บทที่ 5

การทดลอง และผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงการทดลองและการดำเนินงานวิจัยเป็นลำดับขั้นตอน ตั้งแต่เริ่มเก็บสัญญาณกล้ามเนื้อ การทดลองหาวิธีแยกแยะสัญญาณ โดยจะใช้ระบบเครือข่ายประสาทเป็นหลัก

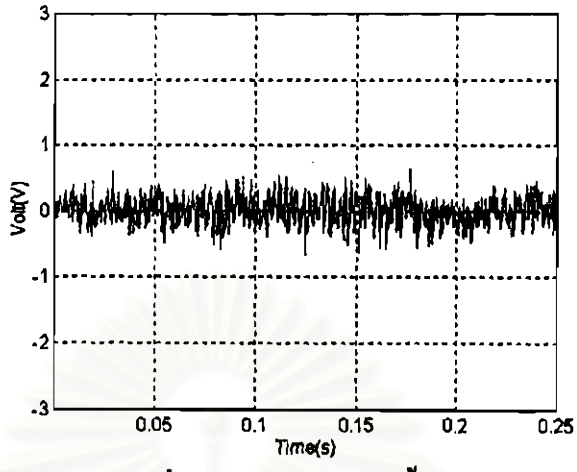
5.1 การเก็บข้อมูล และการศึกษาสัญญาณกล้ามเนื้อ

การทดลองเริ่มจากการเก็บข้อมูลสัญญาณกล้ามเนื้อเพื่อนำมาศึกษาหาวิธีการแยกแยะสัญญาณกล้ามเนื้อโดยจะใช้ระบบเครือข่ายประสาทในการแยกแยะ เนื่องจากระบบเครือข่ายประสาทมีข้อดีในการจัดการกับระบบที่มีความซับซ้อน และไม่ทราบแบบจำลองของระบบได้ ในการเก็บข้อมูลจะเก็บทั้งหมด 8 อิริยาบถได้แก่ อิริยาบถปกติ ถือของหนัก 4 kg ถือของหนัก 1 kg หมุนข้อมือไปกลับ ยืดแขนเกร็ง กำมือแบมือ กำมือแน่น และงอข้อมือ แต่ละอิริยาบถจะเก็บข้อมูลจำนวน 16 ชุด ในการทดลองแต่ละครั้งเก็บประมาณ 3-4 ชุด ทั้งหมด 5 ครั้งแต่ละครั้งห่างกันประมาณ 3 วัน ดังนั้นแต่ละครั้งจะมีตัวแปรอื่นที่แตกต่างกันไปได้แก่ ตำแหน่งของอิเล็กโทรด (พยายามให้เป็นตำแหน่งเดิมเสมอ) สภาวะทางกายภาพของกล้ามเนื้อขณะนั้น และสภาพของผิวหนัง เป็นต้น

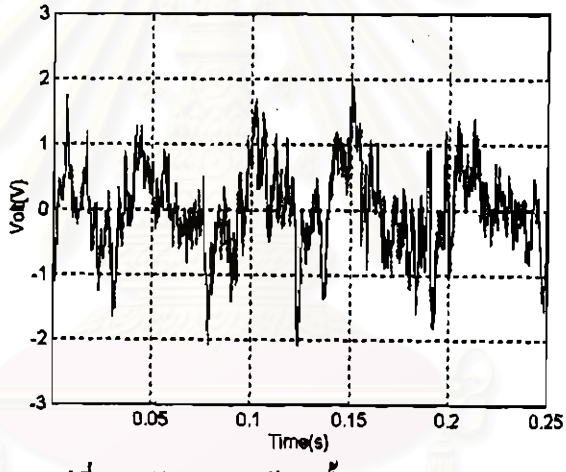
ในการเก็บข้อมูลใช้ความถี่สุ่ม 4 kHz สุ่มข้อมูลมาเก็บ โดยในแต่ละอิริยาบถจะทำการเก็บข้อมูล 7000 จุด ซึ่งเท่ากับระยะเวลา 1.75 วินาที รูปที่ 5.1-5.8 แสดงสัญญาณกล้ามเนื้อที่ อิริยาบถต่างๆ 1ชุดโดยแสดงเพียง 0.25 วินาที จากรูป ลักษณะสัญญาณที่แตกต่างจากสัญญาณกล้ามเนื้อแบบปกติที่เห็นได้ชัดคือ แบบยกของ 4 kg ยืดแขนเกร็ง ซึ่งมีขนาดใหญ่กว่าแบบปกติอย่างเห็นได้ชัด

5.2 การหาตัวแทนสัญญาณ และการใช้งานร่วมกับระบบเครือข่ายประสาท

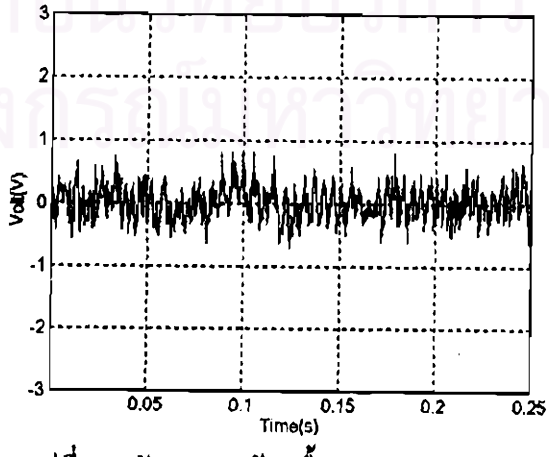
ในการศึกษาได้ตั้งสมมติฐานว่าสัญญาณกล้ามเนื้อแต่ละอิริยาบถจะมีองค์ประกอบทางความถี่ของสัญญาณที่ต่างกัน ดังนั้นจึงทดลองทำการแปลงโดยใช้ผลการแปลงฟูริเยร์อย่างเร็ว(Fast Fourier Transform : FFT) แปลงให้สัญญาณในรูปที่ 5.1-5.8 ไปเป็นสเปกตรัมในโดเมนความถี่ เพื่อดูการกระจายของกำลังของสัญญาณในทางความถี่ ได้ผลตามรูปที่ 5.9-5.16 จะเห็นได้ว่าสัญญาณกล้ามเนื้อในอิริยาบถยกของและยืดแขนเกร็งจะมีการกระจายสเปกตรัมกำลังแตกต่างจากแบบปกติค่อนข้างชัดเจน ส่วนอิริยาบถอื่นๆไม่สามารถจะแยกความแตกต่างด้วยตาได้ และจะสังเกตเห็นได้



รูปที่ 5.1 สัญญาณกล้ามเนื้อ:ปกติ

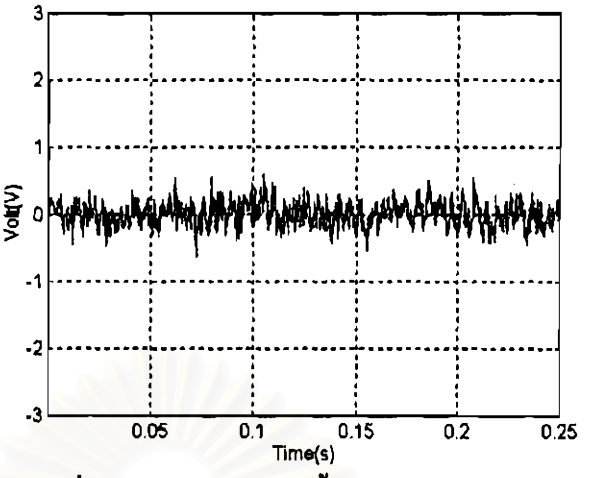


รูปที่ 5.2 สัญญาณกล้ามเนื้อ : ยกของหนัก 4 kg

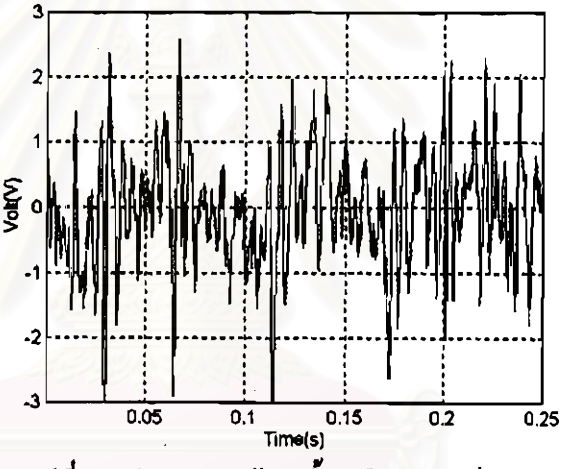


รูปที่ 5.3 สัญญาณกล้ามเนื้อ : ยกของหนัก 1 kg

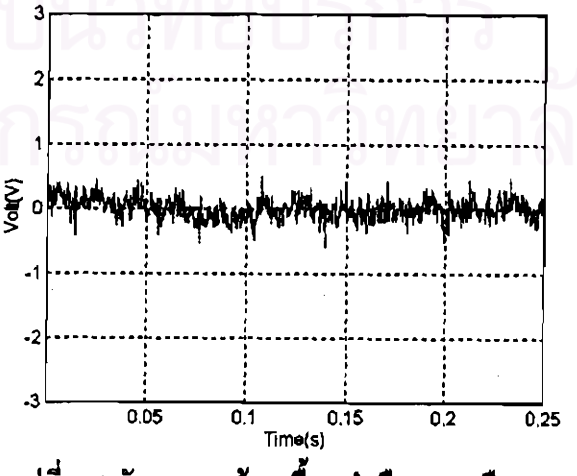
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 5.4 สัญญาณกล้ามเนื้อ : หมุนข้อมือ

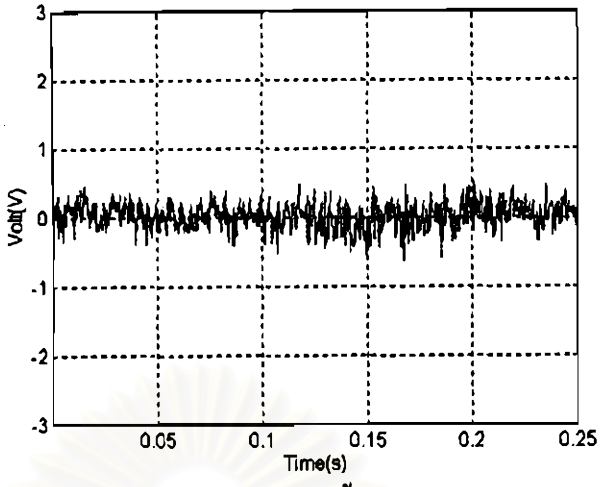


รูปที่ 5.5 สัญญาณกล้ามเนื้อ : ยืดแขนเกร็ง

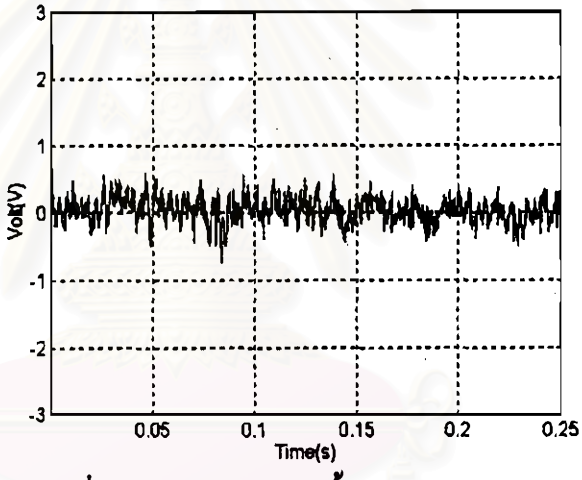


รูปที่ 5.6 สัญญาณกล้ามเนื้อ : กำมือ คลายมือ

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

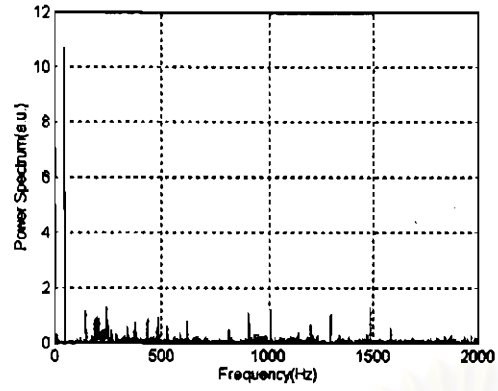


รูปที่ 5.7 สัญญาณกล้ามเนื้อ : กำมือแน่น

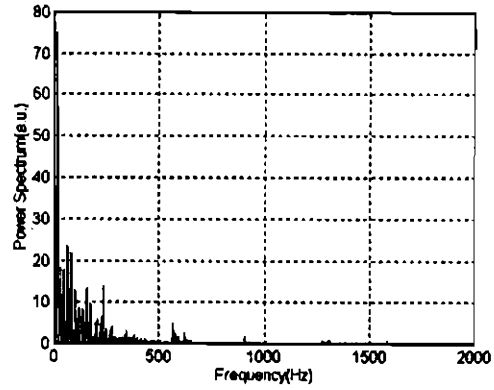


รูปที่ 5.8 สัญญาณกล้ามเนื้อ : บิดข้อมือ

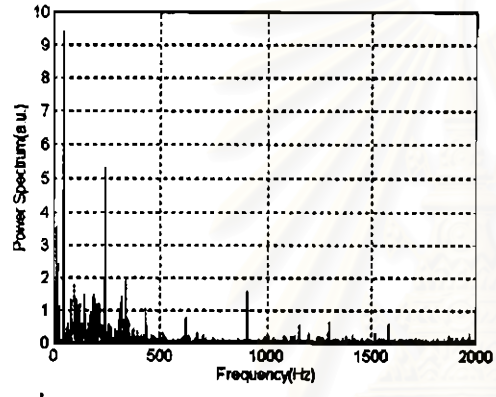
ว่ากำลังของสัญญาณในช่วงความถี่ มากกว่า 500 Hz มีค่าน้อยมากจนสามารถละเลยได้ดังนั้นในการดำเนินงานขั้นต่อไปเราจะละทิ้งส่วนที่มีความถี่มากกว่า 500 Hz



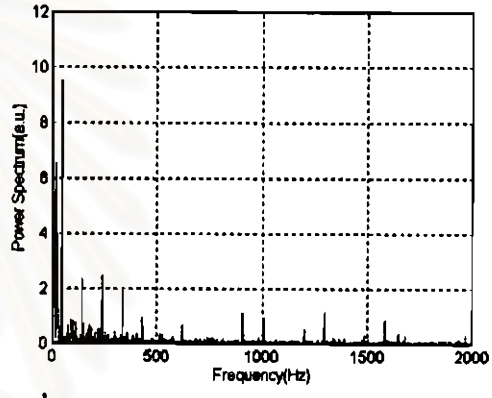
รูปที่ 5.9 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อปกติ



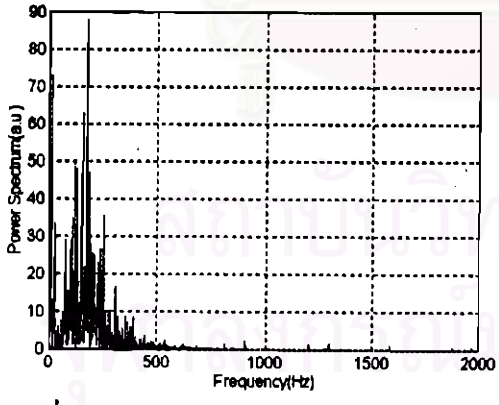
รูปที่ 5.10 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อยกของหนัก 4 kg



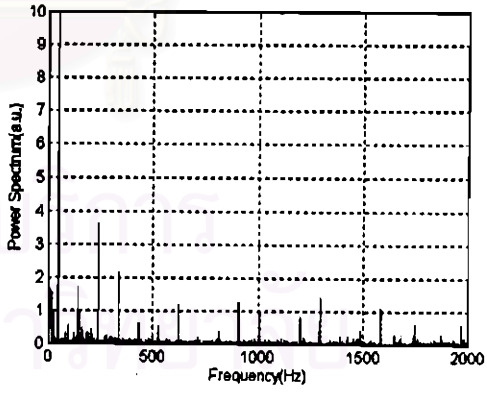
รูปที่ 5.11 สเปกตรัมกำลังของสัยญาณกล้ามเนื้อยกของหนัก 1 kg



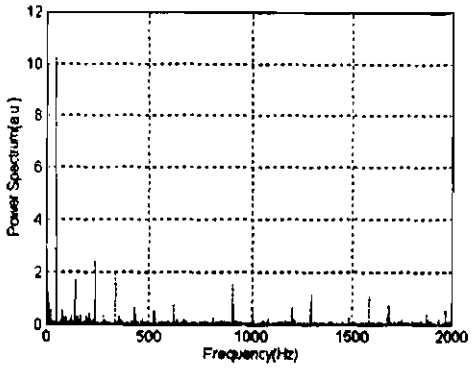
รูปที่ 5.12 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อหมุนข้อมือไปกลับ



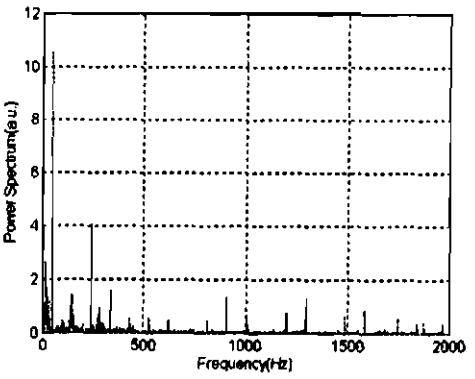
รูปที่ 5.13 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อยืดแขนเกร็ง



รูปที่ 5.14 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อกำมือ แบมือ



รูปที่ 5.15 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อกำมือแน่น

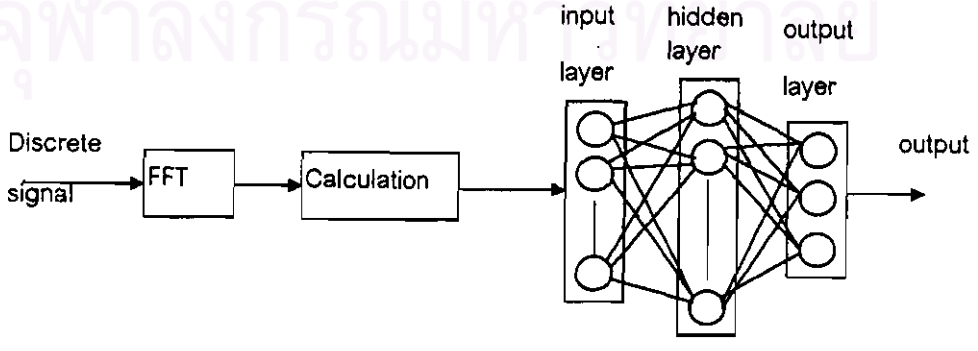


รูปที่ 5.16 สเปกตรัมกำลังของสัญญาณกล้ามเนื้อบิดข้อมือ

แต่ก่อนที่จะนำมาแยกแยะด้วยระบบเครือข่ายประสาทควรทำการจัดการสัญญาณ หรือทำการหาตัวแทนสัญญาณก่อนที่จะแยกแยะ ซึ่งการทำเช่นนี้จะเป็นการลดความซับซ้อนของระบบและลดเวลาในการสอนระบบเครือข่ายประสาทให้น้อยลงได้ ในการหาตัวแทนสัญญาณนั้นมีความสำคัญมาก ถ้าเลือกได้เหมาะสมก็จะทำให้ระบบเครือข่ายประสาทสามารถแยกแยะสัญญาณกล้ามเนื้อได้ดี และใช้เวลาในการสอนระบบไม่นานมากนัก

จากผลการทดลองในการสังเกตผลทางด้านโดเมนความถี่ พบว่าอย่างน้อยมีสัญญาณกล้ามเนื้อในอิริยาบถบางอิริยาบถที่ให้ความแตกต่างกันอย่างชัดเจน ดังนั้นการหาตัวแทนสัญญาณจะใช้การแปลงฟูริเยร์ไปเป็นสเปกตรัมกำลัง แต่เนื่องจากจำนวนข้อมูลของสเปกตรัมกำลังยังคงมีมาก และสามารถลดมิติของข้อมูลลงได้อีก โดยยังรักษาข้อมูลการกระจายของสเปกตรัมเอาไว้ได้ จากการสังเกตการกระจายของสเปกตรัมจึงน่าจะเอากำลังเฉลี่ยในแต่ละย่านความถี่มาใช้ โดยจะแบ่งย่านความถี่เป็น 7 ย่านดังนี้

1) 1-20 Hz 2) 21-40 Hz 3) 41-60 Hz
4) 60-100 Hz 5) 100-200 Hz 6) 200-300 Hz
7) 300-500 Hz



รูปที่ 5.17 ไดอะแกรมของระบบเครือข่ายประสาทสำหรับการแยกแยะ

จากการแบ่งดังกล่าวสังเกตว่าจะแบ่งย่านความถี่ต่ำละเอียดกว่าย่านความถี่สูง เนื่องจากมีขนาดของกำลังที่สูง และย่านความถี่สูงกว่า 500 Hz นั้นจะมีค่าต่ำจนสามารถตัดออกได้

ในการศึกษาได้ทำการทดลองโดยใช้ชุดข้อมูลที่ได้จากทั้งหมด 7000 จุด แบ่งมา 4000 จุด เท่ากับว่าใช้สัญญาณกล้ามเนื้อจำนวน 1 วินาทีมาทำการสอนระบบเครือข่ายประสาทแบบเคลื่อนกลับ(backpropagation)โดยใช้ฟังก์ชันที่มีมาให้ใน MATLAB Toolbox รูปที่ 5.17 แสดงไดอะแกรมของระบบที่ใช้ในการแยกแยะ จำนวนชุดข้อมูลที่สอนระบบในแต่ละอิริยาบถเท่ากับ 9 ชุดโดยการสุ่มเลือกขึ้นมา ส่วนที่เหลือเอาไว้ใช้ในการทดสอบระบบ

ดังนั้นจึงได้ลดจำนวนอิริยาบถที่ต้องการทำการแยกแยะลง โดยการสังเกตจากสเปกตรัมกำลัง อิริยาบถที่เลือกได้แก่ ปกติ ถือของหนัก 4 kg เกร็งท่อนแขน กำมือแน่น

ระบบเครือข่ายประสาทที่ใช้ประกอบไปด้วย 3 layer คือ input layer, hidden layer และ output layer โดยที่ input layer มี 7 โหนด ค่า input ได้มาจากการแบ่งสเปกตรัมกำลังเป็น 7 ย่านความถี่ ส่วนค่า output layer มี 3 โหนดโดยกำหนดค่าดังนี้

(0,0,0) : สภาวะปกติ

(1,0,0) : ถือของหนัก (4 kg)

(0,1,0) : เกร็งท่อนแขน

(0,0,1) : กำมือแน่น

พารามิเตอร์สำหรับระบบเครือข่ายประสาท มีดังนี้ จำนวนโหนดของ Hidden layer เท่ากับ 50 , ค่าผิดพลาดที่ตั้งไว้(SSE) เท่ากับ 0.01หรือ 0.1 Maximum Epoch เท่ากับ15,000 โดยใช้ฟังก์ชัน logsigmoid เป็นฟังก์ชันถ่ายโอนระหว่างโหนด พารามิเตอร์ต่างๆเหล่านี้ได้มาจากการทดลอง ซึ่งให้ผลดีที่สุดจากการเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่างๆ

การทดสอบความสามารถในการแยกแยะของระบบ มีขั้นตอนดังนี้

<u>ขั้นที่1</u> สอนระบบด้วยเวกเตอร์ข้อมูลที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น

<u>ขั้นที่ 2</u> ทดสอบระบบด้วยเวกเตอร์ข้อมูล ชุดที่เหลือ

<u>ขั้นที่ 3</u> ตรวจสอบ และนับจำนวนข้อมูลที่สามารถแยกแยะได้อย่างถูกต้องในแต่ละการทำงานของกล้ามเนื้อ

<u>ขั้นที่ 4</u> กลับสู่ขั้นที่ 1 อีกครั้ง ทั้งนี้เนื่องจากในการสอนระบบแต่ละครั้งจะให้ผลของพารามิเตอร์ (ค่า weighting, bias) ที่แตกต่างกัน เราจึงวนลูปเก็บจำนวนครั้งที่สามารถแยกแยะได้ในการสอนแต่ละครั้ง เพื่อนำมาหาค่าเฉลี่ยและสรุปผลเป็นเปอร์เซ็นต์ความสามารถแยกแยะสัญญาณ

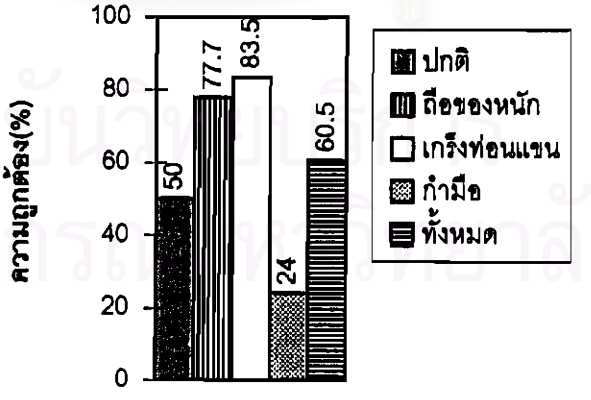
จากการทดลองวิเคราะห์ผลเบื้องต้น พบว่าการกำหนดค่าผิดพลาด(Error goal) ที่ 0.01 หรือ 0.1 นั้นให้ผลที่ไม่แตกต่างกัน และจากการทดลองพบว่าระบบเครือข่ายประสาทจะเรียนรู้ภาย

ใน 500 epoch นอกจากนี้จากการศึกษาการเปลี่ยนฟังก์ชันโอนย้ายระหว่างแบบ logsigmoid และ tansigmoid พบว่าการใช้ logsigmoid ให้ผลการวิเคราะห์ที่มีความถูกต้องสูงกว่า(ตารางที่ 5.1)

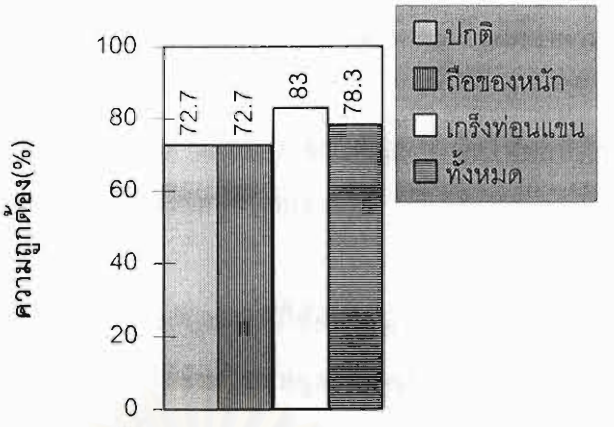
ตารางที่ 5.1 การเปรียบเทียบความถูกต้องในการวิเคราะห์โดยการใช้ฟังก์ชันโอนย้ายระหว่างโหนดแบบ logsigmoid กับ tansigmoid

ฟังก์ชัน	ปกติ	ถือของหนัก 4 kg	เกร็งท่อนแขน	กำมือแน่น	ทั้งหมด
Logsigmoid	50%	77.7%	83.5%	24%	60.5%
Tansigmoid	32%	53.5%	64.3%	14.3%	41.1%

รูปที่ 5.18 แสดงความสามารถในการแยะแยะสัญญาณที่ได้จากการทดสอบที่กล่าวไว้ข้างต้นจากรูปจะเห็นได้ว่าความสามารถในการแยกแยะโดยรวมของระบบมีค่าประมาณ 60% โดยที่อิริยาบถการยกของ และอิริยาบถการเกร็งท่อนแขนนั้นให้ผลความสามารถในการแยกแยะค่อนข้างดี ในขณะที่สภาวะปกติ กับการกำมือแน่นนั้นให้ผลที่ต่ำกว่า จากการสังเกตข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์โดยระบบเครือข่ายประสาท ปรากฏว่าระบบไม่สามารถแยกแยะสภาวะปกติกับการกำมือแน่นได้ จึงทำให้ประสิทธิภาพในการแยกไม่ดี สาเหตุที่ไม่สามารถแยก 2 อิริยาบทดังกล่าวสันนิษฐานว่า การกำมือแน่นไม่ได้ใช้กล้ามเนื้อส่วนที่เป็นไบเซ็ปส์(Biceps) หรือสัญญาณไฟฟ้าที่เกิดขึ้นที่ตำแหน่งที่วัดมีน้อย กล่าวอีกนัยหนึ่งก็คือผลของสัญญาณที่ได้จากทั้งสองอิริยาบถนี้ให้อินพุตแก่ระบบที่ไม่มีความแตกต่างกันมากนัก จึงทำให้ระบบไม่สามารถแยกแยะสัญญาณทั้งสองได้



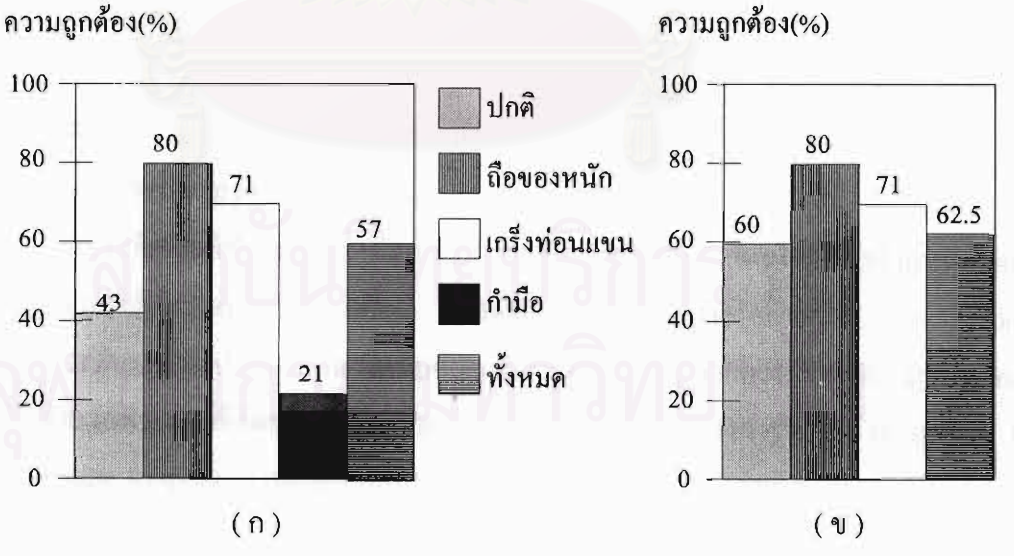
รูปที่ 5.18 ผลความถูกต้องที่ได้จากการทดลอง(4 อิริยาบถ)



รูปที่ 5.19 ผลความถูกต้องที่ได้จากการทดลอง(3 อิริยาบถ)

เพื่อทดสอบสมมติฐานดังกล่าวจึงทดสอบระบบใหม่โดยถือว่าการกำมือ และสภาวะปกติเป็นข้อมูลเดียวกัน หรือในอีกทางหนึ่งคือลดความซับซ้อนในการแยกแยะลงไปอีก เหลือแค่ 3 อิริยาบถ ผลที่ได้แสดงในรูปที่ 5.19 จากรูปจะเห็นได้ว่าความสามารถในการแยกแยะของทั้ง 2 อิริยาบถ(ปกติ กำมือ)ดีขึ้นกว่าเดิมมากพอสมควร และทำให้ความสามารถโดยรวมดีขึ้นโดยมีความถูกต้องสูงประมาณ 78%

5.3 ผลของจำนวนบิตของ output layer



รูปที่ 5.20 ผลความสามารถในการแยกแยะเมื่อ กำหนด output layer เท่ากับ 2 บิต

นอกจากนี้ยังได้ทดสอบผลของจำนวนบิตของชั้นเอาต์พุต(output layer) เนื่องจากต้องการแยกแยะเพียง 4 อิริยาบถ ซึ่งใช้เพียง 2 บิตก็พอ โดยรูปที่ 5.20(ก) แสดงผลเมื่อทำการแยกแยะ 4

อิริยาบถ รูปที่ 5.20(ข) แสดงผลการแยกแยะ 3 อิริยาบถ ซึ่งจะเห็นได้ว่าการลดจำนวนบิตที่ output ลงนั้นทำให้
ความสามารถในการแยกแยะต่ำลง กล่าวคือการใช้เอาต์พุต 3 บิตให้ผลที่ดีกว่า โดยคาดว่าอาจเป็นเพราะการใช้เอาต์พุต 3 บิต มีค่าความยืดหยุ่นสูงกว่าก็ได้

5.4 ศึกษาผลของความยาวข้อมูลของสัญญาณที่ใช้คำนวน

เนื่องจากการศึกษาที่ผ่านมาใช้จำนวนข้อมูลในการทำการแปลงฟูริเยร์ทั้งหมด 4000 ข้อมูล ซึ่งเป็นจำนวนข้อมูลที่มากพอสมควร อาจจะไม่เหมาะที่นำไปใช้งานกับบอร์ด DSK จึงมีแนวคิดที่จะลดจำนวนข้อมูลลงมาอีก โดยจะลดลงมาเป็น 1000 ข้อมูลซึ่งคิดเป็นเวลาเท่ากับ 0.25 วินาที แต่เมื่อเทียบกับงานวิจัยอื่นยังคงใช้เวลามากกว่า

ในการศึกษาได้ทำการทดลองโดยการดูผลการกระจายของสเปกตรัมกำลังของสัญญาณที่เป็นสัญญาณเดียวกัน ซึ่งการทดลองที่ผ่านมาใช้ข้อมูล 4000 จุดข้อมูลแต่ในการทดลองนี้แบ่งสัญญาณเป็น 4 ส่วนแสดงผลในรูปที่ 5.21 – 5.28 แต่ละรูปจะแบ่งเป็น 2 กราฟย่อย(เส้นหนักกับเส้นเบา) แต่ละกราฟจะพล็อตสัญญาณ 1000 จุดข้อมูล ที่ติดกัน

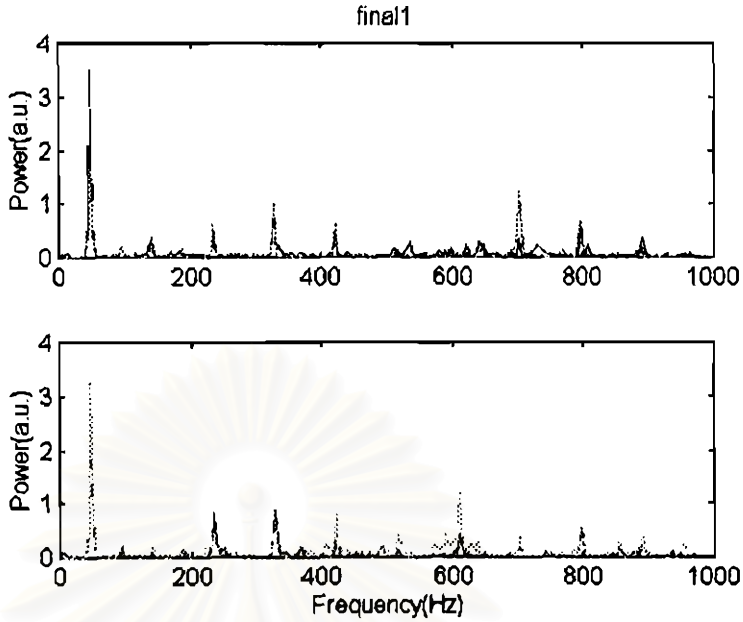
จากการสังเกตกราฟพบว่าสัญญาณกล้ามเนื้อในขณะปกติมีความเป็น stationary สูงมากคือมีสเปกตรัมที่ไม่ขึ้นกับเวลา ส่วนสัญญาณที่เหลือแม้ว่าสัญญาณในแต่ละเวลาจะให้ผลการกระจายสเปกตรัมที่แตกต่างกันบ้าง แต่ส่วนใหญ่จะใกล้เคียงกัน

ดังนั้นในการทดลองครั้งต่อไป จะใช้ข้อมูล 1000 จุดในการสอนระบบ ซึ่งผลการทดสอบการสอนระบบจะอยู่ในหัวข้อ 5.5.4

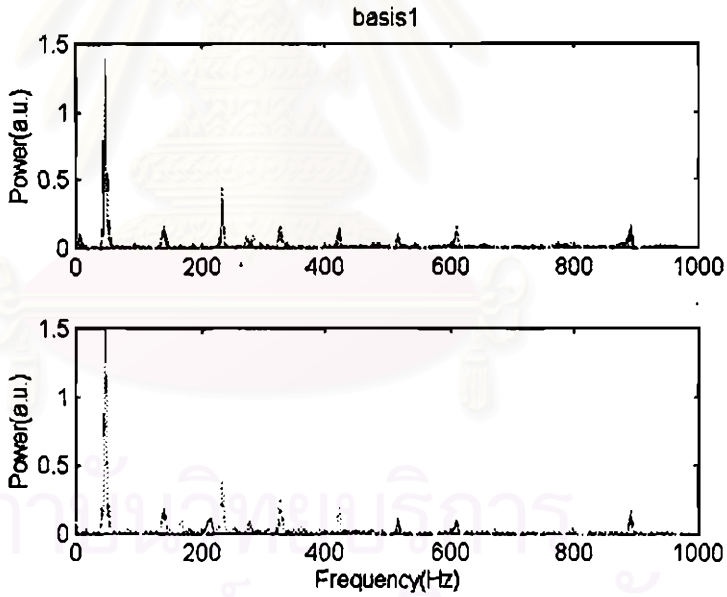
5.5 ลำดับการดำเนินงานในการเขียนโปรแกรมภาษาแอสเซมบลี

5.5.1 การเลือกชนิดของตัวกรอง

ในงานวิจัยนี้จะใช้ระบบเครือข่ายประสาท เป็นตัวแยกแยะ โดยใช้วิธีหาตัวแทนสัญญาณเป็นสเปกตรัมกำลังในแต่ละย่านความถี่ ซึ่งต้องทำการแปลงฟูริเยร์อย่างเร็ว(Fast Fourier Transform) เป็นผลให้โปรแกรมมีความซับซ้อนมาก และต้องใช้หน่วยความจำมาก ใช้เวลานาน จึงมีแนวคิดที่จะใช้ตัวกรองดิจิตอล digital filter)แทน โดยเริ่มแรกต้องการจะใช้ตัวกรองแบบ IIR(Infinite Impulse Response) เนื่องจากมีสัมประสิทธิ์ของตัวกรองน้อยกว่าแบบ FIR(Finite Impulse Response)เมื่อต้องการคุณภาพของตัวกรองในระดับเดียวกัน แต่หลังจากคำนวณหาสัมประสิทธิ์ของตัวกรองพบว่ามีค่าต่ำมาก ไม่สามารถจะแสดงค่าเป็นทศนิยมในระดับ 16 บิตได้(ตัวกรองบัตเตอร์เวิร์ทอันดับ 10 ได้สัมประสิทธิ์อยู่ในหลัก 10^{-12}) จึงมีความจำเป็น

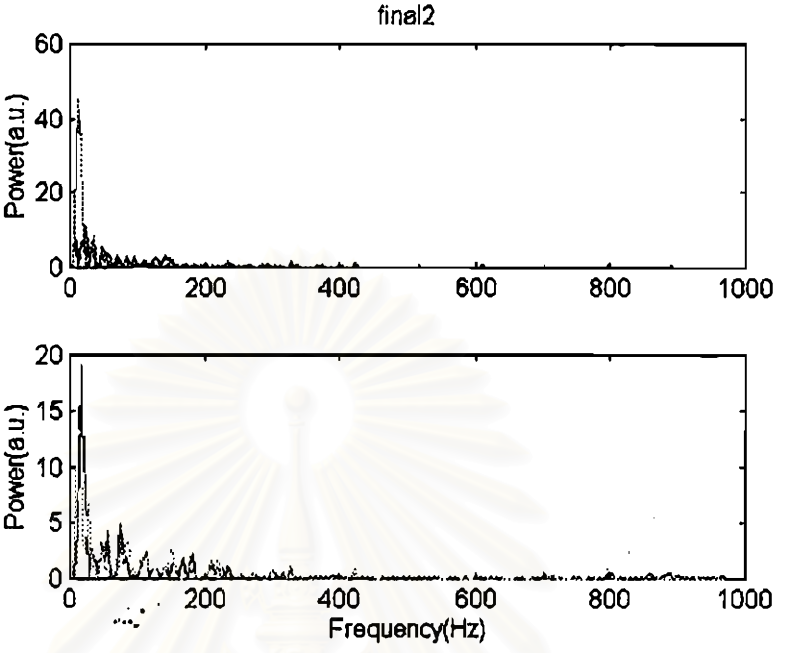


รูปที่ 5.21สเปกตรัมกำลัง : ปกติ(1)

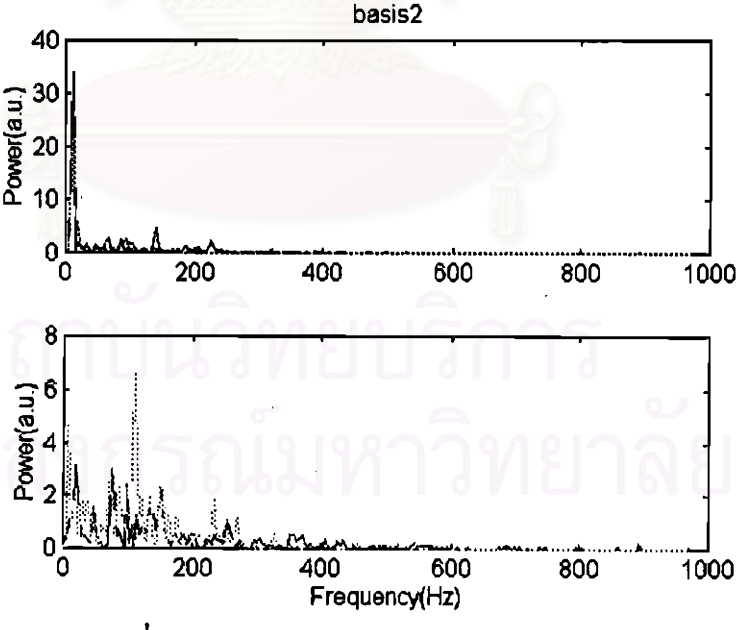


รูปที่ 5.22 สเปกตรัมกำลัง : ปกติ(2)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

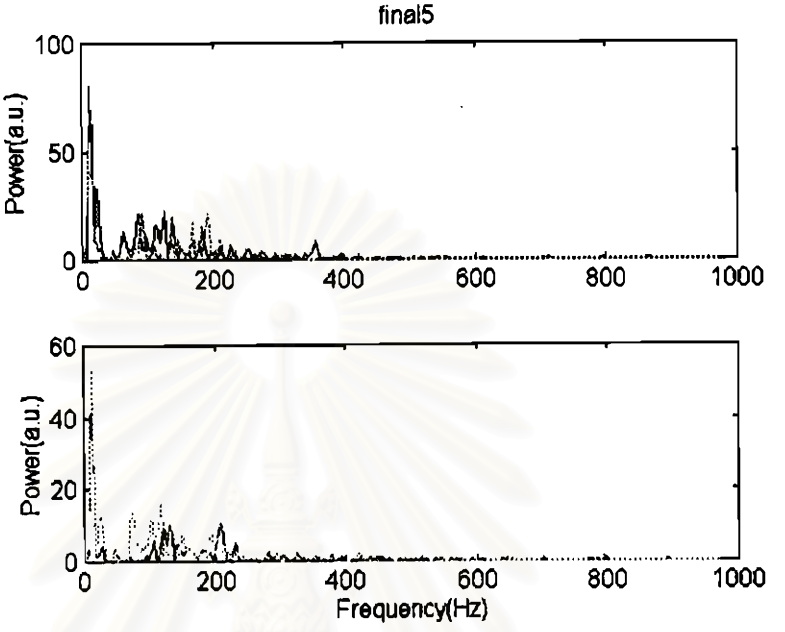


รูปที่ 5.23 สเปกตรัมกำลัง : ถือของหนัก 4 kg(1)

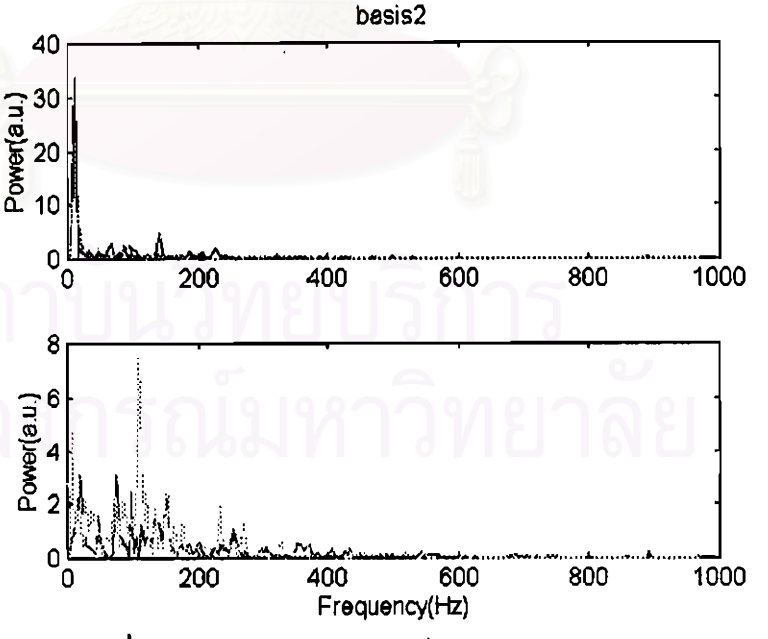


รูปที่ 5.24 สเปกตรัมกำลัง : ถือของหนัก 4 kg(2)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

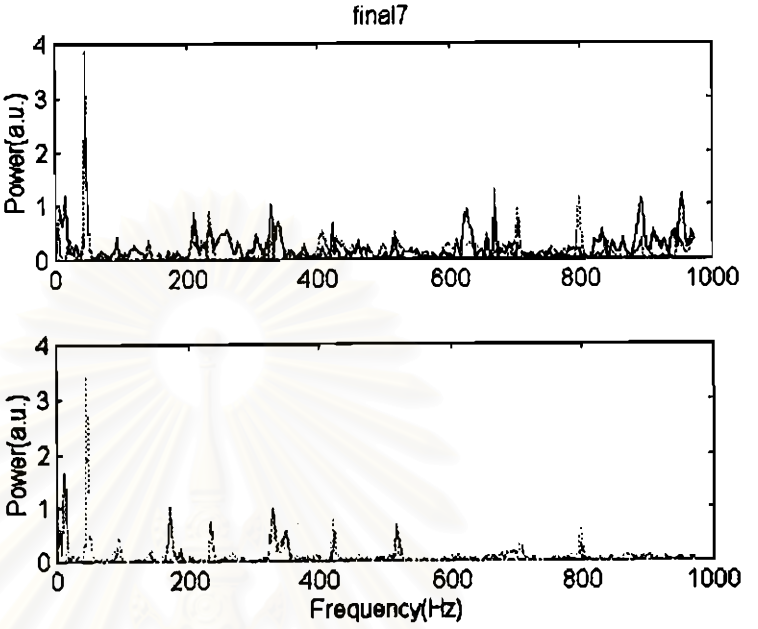


รูปที่ 5.25 สเปกตรัมกำลัง : เกร็งท่อนแขน(1)

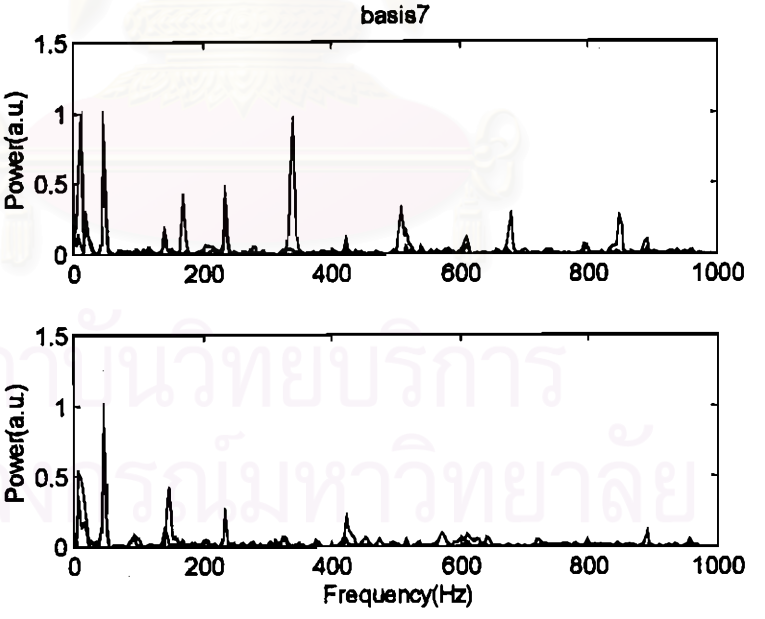


รูปที่ 5.26 สเปกตรัมกำลัง : เกร็งท่อนแขน(2)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 5.27 สเปกตรัมกำลัง : กำมือแน่น(1)



รูปที่ 5.28 สเปกตรัมกำลัง : กำมือแน่น(2)

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

จะต้องใช้ FIR แทนซึ่งในการคำนวณพบว่า โดยทั่วไป FIR จะให้ค่าสัมประสิทธิ์ที่ใหญ่พอสมควร (สัมประสิทธิ์อยู่ในหลัก 10^{-3})

5.5.2 การเลือกหน้าต่าง

ได้ทำการทดสอบหาชนิดของหน้าต่าง(windows) ที่เหมาะสมในการออกแบบตัวกรองดิจิตอลแบบ FIR หน้าต่างที่นำมาพิจารณาคือ KAISER, CHEBYSHEV, HAMMING โดยพิจารณาผลตอบทางความถี่ได้ผลในรูปที่ 5.29-5.34

- รูปที่ 5.29 Kaiser window(B=2.11662 , N=155)
- รูปที่ 5.30. " (B=4.353351 , N=147)
- รูปที่ 5.31 " (B=10.06,N=321)
- รูปที่ 5.32 Hamming window(N=151)
- รูปที่ 5.33 Chebyshev window(N=151 , r=30)
- รูปที่ 5.34 Chebyshev window(N=151 , r=50)
- รูปทั้งหมด ออกแบบเป็นตัวกรองผ่านแถบ FIR ที่ 20-40 Hz โดยค่า 1 ในแกนความถี่มีค่าเท่ากับ 2000 Hz

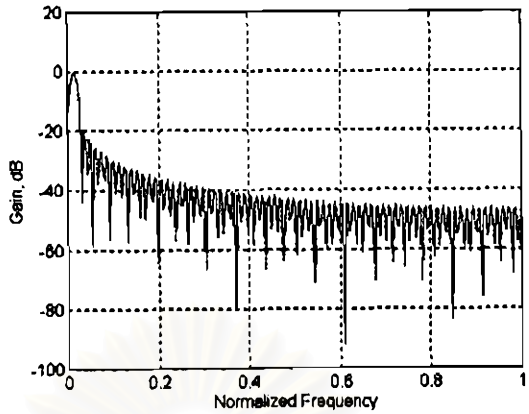
สิ่งที่ใช้พิจารณาในการเลือกหน้าต่างคือ

1. ช่วง transition band ต้องแคบพอ
2. ขนาดของสัมประสิทธิ์ต้องใหญ่พอที่จะแสดงด้วยเลข 16 บิต
3. จำนวนสัมประสิทธิ์น้อยที่สุดยังทำให้ข้อ 1,2 ยอมรับได้

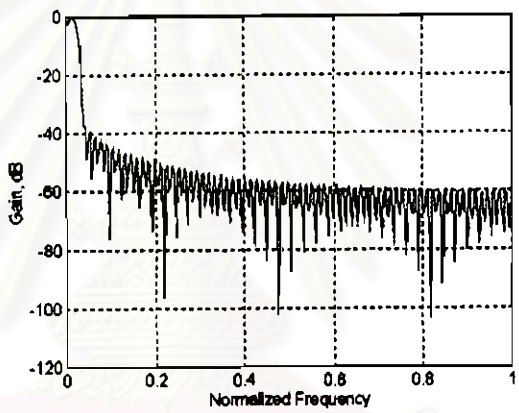
จากการทดลองพบว่า Kaiser windows ให้ผลที่ดีที่สุด(ตารางที่ 5.2) เนื่องจากมีค่าการลดทอนที่ความถี่คัตออฟ ดีกว่าแบบอื่น จึงเลือก Kaiser windows ที่มีพารามิเตอร์ดังนี้ β=2.11662 , N=155 ผลตอบทางความถี่ของตัวกรองทั้ง 7 ตัว แสดงรวมกันในรูปที่ 5.35

5.5.3 เขียนโปรแกรมของตัวกรอง

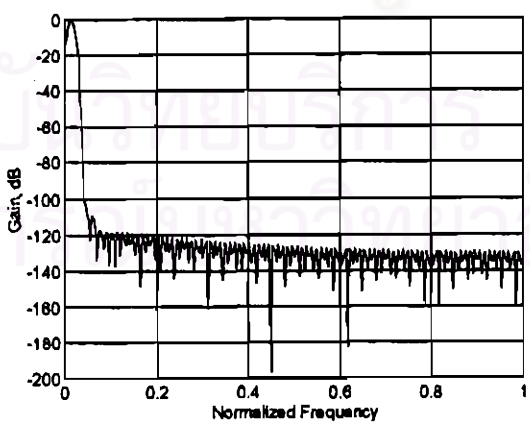
เขียนโปรแกรมภาษาแอสเซมบลีทำตัวกรอง FIR 7 ชุดเพื่อกรองสัญญาณกล้ามเนื้อออกเป็น 7 ย่านความถี่ โดยในการเขียนโปรแกรมจะคำนวณสัมประสิทธิ์โดยใช้โปรแกรม MATLAB แล้วเก็บค่าสัมประสิทธิ์ที่คำนวณได้ในหน่วยความจำของบอร์ด DSK โดยจะเก็บค่าสัมประสิทธิ์ในรูปแบบ Q15 format ส่วนสัญญาณกล้ามเนื้อจะเก็บเป็นรูปแบบ Q13 format



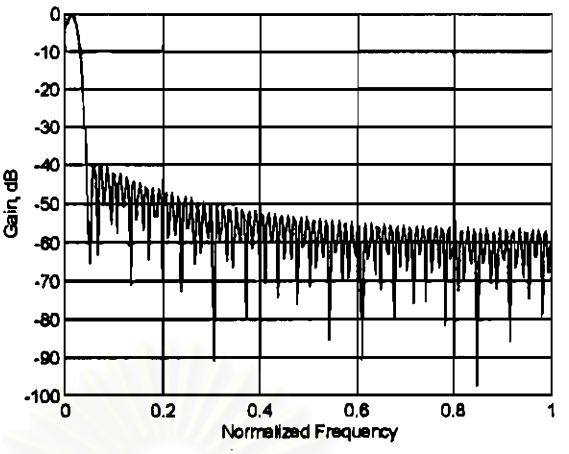
รูปที่ 5.29 Kaiser window (beta=2.11662 N=155)



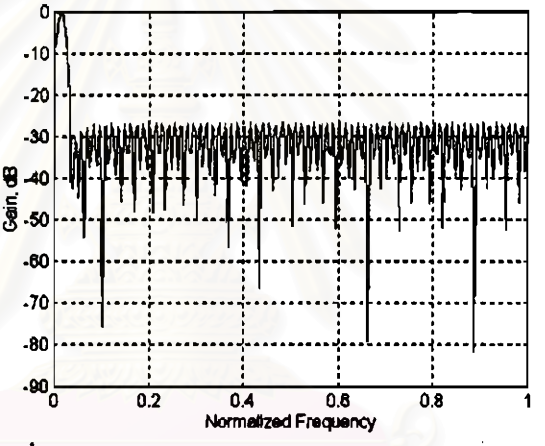
รูปที่ 5.30 Kaiser window (beta=4.53351 N=147)



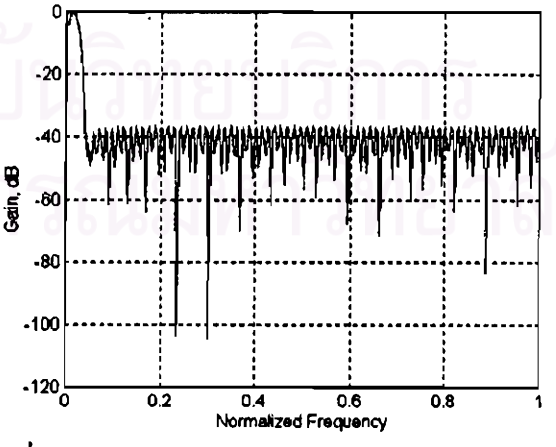
รูปที่ 5.31 Kaiser window (beta=10.06, N=321)



รูปที่ 5.32Hamming windows(N=151)



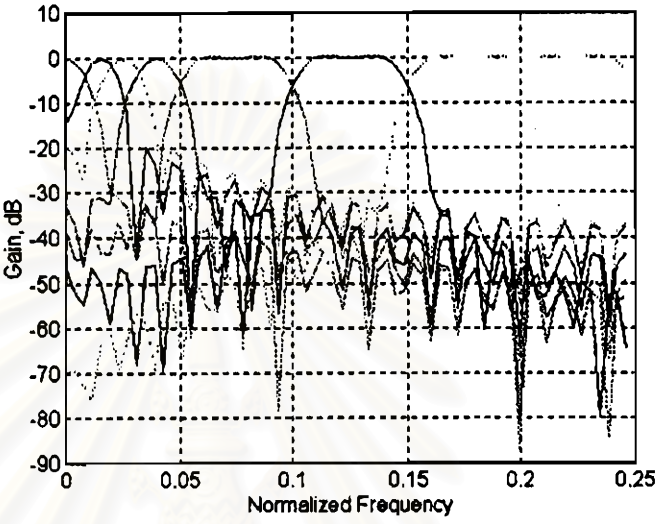
รูปที่ 5.33 Chebyshev window(N=151, r=30)



รูปที่ 5.34 Chebyshev window(N=151, r=50)

ตารางที่ 5.2 สรุปค่าลดทอนของตัวกรอง FIR ชนิดต่างๆ ที่ความถี่ 0 Hz

	Kaiser	Hamming	Chebyshev(r=30)	Chebyshev(r=50)
ค่าลดทอนที่ความถี่ 0 Hz(dB)	-16	-2	-8	-5



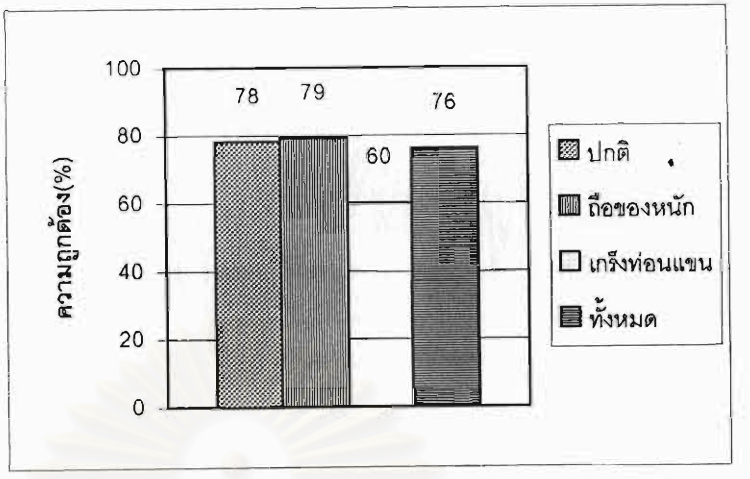
รูปที่ 5.35 ผลตอบทางความถี่ของตัวกรองทั้ง 7 ตัว(MATLAB)

5.5.4 ทดสอบวิธีการหาตัวแทนสัญญาณแบบใหม่

ทดลองเลือกวิธีการหาตัวแทนสัญญาณใหม่ โดยการแบ่งย่านความถี่เป็น 7 ย่านเหมือนเดิม โดยแต่ละย่านจะหาผลรวมของขนาดของสัญญาณมาเป็นตัวแทน ซึ่งที่ผ่านมาใช้เป็นกำลังของสเปกตรัม

ผลการทดลองความสามารถในการแยกแยะโดยใช้ตัวแทนสัญญาณเป็นผลรวมของขนาดของสัญญาณในแต่ละย่านความถี่โดยแบ่งย่านความถี่เป็น 7 ย่านเหมือนเดิม โดยทำการแยกแยะให้ได้ 3 อิริยาบถและใช้ output 3 บิตได้ผลความสามารถในการแยกแยะดังในรูปที่ 5.36

แม้ว่าจากผลการแยกแยะที่ได้ มีความสามารถในการแยกแยะต่ำกว่าแบบการทำผลการแปลงฟูริเยร์อย่างเร็ว(FFT) และใช้สเปกตรัมกำลัง แต่ก็ไม่ได้ต่างกันมากนัก ดังนั้นจึงเลือกวิธีการใหม่นี้มาใช้ในการเขียนโปรแกรมภาษาแอสเซมบลี เนื่องจากใช้การคำนวณที่น้อยกว่ามาก แต่ให้ผลที่ใกล้เคียงกัน



รูปที่ 5.36 ผลความสามารถในการแยกแยะเมื่อใช้วิธีหาผลรวมของแต่ละย่านความถี่

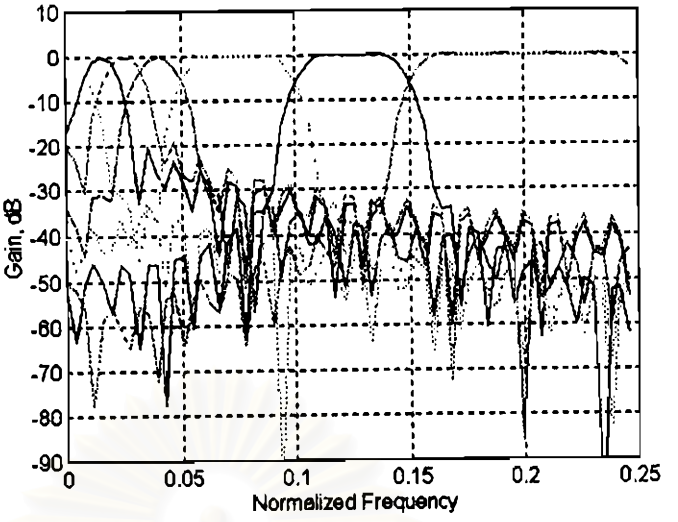
5.5.5 ทดสอบความถูกต้องของการเขียนโปรแกรม

เขียนโปรแกรมภาษาแอสเซมบลีของตัวกรองที่ออกแบบไว้ โดยผลตอบทางความถี่ของตัวกรองที่เขียนขึ้นแสดงในรูปที่ 5.37 หลังจากที่ทำการกรองสัญญาณด้วยตัวกรองดิจิตอล แล้วทำการหาผลบวกของขนาดของสัญญาณที่ได้จากการกรองในแต่ละย่านความถี่ ดังนั้นจะได้เวกเตอร์ขนาดความยาว 7 หน่วย เก็บในรูปแบบ Q6 format แล้วลองทำการเปรียบเทียบค่าที่คำนวณได้กับค่าที่คำนวณโดยใช้โปรแกรม MATLAB ได้ผลดังในตารางที่ 5.3

จากการทดลองพบว่าผลที่คำนวณได้ไม่ตรงกัน ซึ่งน่าจะมาจากความผิดพลาดจากการเก็บข้อมูลแบบ Q6 ซึ่งมีความละเอียดของบิตสุดท้ายเท่ากับ $\frac{1}{2}^6 = 0.015$ ดังนั้นความผิดพลาดสะสมไม่ควรเกิน $0.015 \times 1000 = 15$ ซึ่งค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นก็อยู่ในช่วงนี้ และเป็นค่าที่ยอมรับได้

ตารางที่ 5.3 เปรียบเทียบผลรวมที่คำนวณได้จาก MATLAB กับแอสเซมบลี

ความถี่(Hz)	ผลรวมที่ได้จากแอสเซมบลี	ผลรวมที่ได้จาก MATLAB
20	25Eah = 151	158
20-40	3621h = 216	218
40-60	2566h = 149	162
60-100	2694 = 154	168
100-200	2FB2 = 190	188
200-300	1D37 = 116	126
300-500	1C37 = 112	123



รูปที่ 5.37 ผลตอบทางความถี่ของตัวกรองทั้ง 7 ตัว (แอสเซมบลี)

5.5.6 เขียนโปรแกรมระบบเครือข่ายประสาท

เขียนโปรแกรมภาษาแอสเซมบลีให้ทำหน้าที่เป็นระบบเครือข่ายประสาท โดยจะไม่เขียนส่วนที่เป็นการสอนระบบ เพราะการสอนระบบจะทำการสอนบนคอมพิวเตอร์ แล้วนำค่าน้ำหนักและไบแอส มาทำการเขียนโปรแกรมเป็นภาษาแอสเซมบลี ซึ่งก็คือการคูณเมตริกกันนั่นเอง ค่าน้ำหนักของ layer แรกเก็บเป็นรูปแบบ Q11 ขนาด 40 x 7 แล้วผลที่คำนวณได้เป็นรูปแบบ Q2 ([Q11] x [Q6] -> [Q2]) ค่าน้ำหนักของ layer ที่สองเก็บเป็นรูปแบบ Q10 ขนาด 3x40

จากการพิจารณาไบแอส ของระบบเครือข่ายประสาท พบว่ามีค่าน้อยมากจนสามารถละเลยได้ และจากการพิจารณาค่า input ของ logsigmoid function พบว่ามีค่ามากดังนั้นจึงอาจแทน logsigmoid function ด้วย hardlimit function ได้ก็คือ ถ้าค่าอินพุตเป็นบวกก็ให้ได้ผลลัพธ์เป็น 1 ถ้าค่าเป็นลบก็ให้ได้ผลลัพธ์เป็น 0 ซึ่งจะทำให้ในการเขียนโปรแกรมจึงไม่ต้องเขียนฟังก์ชัน logsigmoid อันจะทำให้การคำนวณรวดเร็วยิ่งขึ้น

5.5.7 ทดสอบความถูกต้องของโปรแกรม

โดยลองกับข้อมูลที่มีอยู่แล้วที่นำมาสอนระบบเครือข่ายประสาทบนคอมพิวเตอร์แล้วได้ค่าน้ำหนัก ตัวเดียวกับที่ไปใช้ในการเขียนโปรแกรมแอสเซมบลี ซึ่งโปรแกรมที่เขียนควรจะสามารถแยกได้ถูกต้องทั้งหมดเนื่องเป็นข้อมูลที่ใช้สอนระบบ ปรากฏว่าระบบสามารถทำงานได้อย่างถูกต้อง ยกเว้นบางตัวเนื่องมาจากความผิดพลาดจากความละเอียดของ fixed point โดยทำการทดสอบ

กับข้อมูล 27 ตัวสามารถแยกแยะได้ถูก 25 ตัวคิดเป็น 92.5% ซึ่งถ้าทดสอบด้วย MATLAB ระบบเครือข่ายประสาทที่สอนแล้วจะแยกข้อมูลที่นำมาสอนได้ถูกต้อง 26 ตัวคิดเป็น96.3%

5.5.8 เขียนโปรแกรมควบคุมสถานะการทำงาน

การนำไปใช้งานจริงจะใช้หลอดไฟ LED เป็นตัวบอกสถานะการทำงานของโปรแกรมโดยจะบอกถึงช่วงเวลาที่โปรแกรมเก็บค่าสัญญาณกล้ามเนื้อ และบอกผลการแยกแยะสัญญาณกล้ามเนื้อที่เก็บเข้าไป โดยในการเก็บสัญญาณในแต่ละครั้งจะห่างกันระยะเวลาประมาณ 3 วินาที เพื่อความสะดวกในการใช้งาน

เขียนโปรแกรมส่วนแสดงสถานะ(status) ของโปรแกรม โดยใช้ LED แสดงสถานะ 3 หลอด

หลอดที่ 1 LED สีแดงบอกจังหวะใน ของการเก็บค่า

- ไฟติด คือ เก็บข้อมูลสัญญาณกล้ามเนื้อ
- ไฟดับ คือ ประมวลผลสัญญาณ และ classification

หลอดที่ 2,3 LED สีเขียวบอกผลของการแยกแยะของสัญญาณกล้ามเนื้อ โดยถ้าติด 2 หลอด แสดงถึง อิริยาบถปกติ หรือ ไม่ใช้ทั้ง 3 อิริยาบถ ถ้าหลอดแรกติดหลอดสองดับแสดงว่าเป็นอิริยาบถถือหนังสือ ถ้าหลอดแรกดับแต่หลอดสองติด แสดงว่าเป็นอิริยาบถเกร็งท่อนแขน รายละเอียดของคำสั่ง และแผนผังโปรแกรมแสดงในบทที่6 ซึ่งในบทที่ 6 จะกล่าวถึงส่วนควบคุมรถเข็นทั้งหมด

ตารางที่ 5.4 การแสดงผลการแยกแยะด้วยหลอด LED สีเขียว 2 หลอด

LED1	LED2	ผลการแยกแยะ
ติด	ติด	ปกติหรือไม่สามารถแยกแยะได้
ติด	ดับ	ถือของหนัก
ดับ	ติด	ยืดแขนเกร็ง

5.5.9 รวมระบบทั้งหมดเข้าด้วยกันแล้วทดสอบจริงปรากฏว่าอิริยาบถแบบปกติสามารถแยกแยะได้ดีมากคือไม่ผิดเลย ส่วนอิริยาบถแบบถือของหนัก 4 kg แยกแยะได้ดีพอใช้ประมาณ 80 % อิริยาบถแบบเกร็งแขนประมาณ 50 % แต่อย่างไรก็ตามถ้าฝึกดูสักระยะหนึ่งก็จะรู้ว่าควรจะเกร็งแขนอย่างไรระบบถึงจะรู้จักและแยกได้