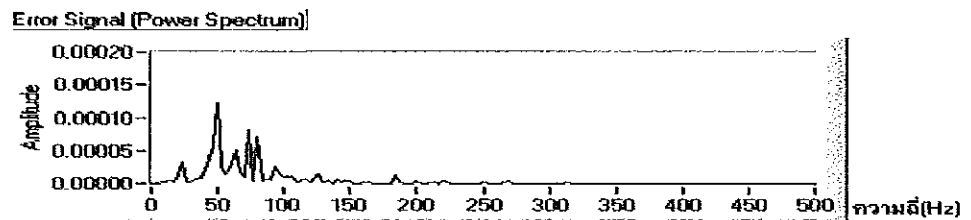
ภาพประกอบ 5-16 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)



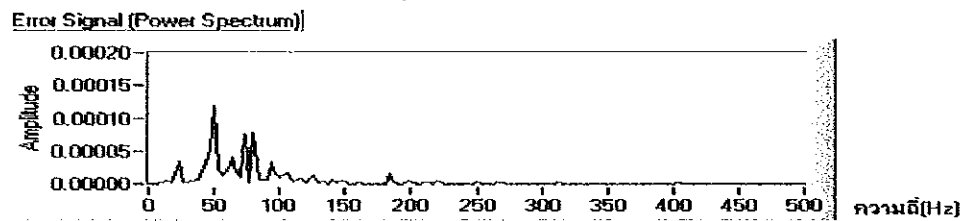
a) สัญญาณที่วัดได้



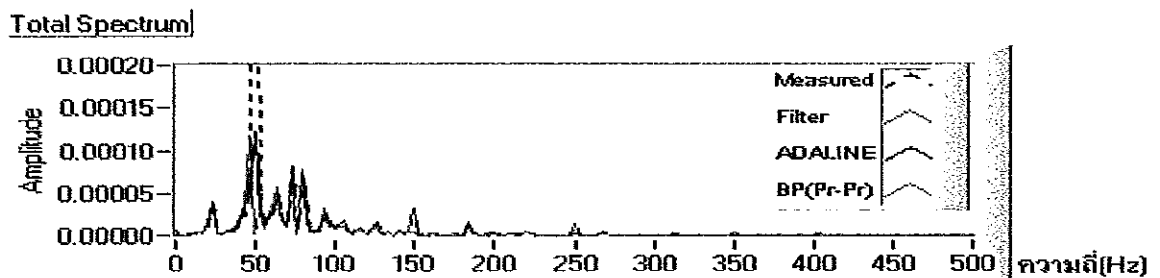
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



e) เปรียบเทียบสัญญาณทุกสัญญาณ

ภาพประกอบ 5-17 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดและเอาต์พุตที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์ ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 (ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก)

ตาราง 5-4 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด โดยไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	เวลาในการหวนวงสัญญาณที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการลู่เข้า	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน(dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค
ADALINE	Tap = 6	0.045	10	800	7.42	6.01
BP(Pr-Pr)	8-10-1	0.020	10	800	7.44	5.99

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 5-4 พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีจำนวนรอบในการลู่เข้าสู่ค่าเสถียรเท่ากัน คือเท่ากับ 800 รอบ นอกจากนี้พบว่า โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวนเท่ากับ 7.44 dB และความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิคเท่ากับ 5.99 ซึ่งมีค่าที่ใกล้เคียงกับโครงข่าย ADALINE ที่ให้ค่าอัตราส่วนของสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน เท่ากับ 7.42 dB และความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิค เท่ากับ 6.01

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ทั้งสองมีความเหมาะสมในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ที่มีฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณตัวอย่างตัวอย่างที่ 2

**สรุปผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย**

จากผลการทดลองพบว่า ทั้งโครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ที่นำมาประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอกในการกำจัดสัญญาณรบกวน จะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ แต่จะไม่สามารถลดขนาดของฮาร์โมนิคได้ แต่หากนำโครงข่ายประสาทมาประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter แบบที่ไม่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก โดยใช้การหวนวงเวลาของสัญญาณที่วัดได้เป็นสัญญาณอ้างอิงแทน พบว่าโครงข่ายทั้งสองชนิดที่ได้กล่าวมาจะสามารถกำจัดได้ทั้งส่วนที่เป็นสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ และส่วนความถี่ฮาร์โมนิค โดยสรุปได้ดังตารางที่ 5-5 และ 5-6

ตาราง 5-5 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	เวลาในการห้วงสัญญาณที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการสุ่มเข้า	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน(dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค
ใช้จากภายนอก	ADALINE	Tap = 3	0.001	-	200	8.29	8.13
	BP (Pr-Pr)	2-2-1	0.01	-	360	6.68	6.83
ไม่ใช้จากภายนอก	ADALINE	Tap = 8	0.005	10	800	10.13	45.76
	BP (Pr-Pr)	9-10-1	0.0031	10	800	9.94	45.88

ตาราง 5-6 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	เวลาในการห้วงสัญญาณที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการสุ่มเข้า	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน(dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค
ใช้จากภายนอก	ADALINE	Tap = 9	0.00005	-	100	6.24	4.48
	BP (Pr-Pr)	2-2-1	0.0055	-	100	5.19	4.58
ไม่ใช้จากภายนอก	ADALINE	Tap = 6	0.045	10	800	7.42	6.01
	BP (Pr-Pr)	8-10-1	0.02	10	800	7.44	5.99

จากตาราง 5-5 และ 5-6 พบว่าในการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 และ 2 Adaptive filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก จะให้ผลการทดลองที่ดีกว่าชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

หากเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทที่นำมาประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter กับ ดิจิตอลฟิลเตอร์ชนิดบัตเตอร์เวิร์ท (Band stop Butterworth Filter 50 เฮิรตซ์ order 4) พบว่า ในส่วนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ดิจิตอลฟิลเตอร์จะลดทอนสัญญาณไปทั้งหมดโดยไม่สนใจว่าเป็นสัญญาณรบกวนหรือสัญญาณที่ต้องการ ในขณะที่ Adaptive Filter จะลดทอนเฉพาะสัญญาณรบกวนเท่านั้น นอกจากนี้ในการทดลองได้ทดลองเปลี่ยนโครงสร้างของโครงข่ายประสาททั้งสองชนิด และพบว่าสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้แต่ประสิทธิภาพจะลดลง

### 5.3 การกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ออกจาก Somatosensory Evoked Potentials (SEPs)

สัญญาณตัวอย่างของสัญญาณ SEPs ของอาสาสมัครในหัวข้อ 5.1.2 จะถือว่าเป็นสัญญาณที่วัดได้ (Measured Signal,  $m(t)$ ) และสัญญาณที่ได้จากการวัดสัญญาณที่ตำแหน่งสัญญาณอ้างอิงดังภาพประกอบที่ 5-4 จะใช้เป็นสัญญาณอ้างอิง (Reference Signal,  $n_r(t)$ )

สัญญาณ  $m(t)$  และ สัญญาณ  $n_r(t)$  จะถูกป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทจนวนครบ 200 จุด โดยในแต่ละจุดของสัญญาณ โครงข่ายประสาทที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสทุกครั้งพร้อมคำนวณค่าสัญญาณความผิดพลาด (error signal;  $e(t)$ ) โดยสัญญาณความผิดพลาดนี้จะเป็นค่าเอาต์พุตของระบบ (System Output)

เพื่อที่จะพิจารณาว่าโครงข่ายชนิดใดสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีกว่ากันจะพิจารณาจากค่าดัชนีต่อไปนี้

#### 1.) ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด (Percent of Peak Reduction)

เป็นค่าผลต่างของค่ายอดของสัญญาณที่วัดได้กับค่ายอดของสัญญาณเอาต์พุต แล้วนำมาเทียบเปอร์เซ็นต์กับสัญญาณที่วัดได้ (ใช้ตำแหน่งจุดยอดของสัญญาณที่วัดได้เป็นตำแหน่งอ้างอิง) คำนวณได้จากสมการ

$$\text{percent of peak reduction} = \left( \frac{P_m - P_e}{P_m} \right) \times 100 \quad (5-3)$$

โดย  $P_m$  คือความสูงของจุดยอดของสัญญาณที่วัดได้

$P_e$  คือความสูงของสัญญาณเอาต์พุตที่ตำแหน่งเดียวกันกับ  $P_m$

ในการพิจารณา ถ้าค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดมีค่าสูงแสดงว่าสามารถกำจัดสัญญาณรบกวน SA ได้ดี

#### 2.) ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนของสัญญาณ (Variance Reduction)

คำนวณได้จากสมการ

$$\text{Variance reduction} = \frac{\sigma_m^2}{\sigma_e^2} \quad (5-4)$$

โดย  $\sigma_m^2$  คือค่าความแปรปรวนของสัญญาณที่วัดได้

$\sigma_o^2$  คือค่าความแปรปรวนของสัญญาณเอาท์พุต

โดยหากโครงข่ายใดมีค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนของสัญญาณสูงแสดงว่าสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี

### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

1 โครงข่าย ADALINE โดยจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวนอินพุตเป็นจำนวนตั้งแต่ 0 ถึง 9 เท็บ และในแต่ละค่าของจำนวนเท็บจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด

2 โครงข่าย BP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว จำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 และ 2 อินพุต ในแต่ละค่าของอินพุตจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด จึงทำการหาค่าเฉลี่ยของดัชนีวัดเพื่อนำมาใช้ในการพิจารณา

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย BP ที่ใช้ในการทดลองนี้จะใช้เฉพาะโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเหมาะสมจากการจำลองในบทที่ 4 เท่านั้น คือ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น Pure-Linear และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Pr-Pr)

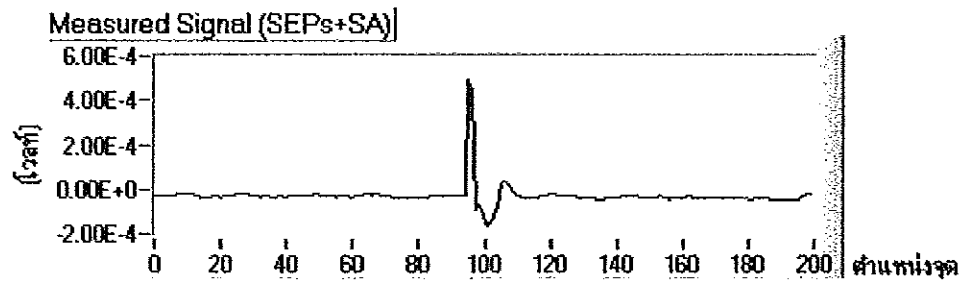
หมายเหตุ โครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น pure-linear และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Pr-Pr) จะใช้ค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นเป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง (โดยใช้ค่าเดียวกับหัวข้อ 4.2)

ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact จากการวัดสัญญาณ SEPs ตัวอย่าง

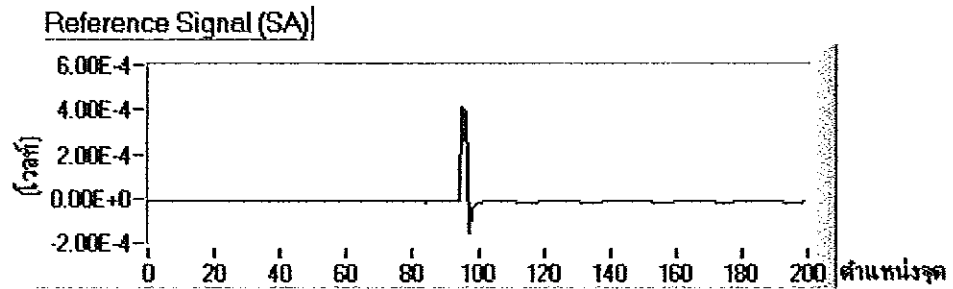
ภาพประกอบ 5-18 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาท์พุตที่ได้จากการใช้โครงข่ายแต่ละชนิด ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวน SA ที่ดีที่สุด

พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้รูปร่างของสัญญาณเอาท์พุตที่ใกล้เคียงกัน

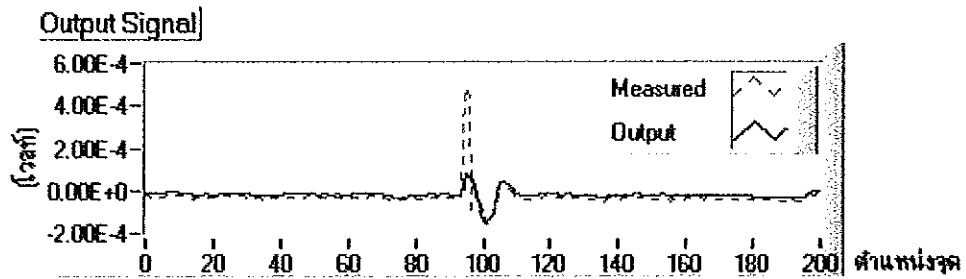




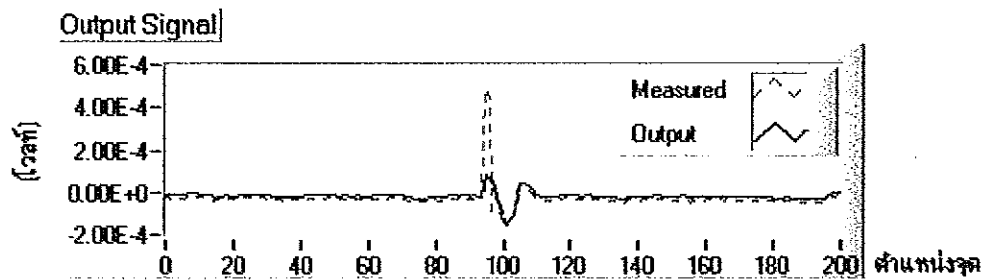
a) สัญญาณที่วัดได้ (สัญญาณปฐมภูมิ)



b) สัญญาณรบกวน Stimulus Artifact (สัญญาณอ้างอิง)



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทวนสเฟิร์ฟิงก์ชั้นเป็น Pr-Pr

ภาพประกอบ 5-18 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs

ตาราง 5-7 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิดในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวน
ADALINE	tap = 9	0.0001	83.66	6.4415
BP (Pr-Pr)	2-10-1	0.0002	83.60	6.4417

จากค่าดัชนีชี้วัดในตาราง 5-7 พบว่าโครงข่าย ADALINE มีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดเป็น 83.66 % ในขณะที่โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดเป็น 83.60 % แต่หากพิจารณาจากค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนพบว่าโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวน (6.4417) ที่สูงกว่าโครงข่าย ADALINE อยู่เล็กน้อย

จากค่าดัชนีชี้วัดทั้งหมดพบว่า ทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs ที่ใกล้เคียงกัน

#### สรุปผลการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact ออกจากสัญญาณ SEPs

จากผลการทดลองพบว่าสามารถประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact จากการวัดสัญญาณ SEPs ได้ โดยโครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกัน

## บทที่ 6

### วิจารณ์ผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

ในการวิจัยนี้เสนอการกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ SEPs โดยการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาททำหน้าที่เป็น Adaptive Filter และเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายแต่ละประเภทและผลลัพธ์ที่ได้จาก Adaptive Filter แต่ละชนิด ในการวิจัยจะทำการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนกับสัญญาณที่ทำการจำลองขึ้นมาก่อน แล้วจึงทำการทดสอบกับสัญญาณที่วัดได้จริงดังผลการทดลองที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 และบทที่ 5 ซึ่งสามารถสรุปได้ดังนี้

#### 6.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

ในการทดลองนี้ได้แบ่งการทดลองเป็น 2 ส่วนคือการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนและการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณจริง

##### 6.1.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

แบ่งการทดลองเป็น 2 การทดลองตามการใช้สัญญาณอ้างอิงของ Adaptive Filter คือการทดลองที่ 4.1.1 ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และการทดลองที่ 4.1.2 ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

การทดลองที่ 4.1.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

โดยในกรณีนี้ สัญญาณรบกวนและสัญญาณที่ใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงที่ป้อนให้แก่ Adaptive Filter คือสัญญาณเดียวกัน พบว่าโครงข่ายที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดคือโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Pr-Pr ทั้งนี้เนื่องจากทั้งสองโครงข่ายมีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเหมือนกัน คือ ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pure-Linear ซึ่งจะให้ค่าเอาต์พุตตามค่าอินพุต ทำให้ค่าที่ได้เป็นค่าที่ถูกต้องที่สุด ในขณะที่โครงข่ายที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดอื่นเช่น ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Tansigmoid ซึ่งจะให้ค่าอยู่ระหว่าง  $-1$  ถึง  $1$  ทำให้สัญญาณเอาต์พุตต้องลดขนาดลงมาเป็น  $-1$  ถึง  $1$  ตามไปด้วย ดังนั้นจึงทำให้มีโอกาสที่จะทำให้ค่าสัญญาณผิดเพี้ยนไปหรือมีฮาร์โมนิคเข้ามาเกี่ยวข้องได้

จากผลการทดลองในตารางที่ 4-1 พบว่าโครงข่ายที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดมีอยู่ 2 โครงข่ายได้แก่โครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Pr-Pr โดยโครงข่าย BP ที่ใช้ ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Pr-Pr ให้ค่าที่ดีกว่าโครงข่าย ADALINE อยู่เล็กน้อย

สำหรับโครงข่าย VLBP แม้จะสามารถปรับค่าอัตราการเรียนรู้เองได้แต่พบว่าการทดลองมีขั้นตอนในการคำนวณที่ยุ้งยากกว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP มากโดยให้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดเดียวกัน แต่มีค่าความสามารถต่ำกว่าเล็กน้อย

**การทดลองที่ 4.1.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก**

สัญญาณอ้างอิงที่ใช้จะใช้สัญญาณที่วัดได้มาทำการหวนเวลา และทดลองปรับค่าเวลาในการหวนเป็นค่าต่างๆเพื่อหาค่าที่เหมาะสม จากผลการทดลองในตารางที่ 4-2 พบว่าโครงข่าย ADALINE ให้ค่าผลลัพธ์ที่ดีที่สุด รองลงมาคือโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Pr-Pr และโครงข่าย VLBP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Pr-Pr ตามลำดับ ส่วนโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Ts-Pr และโครงข่าย VLBP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบ Ts-Pr ให้ค่าความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนต่ำที่สุด

เปรียบเทียบผลการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนแบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกกับแบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกพบว่า ในกรณีนี้ Adaptive Filter ที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกจะให้ผลการทดลองที่ดีกว่าแบบที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ทั้งนี้เนื่องจากการทดลองนี้สัญญาณที่ใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงจากภายนอกเป็นสัญญาณเดียวกันกับสัญญาณรบกวน ทำให้สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี ในขณะที่กรณีที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกต้องทำการปรับค่าเวลาในการหวน เพื่อให้ได้สัญญาณที่เหมาะสมอาจจะยังไม่ถูกต้องนักจึงทำให้ได้ค่าดัชนีชี้วัดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย แต่หากดูจากภาพโดยรวมแล้วจะได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับ Adaptive filter แบบที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

### 6.1.2 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

โดยจะแบ่งการทดลองเป็น 2 การทดลองเช่นเดียวกับการจำลอง โดยแบ่งตามการใช้สัญญาณอ้างอิงของ Adaptive Filter คือการทดลองที่ 5.2.1 Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก และการทดลองที่ 5.1.2 Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

การทดลองที่ 5.1.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สัญญาณอ้างอิงที่ใช้ คือ สัญญาณที่ทำกรวัดจากหม้อแปลง สรุปผลการทดลองได้ดังนี้

สัญญาณตัวอย่างที่ 1

พบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ได้ทั้งสองโครงข่าย แต่พบปัญหาที่แตกต่างจากการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน คือ ปัญหาของความถี่ฮาร์โมนิกที่ 3,5,7 และ 9 หรือที่ความถี่ 150 เฮิร์ตซ์, 250 เฮิร์ตซ์, 350 เฮิร์ตซ์ และ 450 เฮิร์ตซ์ ที่เกิดเพิ่มขึ้นมาจากความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr ในกรณีที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากหม้อแปลงนี้ จะไม่สามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกเหล่านี้ได้ โดยเฉพาะในโครงข่าย BP ที่ใช้ ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr แม้จะสามารถลดขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิกที่ความถี่ 150 เฮิร์ตซ์ไปได้บ้าง แต่กลับมีขนาดของฮาร์โมนิกที่ 250 เฮิร์ตซ์, 350 เฮิร์ตซ์ และ 450 เฮิร์ตซ์เพิ่มขึ้นมา ทำให้ประสิทธิภาพของโครงข่ายด้อยกว่าโครงข่าย ADALINE (พิจารณาจากตาราง 5-1)

สัญญาณตัวอย่างที่ 2

ทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ได้ทั้งสองโครงข่ายเช่นเดียวกับสัญญาณตัวอย่างที่ 1 ส่วนปัญหาของความถี่ฮาร์โมนิกที่ความถี่ 150 เฮิร์ตซ์, 250 เฮิร์ตซ์, 350 เฮิร์ตซ์ และ 450 เฮิร์ตซ์ ก็ยังคงพบอยู่แต่ไม่มากเท่ากับสัญญาณตัวอย่างที่ 1 แต่ทั้งสองโครงข่ายก็ไม่สามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกนี้ได้เช่นกัน โดยพิจารณาประสิทธิภาพของโครงข่ายโดยรวมจากตาราง 5-2 แล้วพบว่าโครงข่าย ADALINE ให้ประสิทธิภาพในการกำจัดสัญญาณรบกวนดีกว่าโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr อยู่เล็กน้อย

การทดลองที่ 5.1.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

โดยทำการห้วงเวลาสัญญาณที่วัดได้แล้วเป็นสัญญาณอ้างอิงเพื่อป้อนให้แก่ Adaptive Filter สามารถสรุปผลการทดลองได้ดังนี้

#### สัญญาณตัวอย่างที่ 1

พบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์, 150 เฮิรตซ์, 250 เฮิรตซ์, 350 เฮิรตซ์ และ 450 เฮิรตซ์ ได้ทั้งสองโครงข่าย โดยพิจารณาจากตาราง 5-3 จะพบว่าโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr และโครงข่าย ADALINE มีประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกัน

#### สัญญาณตัวอย่างที่ 2

พบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์, 150 เฮิรตซ์, 250 เฮิรตซ์, 350 เฮิรตซ์ และ 450 เฮิรตซ์ ได้ทั้งสองโครงข่าย โดยพิจารณาจากตาราง 5-4 จะพบว่าโครงข่าย BP ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pr-Pr และโครงข่าย ADALINE มีประสิทธิภาพของโครงข่ายที่ใกล้เคียงกันเช่นเดียวกับสัญญาณตัวอย่างที่ 1

จากการทดลองกับการวัดสัญญาณจริงในบทที่ 5 พบว่า มีปัญหาของฮาร์โมนิกมาเกี่ยวข้องด้วย ทำให้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกไม่สามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกได้ แต่ในสัญญาณที่ได้จำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ได้กล่าวมาในบทที่ 4 นั้นมีสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณชายน้ความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่ไม่มีฮาร์โมนิก จึงได้ทำการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่มีฮาร์โมนิก เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายและทดสอบ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่มีฮาร์โมนิกดังนี้

#### 6.1.3 การจำลองกำจัดสัญญาณรบกวนที่เป็นสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่มีฮาร์โมนิก

การทดลองนี้จะเป็นการกำจัดสัญญาณรบกวนชายน้ความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่มีฮาร์โมนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ทำการจำลองขึ้นมา โดยใช้การประยุกต์โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ชนิดที่ใช้การป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สมมติให้สัญญาณเป้าหมายที่ต้องการ เป็นสัญญาณสุ่มที่มีขนาดสูงสุดเท่ากับ 0.1 โวลต์ มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1 และมีความถี่ตั้งแต่ 20 ถึง 500 เฮิรตซ์ โดยมีการกระจายแบบปกติ ส่วนสัญญาณรบกวน( $n_0(t)$ ) คือสัญญาณที่วัดได้จากหม้อแปลงซึ่งเป็นสัญญาณชายน้

ความถี่ 50 เฮิรตซ์ ที่มีความถี่ฮาร์โมนิคปนอยู่ ที่ความถี่ 150 เฮิรตซ์, 250 เฮิรตซ์, 350 เฮิรตซ์ และ 450 เฮิรตซ์ ทำการสุ่มตัวอย่างเป็นจำนวน 2,000 จุด (โดยที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์มีขนาดสเปกตรัมเท่ากับ 0.55 โวลท์<sup>2</sup>, ที่ความถี่ 150 เฮิรตซ์ มีขนาดสเปกตรัมเท่ากับ  $2.92 \times 10^{-4}$  โวลท์<sup>2</sup>, ที่ความถี่ 250 เฮิรตซ์ มีขนาดสเปกตรัมเท่ากับ  $8.54 \times 10^{-5}$  โวลท์<sup>2</sup>, ที่ความถี่ 350 เฮิรตซ์ มีขนาดสเปกตรัมเท่ากับ  $3.85 \times 10^{-5}$  โวลท์<sup>2</sup>, และที่ความถี่ 450 เฮิรตซ์ มีขนาดสเปกตรัมเท่ากับ  $5.09 \times 10^{-6}$  โวลท์<sup>2</sup>)

สัญญาณที่วัดได้ ซึ่งเป็นผลรวมระหว่างสัญญาณเป้าหมายกับสัญญาณรบกวน จะถูกป้อนเป็นสัญญาณปฐมภูมิให้แก่ Adaptive Filter และสัญญาณ  $n_1(t)$  ซึ่งเป็นสัญญาณรบกวนที่เป็นสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ที่เป็นสัญญาณฮาร์โมนิคปนอยู่ จะทำหน้าที่เป็นสัญญาณอ้างอิง (Reference Signal) ที่ป้อนให้แก่ Adaptive Filter โดยในกรณีนี้สัญญาณรบกวน  $n_0(t)$  จะเป็นสัญญาณเดียวกันกับสัญญาณอ้างอิง  $n_1(t)$

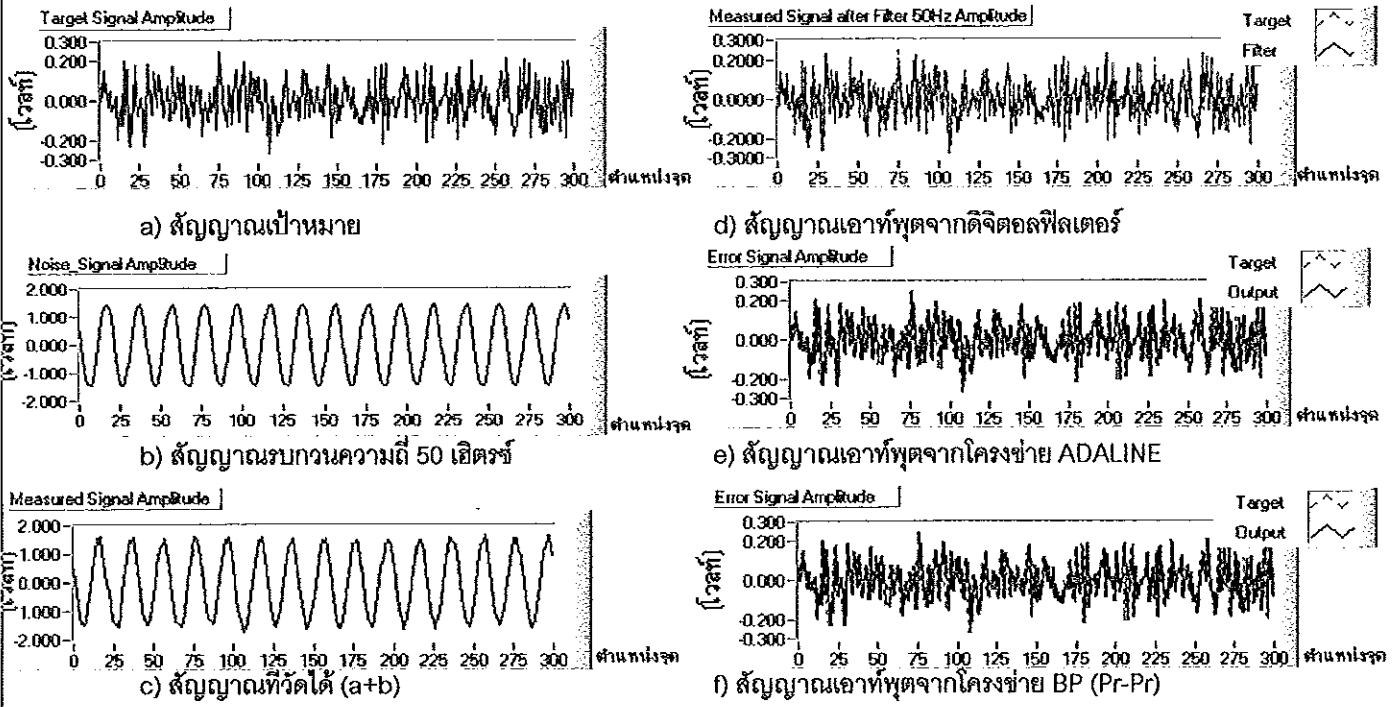
สัญญาณที่วัดได้และสัญญาณอ้างอิง จะถูกป้อนให้แก่โครงข่ายประสาทจนวนครบ 2,000 จุด โดยในแต่ละจุดของสัญญาณโครงข่ายประสาทที่ทำหน้าที่เป็น Adaptive Filter จะทำการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสทุกครั้ง พร้อมคำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุตของระบบ

#### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

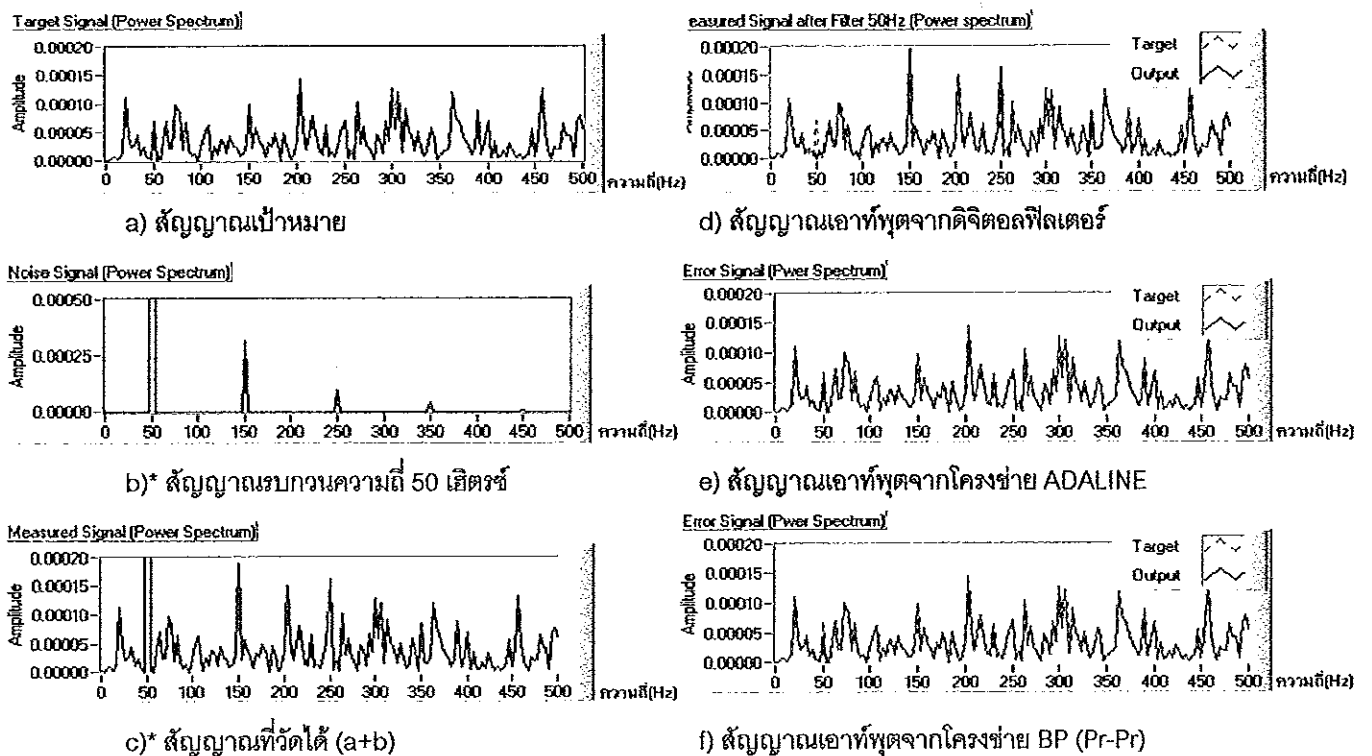
ใช้โครงข่าย 2 ชนิดคือโครงข่าย ADALINE, โครงข่าย BP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr โดยมีโครงสร้างเช่นเดียวกันกับโครงข่ายที่กล่าวมาแล้วในข้อ 4.1.1 โดยในการทดลองนี้จะใช้ค่าน้ำหนักและไบอัส เริ่มต้นของโครงข่ายทั้งสองชนิด เป็นค่าคงที่ชุดหนึ่ง (ในแต่ละโครงข่ายจะใช้ค่าเริ่มต้นเดียวกันสำหรับทุกโครงสร้าง)

ภาพประกอบ 6-1 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลา และภาพประกอบ 6-2 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ที่ได้จากโครงข่ายแต่ละชนิด ซึ่งให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ดีที่สุด โดยได้ทำการเปรียบเทียบกับสัญญาณเป้าหมายและสัญญาณที่ได้จากการใช้ดิจิตอลฟิลเตอร์

จากภาพประกอบพบว่า ทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มี ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีสัญญาณเอาต์พุตที่มีรูปร่างของสัญญาณในแกนเวลาที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมาย ส่วนแกนความถี่พบว่าโครงข่ายทั้งสองชนิดจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคได้ ในขณะที่สัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์พบว่ามีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไปและไม่สามารถกำจัดความถี่ฮาร์โมนิคได้



ภาพประกอบ 6-1 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ที่มีความถี่ฮาร์โมนิกปนอยู่โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



ภาพประกอบ 6-2 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์ ที่มีความถี่ฮาร์โมนิกปนอยู่ โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

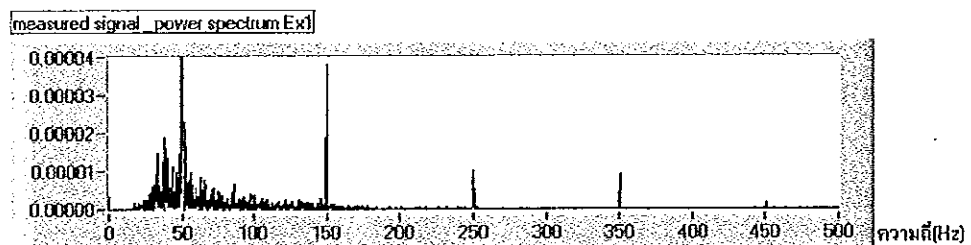


สรุปผลการทดลองการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ที่มีฮาร์โมนิกจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

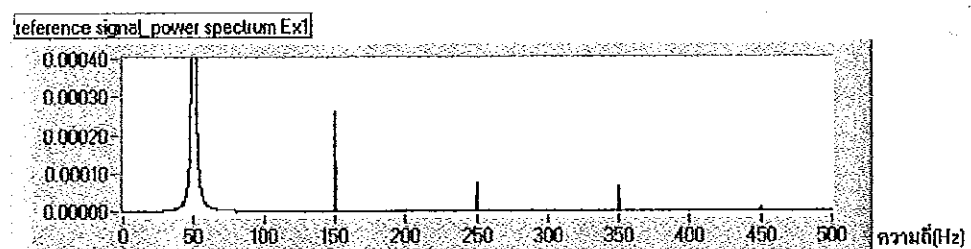
จากผลการทดลองพบว่า แม้ว่าสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณที่มีความถี่ฮาร์โมนิก แต่โครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ชนิดที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ยังคงสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์และความถี่ฮาร์โมนิกได้

6.1.4 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดยใช้สัญญาณอ้างอิงเป็นสัญญาณที่ได้จากการกรองเฉพาะความถี่ 50 เฮิร์ตซ์และความถี่ฮาร์โมนิกสัญญาณตัวอย่างที่วัดได้

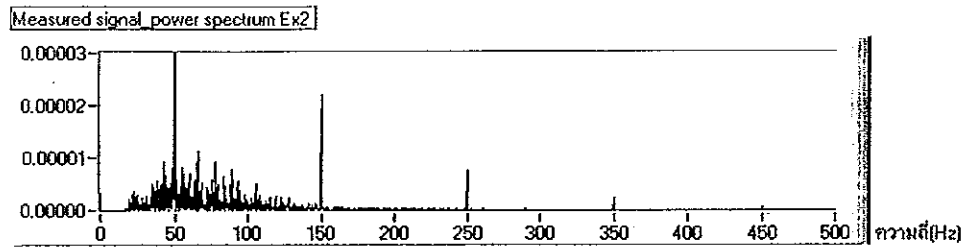
จากการทดลองในการทดลองหัวข้อที่ 5.2.1 ซึ่งเป็นการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ และฮาร์โมนิกโดยใช้ Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก พบว่าไม่สามารถกำจัดความถี่ที่เป็นฮาร์โมนิกได้ สาเหตุที่ไม่สามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกได้ อาจเป็นเพราะสัญญาณที่ใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงอาจมีคุณลักษณะของสัญญาณไม่ตรงกันกับสัญญาณที่มาบกรณสัญญาณจริงๆ โดยพิจารณาจากรูปที่ 6-3 ซึ่งแสดงรูปร่างของสเปกตรัมของสัญญาณฮาร์โมนิกของสัญญาณที่วัดได้ตัวอย่างที่ 1 และ 2 และสัญญาณที่ใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงที่ได้จากหม้อแปลงไฟฟ้า



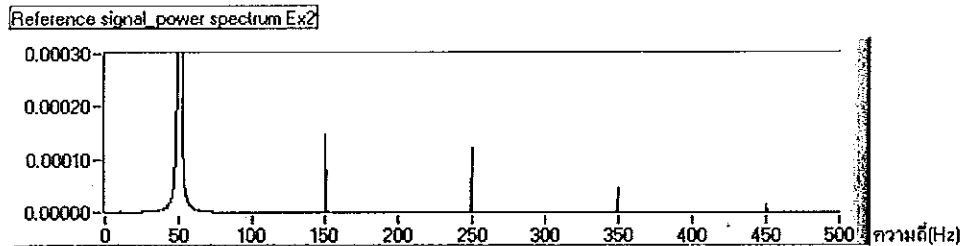
a) รูปร่างสเปกตรัมของสัญญาณที่วัดได้ สัญญาณตัวอย่างที่ 1



b) รูปร่างสเปกตรัมของสัญญาณอ้างอิงของสัญญาณตัวอย่างที่ 1 ที่ได้จากหม้อแปลงไฟฟ้า



c) รูปร่างสเปกตรัมของสัญญาณที่วัดได้ สัญญาณตัวอย่างที่ 2



d) รูปร่างสเปกตรัมของสัญญาณอ้างอิงของสัญญาณตัวอย่างที่ 2 ที่ได้จากหม้อแปลงไฟฟ้า

ภาพประกอบที่ 6-3 รูปร่างสเปกตรัมของสัญญาณที่วัดได้ตัวอย่างที่ 1 และ 2 และสัญญาณที่ใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงที่ได้จากหม้อแปลงไฟฟ้า

จากภาพประกอบที่ 6-3 พบว่าขนาดของฮาร์โมนิกของสัญญาณอ้างอิงไม่เท่ากันกับสัญญาณที่มารบกวน อาจเป็นเหตุผลให้ไม่สามารถลดขนาดของความถี่ฮาร์โมนิกได้ จึงได้ทำการทดลองเปลี่ยนสัญญาณอ้างอิงโดยใช้ดิจิตอลฟิลเตอร์กรองเฉพาะสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์, 150 เฮิรตซ์, 250 เฮิรตซ์, 350 เฮิรตซ์ และ 450 เฮิรตซ์จากสัญญาณตัวอย่างที่ 1 และ 2 มาใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงแทน และได้ผลการทดลองดังนี้

#### โครงข่ายที่ใช้ทดสอบ

1. โครงข่าย ADALINE ที่ใช้ทดสอบจะมีการปรับเปลี่ยนจำนวนแทปเป็นจำนวนตั้งแต่ 0 ถึง 19 แทป และในแต่ละค่าของจำนวนแทปจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ จนกว่าจะได้ค่าสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด

2. โครงข่าย BP จะเลือกโครงข่ายที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว และมีจำนวนอินพุตของโครงข่ายเท่ากับ 1 ถึง 10 ในแต่ละค่าของอินพุตจะทำการเปลี่ยนแปลงจำนวนเซลล์ในชั้นซ่อนเป็น 2,4,6,8 และ 10 โดยในแต่ละครั้งของการทดสอบจะทำการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ จนกว่าจะได้สัญญาณที่เหมาะสมที่สุดเช่นกัน

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย BP ที่ใช้ในการทดลองนี้ จะใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชั้นแรกเป็น Pure-Linear และชั้นที่ 2 เป็น Pure-Linear (Pr-Pr)

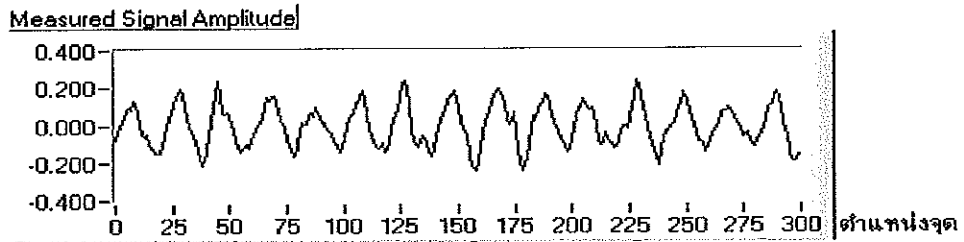
หมายเหตุ ในการทดลองนี้จะใช้ค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของโครงข่ายทั้งสองได้แก่โครงข่าย ADALINE, และ โครงข่าย BP เป็นค่าคงที่ชุดหนึ่ง (ในแต่ละโครงข่ายจะใช้ค่าเริ่มต้นเดียวกันสำหรับทุกโครงสร้าง)

### 1 การกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

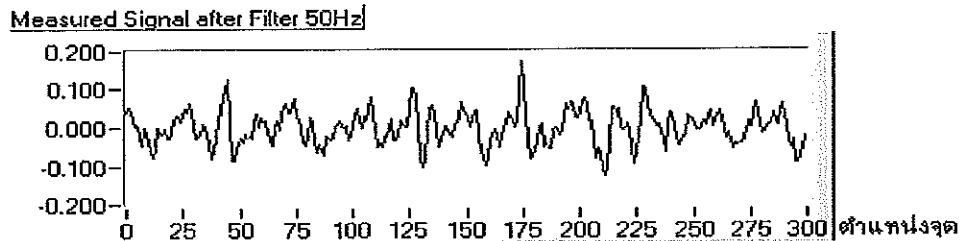
ภาพประกอบ 6-4 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาท์พุทในแกนเวลา และภาพประกอบ 6-5 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอาท์พุทในแกนความถี่ที่ได้จากโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 ที่ดีที่สุด และทำการเปรียบเทียบกับสัญญาณที่ได้จากการใช้ดิจิตอลฟิลเตอร์

จากภาพประกอบพบว่า โครงข่ายทั้ง 2 ประเภทจะมีสัญญาณเอาท์พุทที่มีรูปร่างของสัญญาณในแกนเวลาที่ใกล้เคียงกัน ในส่วนของแกนความถี่พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr สามารถกำจัดสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ และเมื่อพิจารณาในส่วนของความถี่ฮาร์โมนิคพบว่าโครงข่ายทั้งสองจะสามารถลดขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิคได้

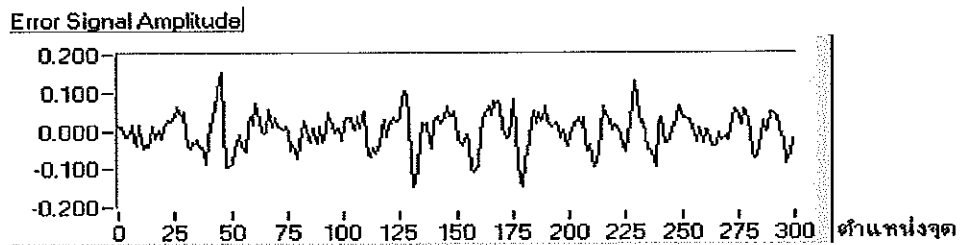
ส่วนสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์พบว่ามีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไป และไม่สามารถกำจัดสัญญาณความถี่ฮาร์โมนิคได้เลยแม้แต่น้อย ซึ่งจะเห็นได้ว่า Adaptive Filter มีข้อดีกว่าดิจิตอลฟิลเตอร์ คือ สามารถลดทอนสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคได้ โดยไม่กรองส่วนของสัญญาณข่าวสารทิ้งไป



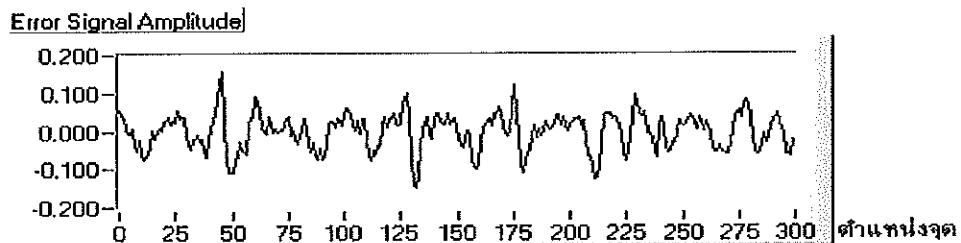
a) สัญญาณที่วัดได้



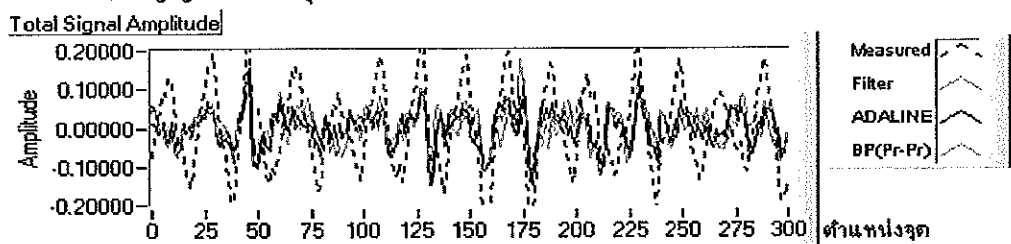
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE

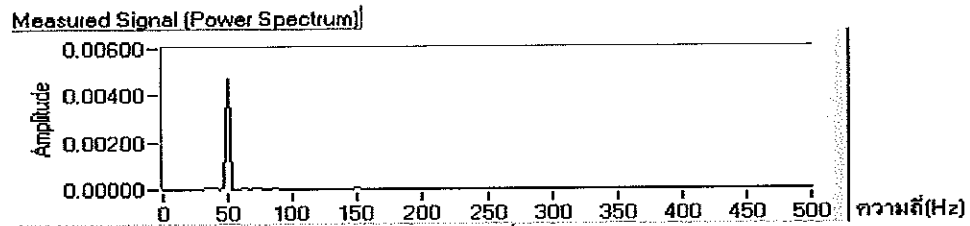


d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr

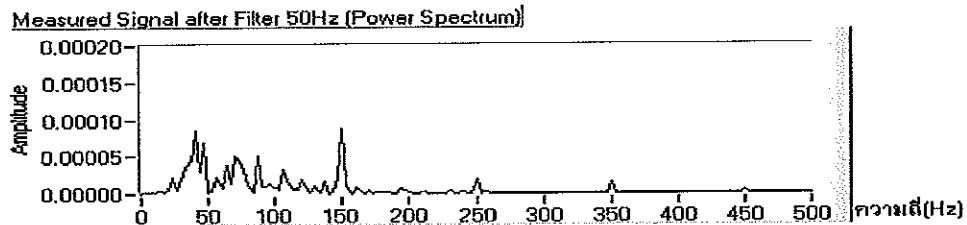


e) เปรียบเทียบสัญญาณ

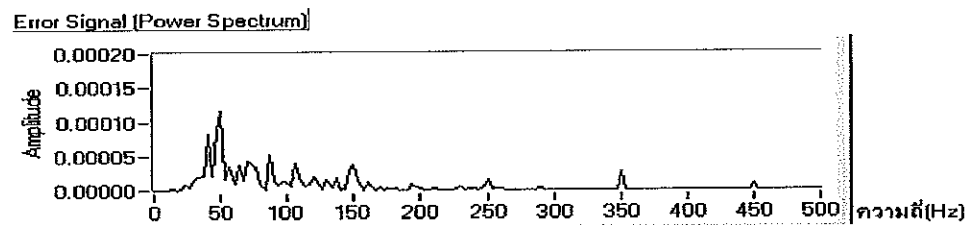
ภาพประกอบ 6-4 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้)



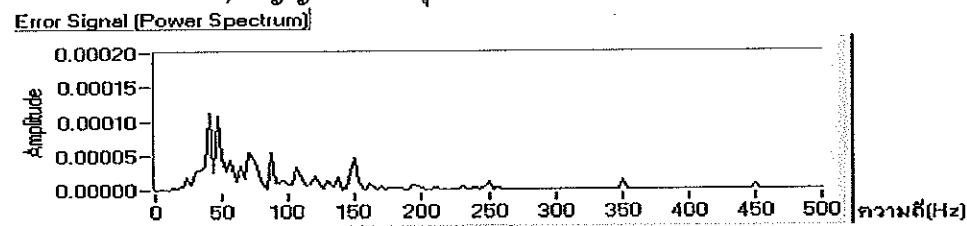
a) สัญญาณที่วัดได้



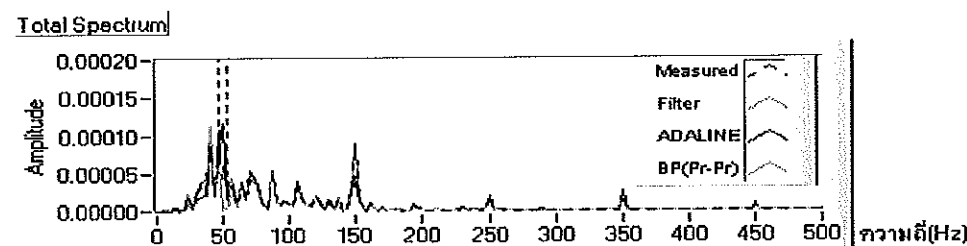
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



e) เปรียบเทียบสัญญาณ

ภาพประกอบ 6-5 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์จากการวัดสัญญาณตัว-อย่างที่ 1 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้)

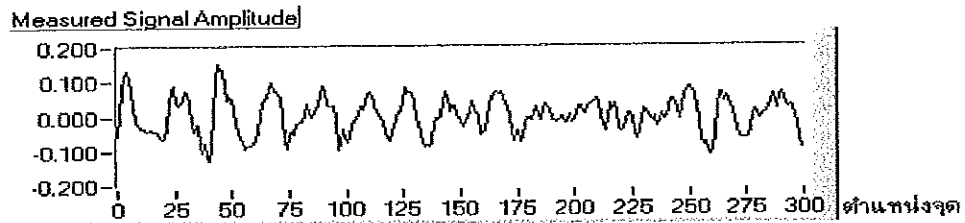
## 2 การกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

ภาพประกอบ 6-6 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุทในแกนเวลา และภาพประกอบ 6-7 เป็นตัวอย่างสัญญาณเอชท์พุทในแกนความถี่ที่ได้จากโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ที่ให้ผลการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และความถี่ฮาร์โมนิคจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 ที่ดีที่สุด และทำการเปรียบเทียบกับสัญญาณที่ได้จากการใช้ดิจิตอลฟิลเตอร์

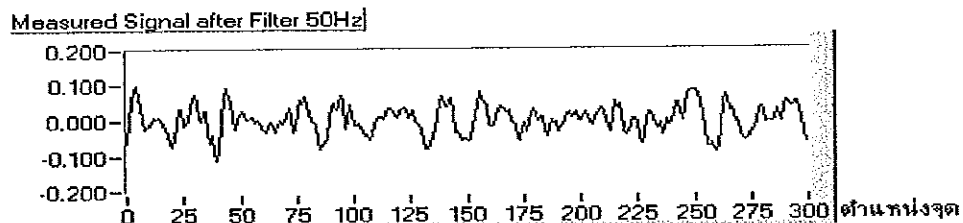
จากภาพประกอบ 6-6 พบว่า โครงข่ายทั้ง 2 ประเภทจะมีสัญญาณเอชท์พุทที่มีรูปร่างของสัญญาณในแกนเวลาที่ใกล้เคียงกัน ส่วนในแกนความถี่ โครงข่ายทั้งสองมีรูปร่างของสัญญาณที่แตกต่างกันเล็กน้อยในบริเวณความถี่ 50 เฮิรตซ์ แต่สามารถกำจัดสัญญาณความถี่ 50 เฮิรตซ์ได้ทั้งสองโครงข่าย และในส่วนของความถี่ฮาร์โมนิคพบว่าโครงข่ายทั้งสองจะสามารถลดขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิคได้

ส่วนสัญญาณที่ได้จากดิจิตอลฟิลเตอร์จะพบว่ามีส่วนของสัญญาณที่ความถี่ 50 เฮิรตซ์หายไปและไม่สามารถกำจัดสัญญาณความถี่ฮาร์โมนิคได้ ซึ่งจะเห็นได้ว่า Adaptive Filter มีข้อดีกว่าดิจิตอลฟิลเตอร์คือสามารถลดทอนสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคได้ โดยไม่กรองส่วนของสัญญาณข่าวสารทิ้งไป

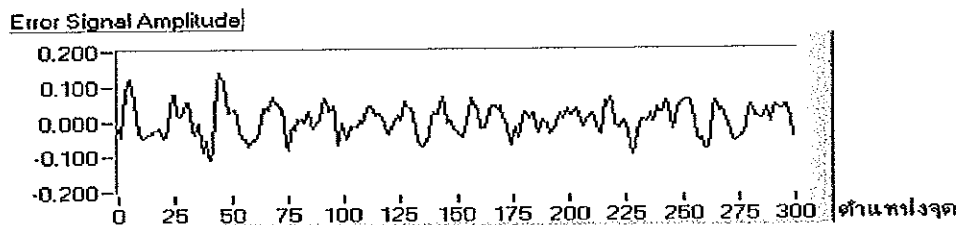
หมายเหตุ ในการทดลองได้ทำการทดสอบโครงข่ายในหลายๆโครงสร้าง พบว่า แม้ว่าจะเปลี่ยนโครงสร้างไป โครงข่ายก็ยังคงสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ แต่อาจไม่ใช่โครงสร้างที่เหมาะสมที่สุด



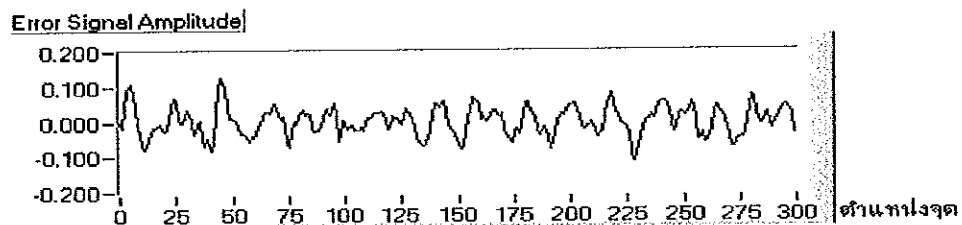
a) สัญญาณที่วัดได้



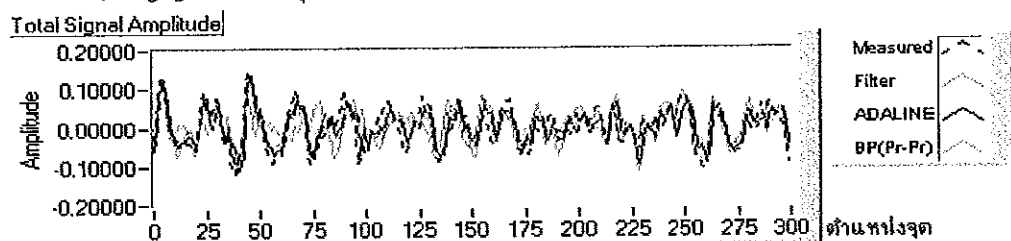
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



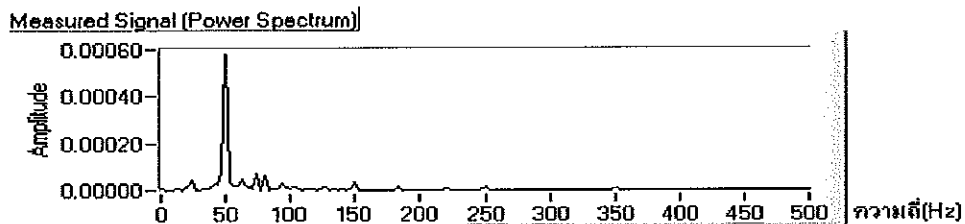
d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



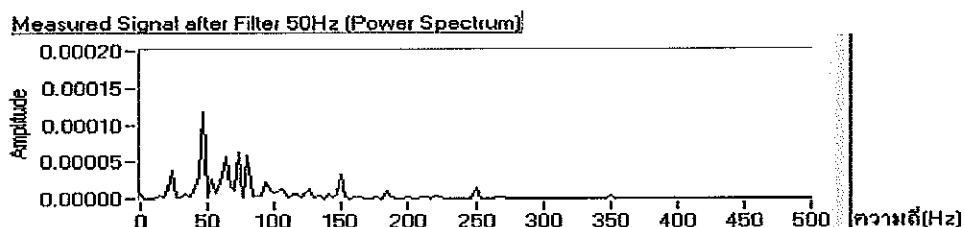
e) เปรียบเทียบสัญญาณ

ภาพประกอบ 6-6 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนเวลาของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่าย

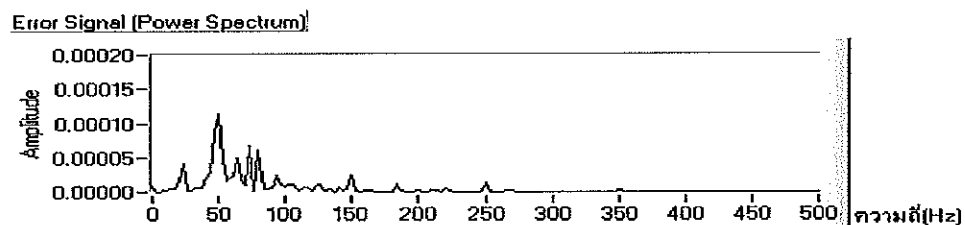
ประสาทแต่ละประเภท ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์  
จากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก  
(กรองจากสัญญาณที่วัดได้)



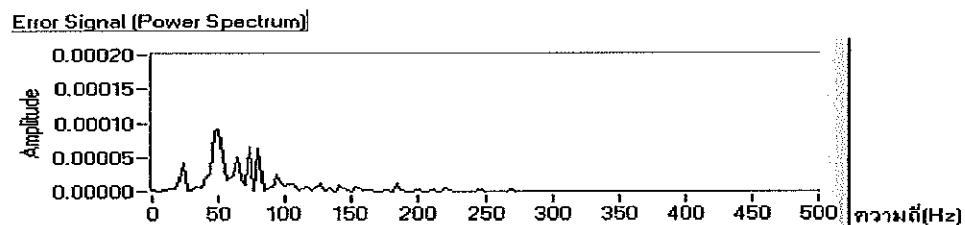
a) สัญญาณที่วัดได้



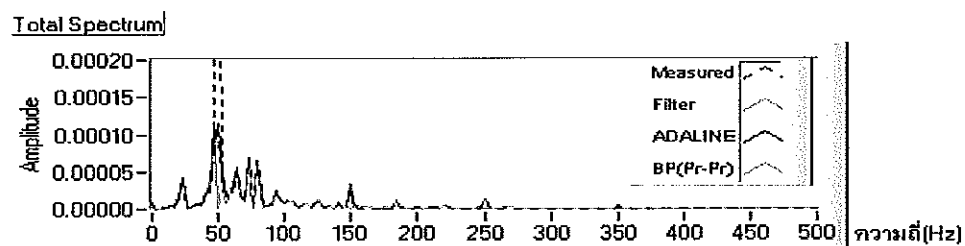
b) สัญญาณเอาต์พุตจากดิจิตอลฟิลเตอร์



c) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย ADALINE



d) สัญญาณเอาต์พุตจากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr



e) เปรียบเทียบสัญญาณ

ภาพประกอบ 6-7 ตัวอย่างสัญญาณเอาต์พุตในแกนความถี่ของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท ในการกำจัดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์จากการวัดสัญญาณตัวอย่าง ที่ 2 โดยใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก (กรองจากสัญญาณที่วัดได้)



จะเห็นว่าผลการทดลองที่ได้ยืนยันว่า Adaptive Filter ที่มีการใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีก็ต่อเมื่อสัญญาณอ้างอิงคุณลักษณะเหมือนกับสัญญาณรบกวนมากที่สุด

### 6.1.5 วิเคราะห์ผลการทดลองการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนที่เป็นความถี่ฮาร์โมนิกจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

พิจารณาเฉพาะผลของขนาดของสเปกตรัมของความถี่ฮาร์โมนิก จากผลการทดลองทั้งหมดสามารถสรุปเป็นตารางได้ดังนี้

ตารางที่ 6-1 ขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิกของสัญญาณเอาร์ทัพจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 1

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณเอาร์ทัพที่ความถี่ฮาร์โมนิก			
				150 เฮิรตซ์	250 เฮิรตซ์	350 เฮิรตซ์	450 เฮิรตซ์
จากหม้อแปลง	AD	Tap = 3	0.001	3.525E-04	5.527E-05	5.659E-05	2.838E-05
	Pr-Pr	2-2-1	0.01	2.952E-04	2.872E-04	2.747E-04	1.214E-04
จากสัญญาณที่วัดได้	AD	Tap = 10	0.1	3.203E-05	1.299E-05	2.206E-05	7.030E-06
	Pr-Pr	4-2-1	0.015	9.374E-05	2.062E-05	2.866E-05	1.384E-05
ไม่ใช่จากภายนอก	AD	Tap = 8	0.005	4.082E-06	4.024E-07	6.102E-07	2.343E-07
	Pr-Pr	9-10-1	0.0031	3.862E-06	4.039E-07	5.734E-07	2.199E-07

ตารางที่ 6-2 ขนาดของสัญญาณฮาร์โมนิกของสัญญาณเอาร์ทัพจากการวัดสัญญาณตัวอย่างที่ 2

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ขนาดของเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณเอาร์ทัพที่ความถี่ฮาร์โมนิก			
				150 เฮิรตซ์	250 เฮิรตซ์	350 เฮิรตซ์	450 เฮิรตซ์
จากหม้อแปลง	AD	Tap = 9	0.00005	2.601E-05	1.206E-05	2.468E-06	4.748E-07
	Pr-Pr	2-2-1	0.0055	1.704E-05	1.603E-05	3.854E-06	9.675E-07
จากสัญญาณที่วัดได้	AD	Tap = 10	0.05	2.088E-05	1.111E-05	2.405E-06	4.747E-07
	Pr-Pr	8-2-1	0.0001	1.087E-06	1.137E-06	8.602E-07	6.412E-07
ไม่ใช่จากภายนอก	AD	Tap = 6	0.045	2.659E-06	1.958E-06	2.456E-07	1.006E-07
	Pr-Pr	8-10-1	0.02	3.076E-06	1.986E-06	2.497E-07	9.865E-08

จากตารางที่ 6-1 และ 6-2 จะพบว่า ในการกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกของสัญญาณรบกวน วิธีการที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกจะสามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกได้ดีที่สุด และในกรณีที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกพบว่า ถ้าใช้สัญญาณอ้างอิงจากการกรองสัญญาณที่วัดได้ จะให้ผลที่ดีกว่า นั่นคือ หากสัญญาณที่นำมาใช้อ้างอิงที่มีรูปร่างและคุณสมบัติที่คล้ายกับสัญญาณรบกวนจะสามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกได้ดีกว่าสัญญาณที่มีคุณสมบัติแตกต่างจากสัญญาณรบกวน

## 6.2 การกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ SEPs

แบ่งการทดลองเป็น 2 ส่วนคือการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวน และการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณจริง

### 6.2.1 การจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณ SEPs

แบ่งการทดสอบเป็น 3 แบบจำลองตามขนาดของสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact เมื่อเทียบกับสัญญาณ SEPs

จากการทดลองที่ 4.2.1, 4.2.2 และ 4.2.3 พบว่า โครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้รูปร่างของสัญญาณเอาร์ทพุตที่ใกล้เคียงกับสัญญาณเป้าหมายมากที่สุด รวมทั้งมีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดเป็น 100% ทั้งสองโครงข่าย และมีค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่สูงที่สุดใกล้เคียงกัน

ส่วนโครงข่ายที่เหลือคือโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr, โครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Ts-Pr และโครงข่าย VLBP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีรูปร่างของสัญญาณที่ผิดเพี้ยนไป และให้ค่าดัชนีในการวัดที่ต่ำ

### 6.2.2 การทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณ SEPs

จากการทดลองในหัวข้อ 5.3 พบว่าสามารถประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเป็น Adaptive Filter ในการกำจัดสัญญาณรบกวน Stimulus Artifact จากการวัดสัญญาณ SEPs ได้ โดยโครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกัน

หากพิจารณาจากดัชนีชี้วัดในตาราง 5-5 พบว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr มีค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอดประมาณ 83 % ทั้งนี้เนื่องจากสัญญาณที่นำมาเป็นสัญญาณอ้างอิงนั้นไม่ใช่สัญญาณรบกวน SA ที่วัดตรงจุดที่วัดสัญญาณ SEPs โดยตรง จึงอาจมีรูปร่างของสัญญาณที่ผิดเพี้ยนไปบ้าง และหากพิจารณาจากค่าอัตราการ

ลดลงของความแปรปรวนพบว่าโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวนที่สูงกว่าโครงข่าย ADALINE อยู่เล็กน้อย

หมายเหตุ 1. ในการทดลองได้ทำการทดสอบโครงข่ายในหลายๆโครงสร้าง พบว่าแม้ว่าจะเปลี่ยนโครงสร้างไปแต่ก็ยังคงสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ แต่อาจไม่ใช่โครงสร้างที่เหมาะสมที่สุด

2. ได้ทำการทดสอบโดยวิธีการไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก แต่พบว่าไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวน SA ซึ่งเป็นไปตามทฤษฎีในหัวข้อที่ 3.4.2 กล่าวคือจะใช้วิธีการที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกได้ก็ต่อเมื่อสัญญาณรบกวนเป็นสัญญาณที่มีลักษณะเป็นคาบเท่านั้น แต่สัญญาณรบกวน SA ในที่นี้ไม่มีลักษณะเป็นคาบจึงไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนชนิดนี้ได้

### 6.3 สรุปและข้อเสนอแนะ

จากผลการทดลองทั้งหมดสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 6-3 ถึง 6-9 โดยตาราง 6-3 เป็นค่าดัชนีชี้วัดจากการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และตาราง 6-4 และตาราง 6-5 เป็นค่าดัชนีชี้วัดจากการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายของสัญญาณตัวอย่างที่ 1 และ ตัวอย่างที่ 2 ตามลำดับ

ตาราง 6-3 ค่าดัชนีชี้วัดจากการจำลองการกำจัดสัญญาณรบกวนของ Adaptive Filter

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเวียนรู้ที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการรู้เข้า (รอบ)	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์	ความเหมือนของสัญญาณที่ 50 เฮิรตซ์	ค่าเฉลี่ยกำลังสองของความผิดพลาด
จากภายนอก	ADALINE	tap = 0	0.012	1000	6.07	333.19	1.01	0.00050
	BP (Pr-Pr)	1-8-1	0.002	520	6.16	339.96	0.99	0.00050
	BP (Ts-Pr)	1-6-1	0.005	1140	5.25	216.69	1.31	0.00066
	VLBP(Pr-Pr)	1-2-1	*	1040	6.03	334.10	1.01	0.00050
	VLBP(Ts-Pr)	1-6-1	*	760	6.07	316.92	1.05	0.00058
ไม่ใช่จากภายนอก	ADALINE	9	0.005	300	7.02	324.00	1.04	0.0007
	BP (Pr-Pr)	4-4-1	0.008	240	7.64	300.28	1.14	0.0013
	BP (Ts-Pr)	4-4-1	0.01	300	5.15	100.40	2.83	0.0025
	VLBP(Pr-Pr)	4-4-1	*	280	4.90	85.93	2.72	0.0018
	VLBP(Ts-Pr)	4-2-1	*	560	4.90	85.93	2.72	0.0021

ตาราง 6-4 ค่าดัชนีชี้วัดจากการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนของ Adaptive Filter ของ  
สัญญาณตัวอย่างที่ 1

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการลู่เข้า	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค
ใช้สัญญาณจากภายนอก	ADALINE	Tap = 3	0.001	200	8.29	8.13
	BP (Pr-Pr)	2-2-1	0.01	360	6.68	6.83
ไม่ใช้สัญญาณจากภายนอก	ADALINE	Tap = 8	0.0050	800	10.13	45.76
	BP (Pr-Pr)	9-10-1	0.0031	800	9.94	45.88

ตาราง 6-5 ค่าดัชนีชี้วัดจากการทดสอบการกำจัดสัญญาณรบกวนของ Adaptive Filter ของ  
สัญญาณตัวอย่างที่ 2

สัญญาณอ้างอิง	โครงข่าย	โครงสร้าง	อัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	จำนวนรอบในการลู่เข้า	อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (dB)	ความสามารถในการกำจัดสัญญาณ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิค
ใช้สัญญาณจากภายนอก	ADALINE	Tap = 9	0.00005	100	6.24	4.48
	BP (Pr-Pr)	2-2-1	0.0055	100	5.19	4.58
ไม่ใช้สัญญาณจากภายนอก	ADALINE	Tap = 6	0.045	800	7.42	6.01
	BP (Pr-Pr)	8-10-1	0.02	800	7.44	5.99

ในตารางที่ 6-6 ถึงตารางที่ 6-8 เป็นค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภทของแบบจำลองขนาดเล็ก, แบบจำลองขนาดกลาง และแบบจำลองขนาดใหญ่ตามลำดับ และตารางที่ 6-9 เป็นค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัดสัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs สัญญาณจริง

ตาราง 6-6 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดเล็ก)

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวน
ADALINE	tap = 9	0.0003	100.00	6.02
BP (Pr-Pr)	2-10-1	0.0002	100.00	6.01
BP (Ts-Pr)	2-10-1	0.001	92.40	5.89
VLBP (Pr-Pr)	2-10-1	*	94.40	2.46
VLBP (Ts-Pr)	2-10-1	*	107.60	1.65

ตาราง 6-7 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดกลาง)

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวน
ADALINE	Tap = 9	0.0001	100.00	24.55
BP (Pr-Pr)	2-10-1	0.0001	100.00	24.52
BP (Ts-Pr)	2-10-1	0.0015	71.13	13.05
VLBP (Pr-Pr)	2-10-1	*	94.43	10.11
VLBP (Ts-Pr)	2-10-1	*	86.09	6.72

ตาราง 6-8 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละประเภท (แบบจำลองขนาดใหญ่)

โครงข่าย	โครงสร้างที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลดลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลงของความแปรปรวน
ADALINE	Tap = 5	0.00007	100.00	105.66
BP (Pr-Pr)	1-10-1	0.00006	100.00	105.63
BP (Ts-Pr)	1-8-1	0.00211	39.48	5.13
VLBP (Pr-Pr)	2-10-1	*	94.64	43.91
VLBP (Ts-Pr)	2-10-1	*	49.40	1.73

\* หมายถึง โครงข่าย VLBP จะทำการหาค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมเอง

ตาราง 6-9 ค่าดัชนีชี้วัดของ Adaptive Filter ที่ใช้โครงข่ายประสาทแต่ละชนิด ในการกำจัด

สัญญาณรบกวน SA จากการวัดสัญญาณ SEPs

โครงข่าย	โครงสร้าง ที่เหมาะสม	ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ เหมาะสม	ค่าเปอร์เซ็นต์การลด ลงของจุดยอด	ค่าอัตราการลดลง ของความแปรปรวน
ADALINE	tap = 9	0.0001	83.66	6.4415
BP (Pr-Pr)	2-10-1	0.0002	83.60	6.4417

จากผลการทดลองทั้งหมดสามารถสรุปได้ดังนี้

1.) Adaptive Filter ชนิดที่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก หากสัญญาณอ้างอิงมีคุณลักษณะของสัญญาณเหมือนกับสัญญาณที่มารบกวน Adaptive Filter ชนิดนี้จะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดี แต่หากสัญญาณที่นำมาใช้เป็นสัญญาณอ้างอิงมีคุณลักษณะของสัญญาณที่ไม่เหมือนกับสัญญาณอ้างอิงจะทำให้คุณภาพในการกำจัดสัญญาณรบกวนลดลง โดยเฉพาะในกรณีที่มีสัญญาณฮาร์โมนิก Adaptive filter ชนิดนี้จะกำจัดฮาร์โมนิกได้น้อย หรืออาจเป็นตัวเพิ่มฮาร์โมนิกเองได้เช่นในกรณีของสัญญาณที่ได้จากโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr ที่ใช้สัญญาณรบกวนจากหม้อแปลง ในขณะที่ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกที่นำสัญญาณที่วัดได้มาทำการหน่วงเวลาเพื่อนำไปเป็นสัญญาณอ้างอิงแทนจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ทั้งสัญญาณ 50 เฮิร์ตซ์และฮาร์โมนิก

2.) ข้อควรระวังในการใช้ Adaptive Filter ชนิดที่มีการป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก คือ สัญญาณที่จะนำมาเป็นสัญญาณอ้างอิงจะต้องมีคุณลักษณะที่เหมือนกับสัญญาณที่มารบกวน มิเช่นนั้นจะไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ทั้งหมดโดยเฉพาะในกรณีที่สัญญาณรบกวนมีความถี่ฮาร์โมนิก ในขณะที่ Adaptive Filter ชนิดที่ไม่ต้องป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก แม้ว่าจะสามารถกำจัดสัญญาณฮาร์โมนิกได้ แต่จะสามารถกำจัดได้ดีที่ค่าเวลาในการหน่วงเวลาที่เหมาะสมเท่านั้น

3.) แม้ว่าโครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย BP จะใช้หลักการของ Least Mean Square เช่นเดียวกัน แต่โครงข่ายทั้งสองมีข้อแตกต่างกันอยู่ 3 ประการคือ โครงสร้าง, ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน และการเรียนรู้ โดยหากพิจารณาจากโครงสร้าง โครงข่าย ADALINE ประกอบด้วยชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต ส่วนโครงข่าย BP นอกจากจะมีชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตแล้ว ยังมีชั้นซ่อนซึ่งอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตโดยจะมีชั้นซ่อนเป็นจำนวนกี่ชั้นก็ได้

สำหรับทรานส์เฟอร์ฟังก์ชัน โครงข่าย ADALINE จะใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่ายเป็น Pure Linear เท่านั้น ในขณะที่โครงข่าย BP สามารถใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิดใดก็ได้ แต่อย่างไรก็ตามพบว่าทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันชนิด Pure Linear มีความเหมาะสมที่สุดในการประยุกต์ใช้เป็น Adaptive Filter

พิจารณาในแง่ของการเรียนรู้ พบว่าโครงข่าย ADALINE จะมีการเรียนรู้แบบป้อนไปข้างหน้าอย่างเดียวนั้น แต่โครงข่าย BP จะมีทั้งการเรียนรู้แบบป้อนไปข้างหน้าและการป้อนกลับข้างหลัง

อย่างไรก็ตามหากพิจารณาจากค่าดัชนีที่ได้จากการทดลอง พบว่าทั้งโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย BP ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะให้ค่าดัชนีชี้วัดที่ดีที่สุดและใกล้เคียงกัน

4.) แม้ว่าโครงข่าย ADALINE และโครงข่าย Back Propagation ที่มีทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันเป็น Pr-Pr จะมีจำนวนรอบในการเข้าสู่ค่าเสถียรที่ใกล้เคียงกันก็ตาม แต่พบว่าหากพิจารณาเวลาที่ใช้ในการคำนวณแล้วพบว่าโครงข่าย ADALINE ใช้เวลาในการคำนวณที่น้อยกว่า ทั้งนี้เนื่องจากโครงข่าย ADALINE มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตเท่านั้น รวมทั้งเป็นการคำนวณแบบป้อนไปข้างหน้าอย่างเดียว ซึ่งต่างจากโครงข่าย Back Propagation ที่ประกอบไปด้วยชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุต และมีการคำนวณทั้งแบบป้อนไปข้างหน้าและป้อนย้อนกลับ จึงทำให้ใช้เวลาในการคำนวณที่นานกว่าโครงข่าย ADALINE

5.) จากผลการจำลองและทดสอบกับสัญญาณจริงที่ผ่านมา พบว่าสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานต่อไปได้ โดยสามารถนำการเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE และ โครงข่าย Back Propagation ที่นำมาใช้เป็น Adaptive Filter ชนิดที่ป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและชนิดที่ไม่ต้องป้อนสัญญาณอ้างอิงจากภายนอก ไปสร้างเป็นวงจรที่สามารถทำงานเป็น Adaptive Filter เพื่อนำมาใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนต่อไป

## บรรณานุกรม

- ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล. 2541. การออกแบบโครงข่ายประสาท. สงขลา : ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์. (สำเนา)
- ชูศักดิ์ เวชแพศย์. 2528. อิเล็กทรอนิกส์ไฮกราฟี. กรุงเทพฯ : ภาควิชาสรีรวิทยา คณะแพทย-  
ศาสตร์ศิริราชพยาบาล มหาวิทยาลัยมหิดล
- ประทีปณ์ จิระภาค. 2542. "การจำแนกความแข็งแรงและความทนทานของกลุ่มกล้ามเนื้อแขน  
และขาโดยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์ก (Muscle Strength and Muscle Endurance  
Classification of Leg and Arm by Neural Network Method)". วิทยานิพนธ์วิศวกรรม-  
ศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัย  
สงขลานครินทร์. (สำเนา)
- ภานุพันธ์ ทองเจริญ. 2539. การบาดเจ็บของเส้นประสาท. กรุงเทพฯ : โรงพิมพ์เรือนแก้ว  
การพิมพ์.
- วรวิทย์ กวีวัฒน์ และ สมชาย จิตะพันธ์กุล. 2542. "การศึกษาเชิงเปรียบเทียบเทคนิคในการกำจัด  
เสียงสะท้อนสำหรับเสียงพูดภาษาไทย", การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่  
22. (ธันวาคม 2542), 513-516.
- สมัย กวีวงศ์ประเสริฐ. 2528. "Evoked Potentials ในเวชปฏิบัติทั่วไป", จุฬาลงกรณ์เวช  
สาร. 29 (กุมภาพันธ์ 2528.), 239-274.
- Ferdjallah, Mohammed. and Bar, Ronald E. 1994 "Adaptive Digital Notch Filter Design  
on the Unit Circle for the removal of Powerline Noise from Biomedical Signals",  
IEEE Transaction on Biomedical Engineering. 41, (June 1994), 529-536.



- Grieve, Richard C.W. ; Parker, Philip A. and Hudgins, Bernard 1995 "Adaptive Stimulus Artifact Cancellation In Biological Signals Using Neural networks", IEEE Annual Conference Engineering in Medicine and Biology Society 17(1995), 801-802
- Hagan, Martin T.; Demuth, Howard B. and Beale Mark. 1996. Neural Network Design. 1<sup>st</sup> ed. Boston : PWS Publishing Company.
- Mclean, Linda. ; Scott, Robert N. and Parker, Philip A. 1995 "Stimulus Artifact Reduction In Somatosensory Evoked Potential Acquisition: A Conceptual Model" IEEE Annual Conference in Engineering in Medicine and Biology Society 17 (1995), 909 - 910
- Parsa, Vijay and Parker, Philip A. 1998. "Adaptive Stimulus Artifact Reduction in Noncortical Somatosensory Evoked Potential Studies", IEEE Transaction on Biomedical Engineering. 45 (February 1998), 165-179.
- Parsa, Vijay. ; Parker, Philip A. and Scott, Robert N. 1995 "Adaptive Stimulus Artifact And ECG Reduction In Somatosensory Evoked Potential Studies", IEEE Annual Conference Engineering in Medicine and Biology Society 17(1995), 907-908
- S. Haykin. 1996. "Adaptive Filter Theory" 3<sup>rd</sup> ed. New Jersey. : Prentice Hall Inc.
- Thakor, Nitish V. 1987. "Adaptive Filter of Evoked Potentials", IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 34 (January 1987), 6-12.
- Thakor, Nitish V. and Zu, Yi-Sheng. 1991. "Applications of Adaptive Filtering to ECG Analysis: Noise Cancellation and Arrhythmia Detection", IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 38 (August 1991), 785-793.

- Widrow, Bernard and Glover, John R. 1975. "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Application", Proceedings of the IEEE. 63 (December 1975), 1692-1716.
- Widrow, Bernard and Stearns, Samuel D. 1985. Adaptive Signal Processing. 1<sup>st</sup> ed. New Jersey : Prentice Hall.
- Widrow, Bernard and Winter, R. 1988. "Neural Nets for Adaptive Filtering and Adaptive Pattern Recognition", IEEE Computer Magazine. 21 (1988), 25-39
- Xue, Quizhen., et al. 1992. "Neural-Network-Based Adaptive Matched Filtering for QRS Detection", IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 39 (April 1992), 317-329.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นายรักกฤตว์ ดวงสร้อยทอง

วัน เดือน ปี เกิด 1 มกราคม 2517

วุฒิการศึกษา

วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้าสื่อสาร)	มหาวิทยาลัยเชียงใหม่	2538

ทุนการศึกษาที่ได้รับระหว่างศึกษา

โครงการทุนบัณฑิตศึกษาภายในประเทศ สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (สวทช.)