

## รายการอ้างอิง

- [1] Cohen, D. B. Sleep and Dreaming : Origins, nature and functions. Pergamon Press, Oxford, 1979.
- [2] Carskadon, M. A. and Rechtschaffen A. Monitoring and staging human sleep. Kryger, M. H., Roth, T. and Dement, W. C. (eds.), Principle of sleep medicine, pp. 943-960. Saunders, 1994.
- [3] Forsyth, D. R. Introduction To Psychology Consciousness and Sleep [Online]. Available from: <http://www.vcu.edu/hasweb/psy/psy101/forsyth/sleepo.htm> [1999, Dec 15]
- [4] Gackenbach, J. Functions of REM and NREM [Online]. 1994. Available from: <http://www.sawka.com/spiritwatch/function.htm> [1999, Dec 15]
- [5] Kaplan, H. I., Sadock, B. J. Comprehensive textbook of psychiatry/VI. 6<sup>th</sup> Ed. Vol.1, Maryland, Williams & Wilkins, 1995.
- [6] David, G. C., Neale, J. M. Abnormal psychology. 6<sup>th</sup> Ed. John Wiley & Sons, 1996.
- [7] มานะ ศรียุทธศักดิ์. เอกสารประกอบการเรียนการสอนวิชา อิเล็กทรอนิกส์ชีวแพทย์  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. (อัดสำเนา)
- [8] Bronzino, J. D. The biomedical engineering handbook. CRC Press, 1995.
- [9] Ichimaru, Y., Clark, K. P., Ringler, J. and Weiss W. J. Effect of sleep stage on the relationship between respiration and heart rate variability. Proceeding of Computer in Cadiology 90 (September 1990) : 657-660.
- [10] Siegwart, D.K., Tarassenko, L., Roberts, S.J., Stradling, J.R. and Partlett J. Sleep apnoea analysis from neural network post-processing. Fourth International Conference on Artificial Neural Networks (1995) : 427-432.
- [11] Principe J. C., GALA S. K. and Chang T. G. Sleep staging automaton based on the theory of evidence. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 36, No.5 (May 1989) : 503-509.
- [12] Huanh, R. S., Kuo, C. J., Tsai, Ll. and Chen, O., T.C. EEG pattern recognition – Arousal states detection and classification. IEEE International Conference on Neural Networks 2 (1996) : 641-646.
- [13] Shimada, T., Shiina, T. and Saito, Y. Detection of characteristic waves of sleep EEG by neural network analysis. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 47, No.3 (March 2000) : 369-379.

- [14] Pacheco O. R., Vaz F. Integrated system for analysis and automatic classification of sleep EEG. Proceeding of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 20, No.4 (1998) : 2062-2065.
- [15] Akgul, T., Sun, M., Scwabassi, R. J. and Cetin, A. E. Characterization of sleep spindles using higher order statistics and spectra. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 47, No. 8 (August 2000) : 997-1009.
- [16] Dixon, T. L. and Livezey, G. T. Wavelet-based feature extraction for EEG classification. 18<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 3 (1996) : 1003 –1004.
- [17] Hazarika, N., Chen, J.Z, Ah Chung Tsoi and Sergejew, A. Classification of EEG signals using the wavelet transform. Digital Signal Processing Proceedings 1 (1997) : 89-92.
- [18] Knandpur, R. S. Handbook of biomedical instrumentation. McGraw-Hill, 1987.
- [19] Oppenheim, A. V., Schaffer, R. W. Discrete-time signal processing. Prentice Hall, 1989.
- [20] สมชาย จิตะพันธ์กุล. เอกสารประกอบการเรียนการสอนวิชา ฟูเรียร์ทรานส์ฟอร์ม จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. (อัดสำเนา)
- [21] Chen, S., Cowan, C. F. N. and Grant, P. M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. IEEE Transactions on Neural Networks 2, No. 2 (March 1991) : 302-309.
- [22] โคทม อาริยา. วงจรอิเล็กทรอนิกส์. เล่ม 2 : วงจรเชิงเส้น, ซีเอ็ดยูเคชั่น, (ม.ป.ป.).
- [23] Wells L. K. Labview student edition : User's guide. Prentice Hall, 1995.
- [24] Mitra, S. K. Digital signal processing : A computer-based approach. McGraw-Hill, 1998.



ภาคผนวก

ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## ภาคผนวก ก

### ทฤษฎีการประมวลผลสัญญาณ

#### ก.1 การออกแบบตัวกรองแบบดิจิทัล (Digital Filter Design)

ตัวกรองแบบดิจิทัล (Digital Filter Design) สามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทด้วยกันคือ ตัวกรองแบบ IIR (Infinite impulse response filter) และ ตัวกรองแบบ FIR (Finite impulse response filter) ตัวกรองแบบ FIR มีข้อดีคือมีความเป็นเชิงเส้นของเฟส และมีเสถียรภาพ แต่มีข้อเสียคือมีอันดับของตัวกรอง FIR มากกว่าของตัวกรอง IIR เมื่อต้องการผลตอบของขนาด (Magnitude Response) ของตัวกรองเหมือนกัน

##### ก.1.1 ตัวกรอง FIR

การออกแบบตัวกรอง FIR มี 2 แบบด้วยกันคือ

- 1) การตัดสัมพันธ์ฟูรีเยร์ (Truncated fourier series)
- 2) Frequency sampling approach

ในที่นี้จะกล่าวเฉพาะ Truncated fourier series ซึ่งใช้หลักการออกแบบ Least Integral Squared Error design โดยกำหนดให้  $H_d(e^{j\omega})$  เป็นผลตอบของตัวกรองที่ต้องการซึ่งสามารถขยายออกเป็นอนุกรมฟูรีเยร์ได้ดังนี้

$$H_d(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h_d[n] e^{-j\omega n} \quad (\text{ก.1})$$

โดยที่สัมพันธ์ฟูรีเยร์  $h_d[n]$  ก็คือ ผลตอบสนองต่ออิมพัลส์

$$h_d[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H_d(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega, \quad -\infty \leq n \leq \infty \quad (\text{ก.2})$$

กำหนดให้  $H_t(e^{j\omega})$  เป็นผลตอบของ FIR ที่เราต้องการออกแบบ เพราะฉะนั้นเพื่อให้ผลตอบที่ใกล้เคียงกับอุดมคติมากที่สุด ซึ่งเราจะใช้ integral square error เป็นตัววัด

$$\phi = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |H_t(e^{j\omega}) - H_d(e^{j\omega})|^2 d\omega \quad (\text{ก.3})$$

โดยที่

$$H_t(e^{j\omega}) = \sum_{n=-M}^M h_t[n] e^{-j\omega n} \quad (\text{ก.4})$$

$$\phi = \sum_{n=-\infty}^{\infty} |h_t[n] - h_d[n]|^2 \quad (\text{ก.5})$$



$$= \sum_{n=-M}^M |h_i[n] - h_d[n]|^2 + \sum_{n=-\infty}^{-M-1} h_d^2[n] + \sum_{n=M+1}^{\infty} h_d^2[n]$$

จากสมการพบว่าค่าผิดพลาดจะน้อยที่สุดเมื่อ  $h_i[n] = h_d[n]$  สำหรับ  $-M \leq n \leq M$  และสามารถทำให้ตัวกรองเป็น causal โดยการเลื่อนไปทางขวาด้วยค่า  $M$  ที่พอเหมาะ สรุปวิธีนี้ก็คือ กรณีอุดมคติ ที่ถูกตัดสัมพันธ์ที่ผลตอบสนองต่ออิมพัลส์ออกไปนั่นเอง

ผลของการตัดสัมพันธ์ที่ผลตอบสนองต่ออิมพัลส์ ทำให้เกิดการสั่น หรือแกว่งของขนาดการตอบสนอง (Magnitude response) เรียกผลนี้ว่าเกิดปรากฏการณ์ Gibbs Phenomenon ซึ่งขึ้นอยู่กับค่า  $M$  ที่เลือกในสมการ (ก.5) ยิ่งเลือก  $M$  มาก ๆ จะทำให้เกิด ripple ที่ขึ้นทั้งในแถบผ่าน (passband) และแถบหยุด (stop band) แต่ขนาดของความสูงของ ripples ที่ใหญ่ที่สุดจะไม่เปลี่ยนแปลงไปตามความยาวของตัวกรอง

ทั้งนี้คุณภาพของตัวกรองหรือลักษณะสมบัติของตัวกรองจะขึ้นอยู่กับ windows ที่เลือกใช้ เช่น ถ้าเลือก windows ที่เป็นสี่เหลี่ยมก็จะเกิด ripple ขึ้นทั้งในช่วง pass band และ stop band เนื่องจากผลตอบเชิงความถี่ของสี่เหลี่ยมเป็น Sinc function ซึ่งมีการแกว่งสูงมาก

Window มี 2 ประเภทคือ

- 1) Fixed Window Function ได้แก่ windows ที่มีความยาว  $2M+1$  ดังนี้

$$\text{Hann: } w[n] = \frac{1}{2} \left[ 1 + \cos\left(\frac{2\pi n}{2M+1}\right) \right], \quad -M \leq n \leq M \quad (\text{ก.6})$$

$$\text{Hamming: } w[n] = 0.54 + 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{2M+1}\right), \quad -M \leq n \leq M \quad (\text{ก.7})$$

$$\text{Black man: } w[n] = 0.42 + 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{2M+1}\right) + 0.08 \cos\left(\frac{4\pi n}{2M+1}\right), \quad -M \leq n \leq M \quad (\text{ก.8})$$

- 2) Adjustable window functions คือ window ที่สามารถปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ได้

1.1 Dolph-Chebyshev window ความยาว  $2M+1$  กำหนดโดย

$$w[n] = \frac{1}{2M+1} \left[ \frac{1}{\gamma} + 2 \sum_{k=1}^M T_k \left( \beta \cos \frac{k\pi}{2M+1} \right) \cos \frac{2nk\pi}{2M+1} \right], \quad -M \leq n \leq M \quad (\text{ก.9})$$

โดยที่  $\gamma$  คือขนาดพู่ข้างสัมพันธ์ (relative side lobe amplitude) มีค่าดังต่อไปนี้

$$\gamma = \frac{\text{amplitude of sidelobe}}{\text{main lobe amplitude}} \quad (\text{ก.10})$$

$$\beta = \cosh \left( \frac{1}{2M} \cosh^{-1} \frac{1}{\gamma} \right) \quad (\text{ก.11})$$

และ  $T_1$  เป็น โพลีโนเมียลของ Chebyshev อันดับที่ 1 กำหนดโดย

$$T_l(x) = \begin{cases} \cos(l \cos^{-1} x), & \text{for } |x| \leq 1 \\ \cosh(l \cosh^{-1} x), & \text{for } |x| \geq 1 \end{cases} \quad (\text{ก.12})$$

### 1.2 Kaiser window

$$w[n] = \frac{I_0 \left\{ \beta \sqrt{1 - (n/M)^2} \right\}}{I_0(\beta)}, \quad -M \leq n \leq M \quad (\text{ก.13})$$

โดยที่  $\beta$  เป็นพารามิเตอร์ที่สามารถปรับเปลี่ยนได้และ  $I_0(u)$  คัดแปลงมาจากเบสเซลฟังก์ชันอันดับ 0 เป็นสมการดังนี้

$$I_0(u) = 1 + \sum_{r=1}^{\infty} \left[ \frac{(u/2)^r}{r!} \right]^2 \quad (\text{ก.14})$$

จะเห็นได้ว่ามีค่าเป็นบวกเสมอ ในทางปฏิบัติการหาผลบวกแค่ 20 พจน์แรกก็เพียงพอจะแทนค่าดังกล่าวได้

พารามิเตอร์  $\beta$  เป็นตัวควบคุมค่าลดทอนที่ต่ำที่สุด ในช่วงแถบหยุดซึ่งคำนวณได้จาก

$$\beta = \begin{cases} 0.1102 (\alpha_s - 8.7), & \text{for } \alpha_s > 50 \\ 0.5842(\alpha_s - 21)^{0.4} + 0.07886(\alpha_s - 21), & \text{for } 21 \leq \alpha_s \leq 50 \\ 0 & \text{for } \alpha_s < 21 \end{cases} \quad (\text{ก.15})$$

ขนาดของความยาว  $M$  คำนวณได้จาก

$$M \approx \begin{cases} \frac{\alpha_s - 7.95}{14.36 \Delta f} + 1, & \text{for } \alpha_s > 21 \\ \frac{0.9222}{\Delta f} + 1, & \text{for } \alpha_s \leq 21 \end{cases} \quad (\text{ก.16})$$

#### ก.1.2 การออกแบบตัวกรองดิจิทัลแบบ FIR โดยใช้ MATLAB

ใน MATLAB มีฟังก์ชันให้เลือกในการออกแบบ 2 วิธีคือแบบ Parks-McClellan algorithm และ วิธี windows Fourier series method ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้วิธี windows Fourier series method ในการออกแบบตัวกรองดิจิทัล โดย MATLAB มีฟังก์ชันให้ดังนี้

w = blackman(N)      w = hamming(N)      w = hanning(N)

w = chebwin(N, Rs)      w = kaiser(N, beta)

$N$  คือ ความยาวของตัวกรองเป็นเลขคี่  $\beta$  ก็คือค่า  $\beta$  ในสมการ (ก.13)

Windows ที่ได้จะนำไปใช้คำนวณตัวกรอง FIR ต่อไปซึ่งมีฟังก์ชันดังนี้

$$b = \text{fir1}(L, W_n, \text{window})$$

$L$  คืออันดับของตัวกรองเป็นเลขคู่ มีค่าน้อยกว่า  $N$  อยู่ 1,  $W_n$  คือ normalized passband edge frequency,  $W_n$  มีค่า  $0 - 1$

## ก.2 Discrete Fourier Transform

Discrete Fourier transform ก็คือผลการแปลงฟูริเยร์ (Fourier Transform) ของลำดับคิสริตทางเวลา (discrete time sequence)  $x[n]$  เป็นไปตามสมการดังต่อไปนี้

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-j\omega n} \quad (\text{ก.17})$$

โดยที่  $x(n)$  คือ สัญญาณคิสริตที่ถูกสุ่มเข้ามา

$X(e^{j\omega})$  คือ ผลการแปลงฟูริเยร์ของสัญญาณคิสริต  $x(n)$

$\omega$  คือ ตัวแปรทางความถี่

จะสังเกตได้ว่าสัญญาณในสมการ (ก.17) มีความยาวของสัญญาณเป็นอนันต์ แต่ในทางปฏิบัติเป็นไปได้ ความยาวของสัญญาณต้องมีจำกัดถึงพจน์ที่  $x[n]$  โดยกำหนดให้  $0 \leq n \leq N-1$  และ  $0 \leq \omega \leq 2\pi$  โดยที่  $\omega_k = 2\pi k/N$ ,  $k = 0, 1, \dots, N-1$  จากสมการที่ (ก.17) จะได้ว่า

$$X[k] = X(e^{j\omega}) \Big|_{\omega=2\pi k/N} = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j2\pi kn/N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (\text{ก.18})$$

ซึ่งปกติจะกำหนดให้

$$W_N = e^{-j2\pi/N} \quad (\text{ก.19})$$

เขียนเป็นสมการได้ใหม่เป็น

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]W_N^{kn}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (\text{ก.20})$$

ใน MATLAB มีฟังก์ชันสำเร็จรูปในการคำนวณ DFT คือ  $\text{fft}(x)$  และ  $\text{fft}(x, N)$  โดยฟังก์ชัน  $\text{fft}(x)$  จะทำการคำนวณค่าผลการแปลงคิสริตฟูริเยร์อย่างรวดเร็ว (Fast Fourier Transform : FFT เป็นอัลกอริทึมอันหนึ่งในการหาค่าคิสริตฟูริเยร์ซึ่งใช้จำนวนครั้งในการคำนวณน้อย) ของเวกเตอร์  $x$  ได้เวกเตอร์ที่มีความยาวเท่ากับ ความยาวของเวกเตอร์  $x$  แต่ถ้าต้องการจะกำหนดความยาวของ DFT ของเวกเตอร์  $x$  ให้ยาวเท่ากับ  $N$  ก็ให้เลือกใช้ฟังก์ชัน  $\text{fft}(x, N)$  โดยที่ถ้าความยาวของเวกเตอร์  $x$  มากกว่า  $N$  เวกเตอร์  $x$  ก็จะถูกตัดให้เหลือ  $N$  แต่ถ้าน้อยกว่าก็จะเติมเลขศูนย์เข้าไป



ใน MATLAB ใช้อัลกอริทึม radix-2 เมื่อความยาวของเวกเตอร์  $x$  เป็นเลขยกกำลังสอง ซึ่งจะใช้เวลาคำนวณเร็วกว่ากรณีที่เวกเตอร์  $x$  ไม่เป็นยกกำลังสอง ซึ่งจะใช้วิธีคำนวณแบบ mixed-radix FFT

เนื่องจากเวกเตอร์ใน MATLAB มีดัชนีจาก 1 ถึง  $N$  แทนที่จะเป็น 0 ถึง  $N-1$  ดังสมการที่ (ก.21) ดังนี้

$$X[k] = \sum_{n=1}^N x[n] W_N^{(n-1)(k-1)}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (\text{ก.22})$$

ในการคำนวณผลการแปลงฟูริเยร์อย่างรวดเร็วเป็นการแปลงข้อมูลทางเวลาไปเป็นข้อมูลทางความถี่นั้น ความละเอียดในการแสดงผลในเชิงความถี่จะขึ้นอยู่กับค่า  $N$  หรือจำนวนข้อมูล ถ้าสัญญาณมีองค์ประกอบของความถี่ที่เป็นจำนวนเท่าของความละเอียด ก็จะได้สเปกตรัมของสัญญาณที่ถูกต้องคือการทำ FFT จะได้เวกเตอร์มีค่าแต่เฉพาะความถี่ที่เป็นความถี่ของสัญญาณเท่านั้น ส่วนที่เหลือจะเป็น 0 หหมด

### ก.3 สัมประสิทธิ์คอรีเลชัน (Correlation Coefficient)

การหาค่าคอรีเลชันเป็นการเปรียบเทียบความคล้าย (Similarity) ระหว่างข้อมูล 2 ชุด ซึ่งเป็นไปตามสมการต่อไปนี้

$$r_{12} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_1(n) x_2(n) \quad (\text{ก.23})$$

โดยที่  $x_1(n)$  และ  $x_2(n)$  เป็นข้อมูล 2 ชุดที่มีจำนวนข้อมูล  $N$  จุดเท่ากัน อย่างไรก็ตามค่าที่ได้จากสมการ (ก.23) จะขึ้นอยู่กับขนาดของข้อมูลทั้งสองชุด ทำให้ไม่สามารถนำมาเปรียบเทียบกับค่าคอรีเลชันที่ได้จากข้อมูลชุดอื่นได้ ดังนั้นจึงต้องทำการนอร์มอลไลซ์เพื่อลดผลของขนาดข้อมูล โดยการหาค่าคอรีเลชันที่ได้จากสมการ (ก.24) ด้วยผลคูณระหว่างค่ารากของกำลังสองเฉลี่ยของข้อมูลทั้งสองชุด ดังสมการข้างล่าง

$$\rho_{12} = \frac{r_{12}}{\frac{1}{N} \left[ \sum_{n=0}^{N-1} x_1^2(n) \sum_{n=0}^{N-1} x_2^2(n) \right]^{1/2}} \quad (\text{ก.24})$$

ค่า  $\rho_{12}$  เรียกว่าค่าสัมประสิทธิ์คอรีเลชันไขว้ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง  $-1$  ถึง  $+1$  โดยที่ค่า  $+1$  แสดงว่าข้อมูลทั้งสองชุดนั้นมีความคล้ายคลึงกันมากที่สุด ในทางกลับกันค่า  $-1$  จะบ่งบอกว่าข้อมูลทั้งสองชุดแตกต่างกันอย่างมากหรือมีการเปลี่ยนแปลงในทิศทางตรงกันข้ามนั่นเอง



ในงานวิจัยนี้ได้ใช้การหาค่าสัมประสิทธิ์คอรีเลชันไขว้ช่วยในการจำแนกสถานะการหลับ ซึ่งในโปรแกรม MATLAB มีฟังก์ชัน Corrcoeff(X,Y) ช่วยในการหาค่าสัมประสิทธิ์คอรีเลชันไขว้ นี้ โดยที่ X และ Y เป็นเวกเตอร์ของข้อมูลที่มีความยาวหรือจำนวนข้อมูลเท่ากัน

#### ก.4 ข่ายงานระบบประสาท

##### ก.4.1 ลักษณะทั่วไปของข่ายงานระบบประสาท

ข่ายงานระบบประสาท คือ ระบบการจัดการข้อมูลอย่างหนึ่งที่มีลักษณะสมบัติพื้นฐานมาจากข่ายงานประสาทในสมองของมนุษย์ ข่ายงานระบบประสาทได้ถูกพัฒนาให้มีแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ตามลักษณะการจดจำของมนุษย์ หรือปมประสาทของมนุษย์ โดยมีสมมติฐานดังนี้

1. การประมวลผลข้อมูลจะเกิดขึ้นที่โหนดแต่ละโหนดที่เรียกว่า neuron
2. สัญญาณจะส่งผ่านระหว่าง neuron โดยผ่านกิ่งที่เชื่อมต่อกัน
3. แต่ละกิ่งที่เชื่อมต่อกันจะมีค่าถ่วงน้ำหนักกำกับไว้ ทำหน้าที่คูณสัญญาณที่ส่งผ่าน
4. แต่ละ neuron จะมี Activation function ไว้คอยจัดการกับ input ซึ่งเป็นผลรวมของสัญญาณที่เข้ามา เพื่อกำหนดค่าสัญญาณออก

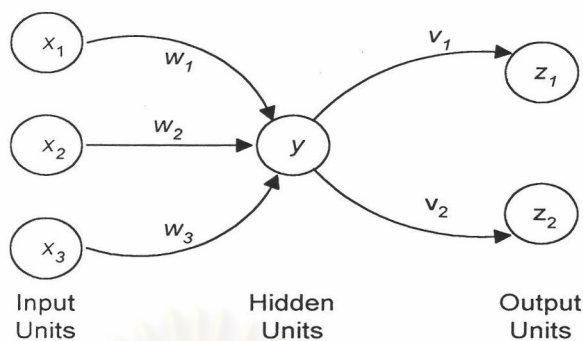
ข่ายงานระบบประสาทจะประกอบด้วย neuron จำนวนมากซึ่งแต่ละ neuron จะเชื่อมต่อกัน โดยมีกิ่งที่เชื่อมโยง ซึ่งแต่ละกิ่งจะมีค่าถ่วงน้ำหนักเฉพาะกำกับไว้ ค่าถ่วงน้ำหนักจะแทนข้อมูลที่ใช้ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ ข่ายงานระบบประสาทสามารถประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ เช่น การเก็บและจดจำข้อมูลหรือรูปแบบ, การจำแนกรูปแบบ ฯลฯ

ในแต่ละ neuron จะมี Activation function หรือ Activity level ซึ่งเป็นฟังก์ชันของ input ที่ได้รับ โดย neuron แต่ละตัวจะส่ง Activation signal ไปยัง neuron อื่น ๆ ซึ่งจะส่งเพียงสัญญาณเดียวในแต่ละครั้ง แต่สามารถส่งไปได้หลาย neuron ดังแสดงในรูปที่ ก.1

จากตัวอย่างในรูปที่ ก.1 เมื่อพิจารณา neuron Y neuron Y จะได้รับ input  $x_1, x_2$  และ  $x_3$  จาก neuron  $X_1, X_2, X_3$  ตามลำดับ ส่วน  $w_1, w_2$  และ  $w_3$  เป็นค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อจาก neuron Y ตามลำดับ โดยที่ผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักคูณกับ input จากแต่ละ neuron หรือค่า net input ของ neuron Y ( $y_{in}$ ) มีค่าดังนี้

$$y_{in} = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$$

กำหนด  $f(x)$  คือ Activation function ของ neuron Y จะได้ว่า output จาก neuron Y จะเป็น  $y = f(y_{in})$  สัญญาณ output จะถูกส่งต่อไปยัง neuron  $Z_1, Z_2$  โดยมีค่าถ่วงน้ำหนัก  $v_1$  และ  $v_2$  ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ ก.1



รูปที่ ก.1 ข่ายงานระบบประสาทอย่างง่าย

#### ก.4.2 Backpropagation Algorithm

Backpropagation เป็นวิธีปรับค่าถ่วงน้ำหนักของข่ายงานระบบประสาทอย่างหนึ่งที่ใช้กฎการเรียนรู้ที่เรียกว่า Generalized delta rule ซึ่งเป็นวิธีการลดค่าผลบวกกำลังสองของค่าผิดพลาด (Sum square errors) ให้ต่ำที่สุด โดยทำการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ของข่ายงานระบบประสาทด้วยวิธีการลดระดับเกรเดียนต์ (gradient descent procedure) เพื่อให้ค่าผิดพลาดลดลงเร็วที่สุด

ในการสอนระบบเราจะคำนวณหาผลบวกกำลังสองของค่าผิดพลาดในแต่ละโหนด ถ้าได้น้อยกว่าค่าที่ตั้งเอาไว้ (Error goal) การสอนก็จะสิ้นสุดลง แต่ถ้าได้ค่ามากกว่าที่ตั้งเอาไว้ ก็จะมีการปรับพารามิเตอร์ ซึ่งเสมือนกับการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาท โดยจะปรับจากชั้นหลังสุดแล้วไล่ไปถึงชั้นแรก จึงเป็นที่มาของคำว่าเคลื่อนกลับ (backpropagation)

ความหมายของตัวแปรต่าง ๆ เป็นดังต่อไปนี้

อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) เป็นตัวบอกขนาดที่จะปรับเปลี่ยนน้ำหนัก, ไบแอส ในแต่ละครั้งการกำหนดให้ค่าอัตราการเรียนรู้ต่ำๆ จะทำให้ต้องใช้เวลาในการสอนระบบนาน แต่รับประกันว่าจะไม่กระโดดข้ามหลุมของพื้นผิวความผิดพลาด (error surface) ไป

โมเมนตัม (Momentum) เป็นตัวช่วยลดความไวของข่ายงานระบบประสาทแบบเคลื่อนกลับ ในกรณีที่ไปติดอยู่ในหลุมของพื้นผิวความผิดพลาดที่เป็นหลุมตื้น โดยปกติในโปรแกรม Matlab ตั้งค่าไว้ที่ 0.9

#### ก.4.3 Radial Basis Function (RBF)

ข่ายงาน RB เป็นเทคนิคในการแยกแยะแบบไม่เชิงเส้นที่มีรูปแบบเหมือนข่ายงานที่มี 2 ชั้น โดยชั้นแรกจะเป็นชั้นที่มีค่าพารามิเตอร์เป็นเชิงเส้น ส่วนอีกชั้นจะเป็น Hidden layer ที่มีพารา

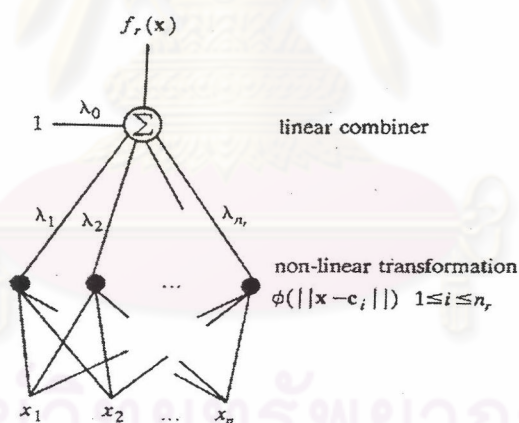
มิเตอร์ไม่เป็นเชิงเส้นซึ่งค่าพารามิเตอร์ในชั้นนี้จะไม่สามารถปรับเปลี่ยนได้ ส่วนที่ปรับเปลี่ยนได้คือส่วนค่าถ่วงน้ำหนักของผลรวมเชิงเส้น (Linear combiner) ที่ได้จากเอาที่พุดของชั้น hidden ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักนี้สามารถหาได้ด้วยวิธี linear least square (LS) โดยประสิทธิภาพของข่ายงาน RB จะขึ้นอยู่กับ การหาจุดศูนย์กลาง (center) ของ RBF

ลักษณะการเชื่อมโยงของข่ายงาน RB ที่มีอินพุต  $n$  จุดและมีเอาที่พุด 1 จุดแสดงดังรูปที่ ก.2 ซึ่งมีสมการดังนี้

$$f_r(x) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{n_r} \lambda_i \phi(\|x - c_i\|) \tag{ก.25}$$

โดยที่  $f_r : R^n \rightarrow R$ ,  $x$  คือเวกเตอร์อินพุต,  $\lambda_i$  คือค่าถ่วงน้ำหนัก,  $\phi(\cdot)$  คือฟังก์ชันไม่เชิงเส้น,  $c_i$  คือจุดศูนย์กลางของ RBF และ  $n_r$  คือจำนวนของจุดศูนย์กลาง

ในการหาค่าถ่วงน้ำหนักด้วยวิธี LS จะคำนวณจากเวกเตอร์อินพุต  $x(t)$  และเวกเตอร์เอาที่พุดที่ต้องการ  $d(t)$  (Teacher output) อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพของข่ายงาน RB จะขึ้นอยู่กับ การกำหนด  $\phi(\cdot)$  และ  $c_i$  ให้เหมาะสม โดยมีเทคนิคต่าง ๆ ช่วยในการเลือกจุดศูนย์กลางเช่น Orthogonal least squares learning เป็นต้น



รูปที่ ก.2 การเชื่อมโยงของข่ายงาน RBF



## ภาคผนวก ข

### การจัดการไฟล์ EEG

ข้อมูลที่ได้จากแพทย์จะถูกเก็บในรูปแบบของไฟล์นามสกุล EEG ที่เก็บแบบข้อมูลเป็นเลขฐาน 16 ขนาด 2 ไบต์ (16 บิต) แต่เป็นข้อมูลจริงเพียง 12 บิตเท่านั้น และเครื่องมือวัดของแพทย์จะทำการเก็บข้อมูลทั้งหมด 32 ช่องสัญญาณ ไม่ว่าจะมีการวัดจริงกี่ช่องสัญญาณก็ตาม ระบบจะทำการจัดเก็บในลักษณะ 32 ช่องสัญญาณเสมอ โดยใช้ความถี่สุ่มเท่ากับ 200 Hz รูปแบบของไฟล์ EEG นี้จะประกอบไปด้วยส่วนหัว (Header) และ ส่วนข้อมูล (Data) โดยที่ส่วนหัวมีขนาด 512 ไบต์ซึ่งจะเก็บข้อมูลทั่วไปของผู้วัดและระบบวัด ในส่วนข้อมูลระบบจะทำการเก็บแบบเรียงลำดับ โดยเริ่มเก็บข้อมูลจากช่องสัญญาณที่ 1 จนถึงช่องสัญญาณที่ 32 และจะเริ่มเก็บช่องสัญญาณที่ 1 อีกครั้งเป็นวัฏจักรจนสิ้นสุดการวัด

ในการเก็บข้อมูลจะเริ่มเก็บสัญญาณปรับเทียบ (Calibrate signal) ต่อจากส่วนหัวไฟล์ จากนั้นจึงจะเป็นข้อมูลจริง จากไฟล์ข้อมูล EEG ที่ได้นั้นจำเป็นต้องทราบระยะเวลาของการเก็บสัญญาณปรับเทียบนี้เพื่อที่จะทำการเริ่มอ่านข้อมูลได้ในตำแหน่งที่ถูกต้อง ซึ่งข้อมูลที่ได้จากแพทย์ (ผศ.ดร. ทายาท ดีสุดจิต) จะมีไฟล์ที่ระบุสถานะการกลับของข้อมูลชุดนั้นมาด้วย จากไฟล์นี้จะทำให้ทราบระยะเวลาและจำนวน Epoch ที่ทำการวัดและวินิจฉัย ทำให้สามารถคำนวณหาขนาดของสัญญาณปรับเทียบได้ ตัวอย่างเช่น ข้อมูลชุด SCTEEG2 มีขนาดของไฟล์ EEG เท่ากับ 348,402,432 ไบต์และมีจำนวน Epoch ทั้งหมดเท่ากับ 906 Epoches เมื่อคำนวณกลับจะได้ว่า  $906 \text{ Epoch} * 30 \text{ วินาที} * 200 \text{ Hz} * 64 \text{ ไบต์}$  เท่ากับ 347,904,000 ไบต์ จะเหลือส่วนหัวไฟล์และสัญญาณปรับเทียบรวมกันเท่ากับ 498,432 ไบต์ และด้วยการเก็บข้อมูลลักษณะนี้ขนาดของข้อมูลที่ได้จะสามารถหารด้วย 64 ลงตัวก็เป็นการรับประกันอย่างหนึ่งว่าการอ่านข้อมูลของแต่ละช่องสัญญาณจะไม่ผิดพลาด หากทำการเริ่มอ่านที่ตำแหน่ง  $n*64+1$  เมื่อ  $n$  เป็นจำนวนเต็มบวก

เนื่องจากไฟล์ EEG เก็บข้อมูลเป็นเวลาต่อเนื่องกันตลอดคืนจึงมีขนาดใหญ่แต่การจำแนกสถานะการกลับจะทำการพิจารณาทีละ Epoch ซึ่งมีช่วงเวลา 30 วินาที ดังนั้นจึงต้องทำการแบ่งไฟล์ EEG โดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาจากภาษาซี ทำหน้าที่อ่านข้อมูลสัญญาณคลื่นลูกตาด้านซ้ายและด้านขวา มาจัดเก็บไว้ในไฟล์ใหม่รูปแบบ TXT ซึ่งไฟล์ที่ได้จะมีข้อมูลเป็นเมตริกขนาด  $6000*2$  (ความถี่สุ่ม 200 Hz \* เวลา 30 วินาที จำนวน 2 ช่องสัญญาณ) แต่ก่อนที่จะทำการอ่านข้อมูลจากไฟล์ EEG นั้น สิ่งที่ต้องรู้ก็คือตำแหน่งของช่องสัญญาณของสัญญาณคลื่นลูกตาด้านซ้ายและด้านขวา อยู่ในช่องสัญญาณที่เท่าใด จึงจะสามารถทำการอ่านข้อมูลได้อย่างถูกต้อง โดยสามารถสอบถามข้อมูลนี้ได้จากผู้ควบคุมการวัด



ก่อนที่โปรแกรมจะทำการเก็บข้อมูลทีอ่านได้นั้น จะต้องมาทำการกำจัด 4 บิตบนออกก่อน โดยทำการ AND กับ 0FFF ทำให้ข้อมูลที่เก็บในไฟล์ใหม่มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 4095 (ความละเอียด 12 บิต) ซึ่งจะต้องทำการควอนไทซ์ก่อนที่จะทำการประมวลผลสัญญาณต่อไป



ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

## ภาคผนวก ค

### การออกแบบตัวกรองดิจิทัลแบบ FIR ที่ใช้หน้าต่างชนิด Kaiser

เนื่องจากในงานวิจัยนี้ไม่มีข้อจำกัดในเรื่องประสิทธิภาพของอุปกรณ์ประมวลผลจึงไม่สนใจว่าจะมีจำนวนสัมประสิทธิ์ของตัวกรองเกิดขึ้นมากหรือน้อยเพียงใด และจะมีผลต่อเวลาในการคำนวณหรือไม่ การออกแบบตัวกรองดิจิทัลนี้มีจุดมุ่งหมายเพียงว่าตัวกรองนั้นสามารถทำหน้าที่ได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพเท่านั้น ซึ่งในการออกแบบตัวกรองดิจิทัลแบบ FIR โดยการตัดสัมประสิทธิ์อนุกรมฟูรีเยร์ (truncated fourier series) สามารถเลือกใช้หน้าต่างได้หลายชนิด แต่ด้วยคุณสมบัติของหน้าต่างชนิด Kaiser ที่สามารถปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ให้มีผลตอบทางความถี่สอดคล้องกับการใช้หน้าต่างชนิดอื่นได้ และยังสามารถออกแบบตัวกรองให้มีการชดเชยระหว่างขนาดของ Sidelobe และความกว้างของ Mainlobe ได้ด้วย ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้หน้าต่างชนิด Kaiser ในการออกแบบตัวกรองดิจิทัล โดยมีขั้นตอนในการออกแบบดังนี้

ในการออกแบบจะต้องกำหนดความถี่ตัดของช่วงความถี่ผ่าน (passband) และความถี่ตัดของช่วงความถี่หยุด (stopband) ซึ่งในที่นี้คือ  $\omega_p = 0.6\pi$ ,  $\omega_s = 0.8\pi$  (ความถี่นอร์มอลไลซ์เมื่อความถี่สุ่มเท่ากับ 200 Hz) ตามลำดับ และกำหนดให้ขนาดของ ripple ( $\delta$ ) เท่ากับ 0.01 เท่ากันในทั้งช่วงความถี่ผ่านและช่วงความถี่หยุด จะได้ว่าความถี่ตัดของตัวกรองผ่านต่ำมีค่าเท่ากับ

$$\omega_c = \frac{\omega_p + \omega_s}{2} = 0.7\pi \text{ หรือ } f_c = 0.35 \text{ Hz}$$

ในการหาพารามิเตอร์ของหน้าต่างชนิด Kaiser จะได้ว่า

$$\Delta\omega = \omega_s - \omega_p = 0.2\pi \text{ หรือ } \Delta f = 0.1, \alpha_s = -20 \log_{10} \delta = 40$$

จากสมการที่ (ก.15) คือ

$$\beta = \begin{cases} 0.1102 (\alpha_s - 8.7), & \text{for } \alpha_s > 50 \\ 0.5842(\alpha_s - 21)^{0.4} + 0.07886(\alpha_s - 21), & \text{for } 21 \leq \alpha_s \leq 50 \\ 0, & \text{for } \alpha_s < 21 \end{cases}$$

จะได้ว่า  $\beta = 3.3953$

และขนาดของความยาว M คำนวณได้จากสมการ (ก.16) ดังนี้

$$M \approx \begin{cases} \frac{\alpha_s - 7.95}{14.36\Delta f} + 1, & \text{for } \alpha_s > 21 \\ \frac{0.9222}{\Delta f} + 1, & \text{for } \alpha_s \leq 21 \end{cases}$$

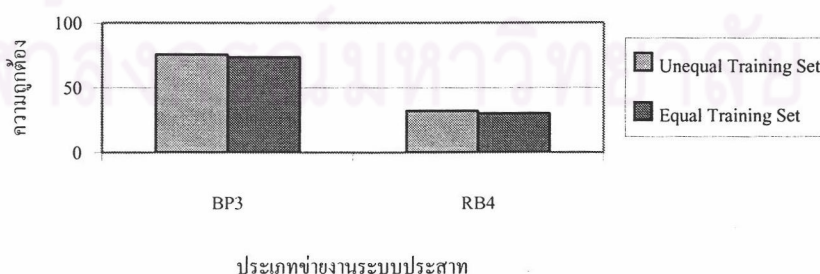
## ภาคผนวก ง

### ผลการทดสอบการสอนข่ายงานระบบประสาทด้วยจำนวนเวกเตอร์ ที่เท่ากันในทุกสภาวะ

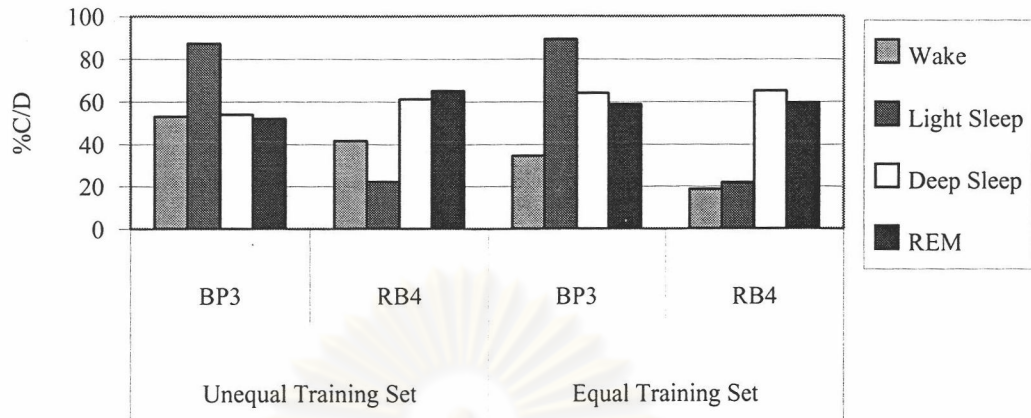
ในการทดลองที่ผ่านมา การสอนข่ายงานระบบประสาทมีจำนวนเวกเตอร์ของแต่ละสภาวะไม่เท่ากัน ซึ่งอาจส่งผลต่อการทดสอบข่ายงานระบบประสาทได้ กล่าวคือ ด้วยคุณสมบัติของข่ายงานระบบประสาทที่จะทำการเรียนรู้หรือจำลองข้อมูลจากที่ได้รับการสอน จึงเกิดข้อสันนิษฐานขึ้นว่าเมื่อข่ายงานระบบประสาทถูกสอนด้วยเวกเตอร์ของสภาวะใดสภาวะหนึ่งมากย่อมมีการเรียนรู้มากกว่าสภาวะอื่นและน่าจะให้ผลการทดสอบดีกว่าสภาวะอื่นด้วย ดังนั้นในการทดลองต่อไปนี้จะทดลองใช้จำนวนเวกเตอร์ของแต่ละสภาวะเท่ากันเพื่อใช้ในการสอนข่ายงานระบบประสาทแบบ BP3 และ RB4 โดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่นเดียวกับการทดลองที่ผ่านมา จำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนและทดสอบของสภาวะต่าง ๆ ในการทดลองนี้แสดงไว้ในตารางที่ ง.1

ตารางที่ ง.1 จำนวนเวกเตอร์ของสภาวะต่าง ๆ ในกลุ่มที่ใช้สอนและทดสอบข่ายงานระบบประสาท

สภาวะ	จำนวนเวกเตอร์ในกลุ่มที่ใช้สอน	จำนวนเวกเตอร์ในกลุ่มที่ใช้ทดสอบ
Wake	20	93
Light sleep	20	714
Deep sleep	20	95
REM	20	158
รวม	80	1060

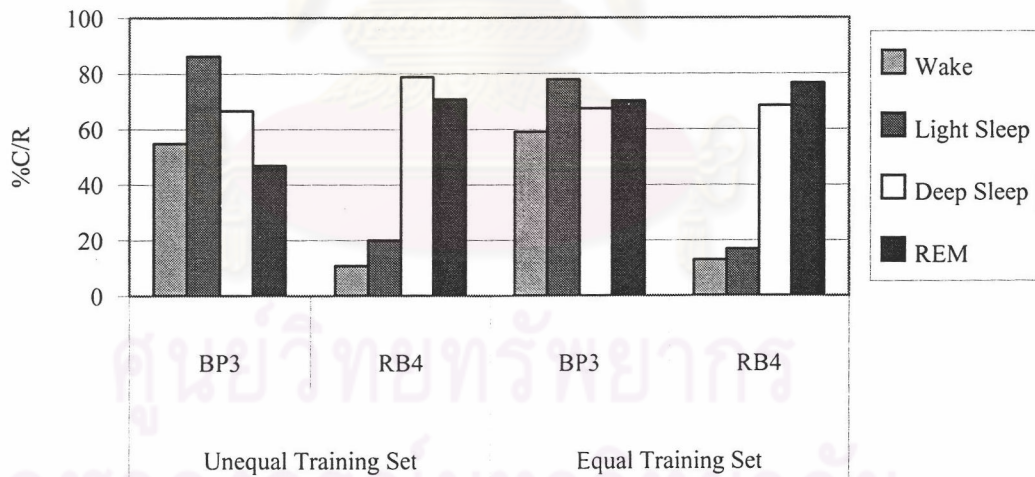


รูปที่ ง.1 ความถูกต้องรวมของทุกสภาวะเมื่อใช้ค่าลักษณะสำคัญแบบที่ 3 ทดสอบกับข่ายงานระบบประสาท BP3 และ RB4 ที่มีจำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนข่ายงานระบบประสาทเท่ากันทุกสภาวะ เปรียบเทียบกับกรณีที่มีจำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนไม่เท่ากันในทุกสภาวะ



ประเภทของชุดสอนข่ายงานระบบประสาท

รูปที่ ๓.2 ความถูกต้อง (%C/D) ของทุกสถานะเมื่อใช้ค่าลักษณะสำคัญแบบที่ 3 ทดสอบกับข่ายงานระบบประสาท BP3 และ RB4 ที่มีจำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนข่ายงานระบบประสาทเท่ากันทุกสถานะเปรียบเทียบกับกรณีที่มีจำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนไม่เท่ากันในทุกสถานะ



ประเภทของชุดสอนข่ายงานระบบประสาท

รูปที่ ๓.3 ความถูกต้อง (%C/R) ของทุกสถานะเมื่อใช้ค่าลักษณะสำคัญแบบที่ 3 ทดสอบกับข่ายงานระบบประสาท BP3 และ RB4 ที่มีจำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนข่ายงานระบบประสาทเท่ากันทุกสถานะเปรียบเทียบกับกรณีที่มีจำนวนเวกเตอร์ที่ใช้สอนไม่เท่ากันในทุกสถานะ



จากรูปที่ ง.1 – ง.3 แสดงผลการทดสอบข่ายงานระบบประสาททั้ง 2 แบบที่ถูกสอนด้วยชุดของเวกเตอร์ที่มีจำนวนเท่ากันเปรียบเทียบกับผลการสอนด้วยชุดของเวกเตอร์ที่ไม่เท่ากัน (บทที่ 3) พบว่าค่า %C/D และ %C/R ใกล้เคียงกับกัน นั้นหมายความว่าจำนวนเวกเตอร์ไม่ใช่ปัจจัยหลักที่มีผลกระทบต่อการเรียนรู้ของระบบ ดังที่กล่าวมาผลของการเรียนรู้ของข่ายงานระบบประสาทแบบแพร่กระจายกลับมักจะขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นที่ได้จากการสุ่มของระบบ

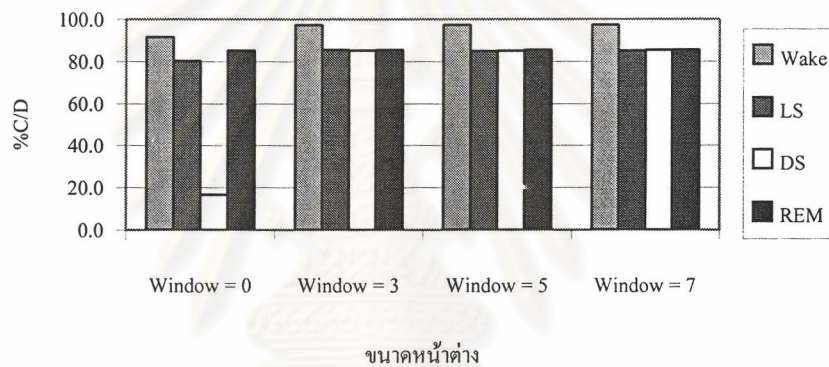


ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

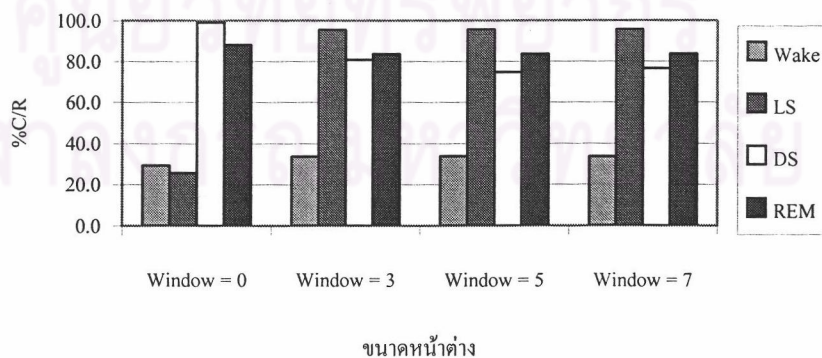
## ภาคผนวก จ

### ผลการเปลี่ยนขนาดหน้าต่างในการทำ moving average ของสเปกตรัมกำลัง

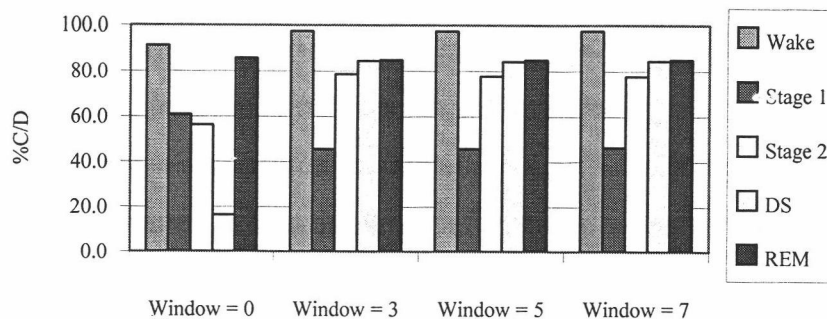
ก่อนที่จะทำการหาค่าสัมประสิทธิ์คอรีเลชันระหว่างหน้าต่างที่สร้างขึ้นกับสเปกตรัมกำลังของสัญญาณคลื่นลูกตาข้างซ้ายจะต้องทำการประมาณสเปกตรัมกำลังด้วยวิธี Moving average เพื่อปรับรูปแบบของสเปกตรัมกำลังให้เรียบขึ้นซึ่งจะส่งผลให้ค่าสัมประสิทธิ์คอรีเลชันมีค่าเพิ่มขึ้นด้วย โดยอาศัยฟังก์ชัน movavg ในโปรแกรม MATLAB ในศึกษาถึงผลของขนาดหน้าต่างนี้ได้เลือกทดลองจำแนกสถานะการหลับของข้อมูลชุด SCTEEG1 และ SCTEEG2 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 ซึ่งผลของขนาดหน้าต่างที่มีต่อการจำแนกสถานะการหลับแสดงดังรูปที่ จ.1 – จ.8



รูปที่ จ.1 ค่า %C/D ของการจำแนกสถานะการหลับออกเป็น 4 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG1 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ

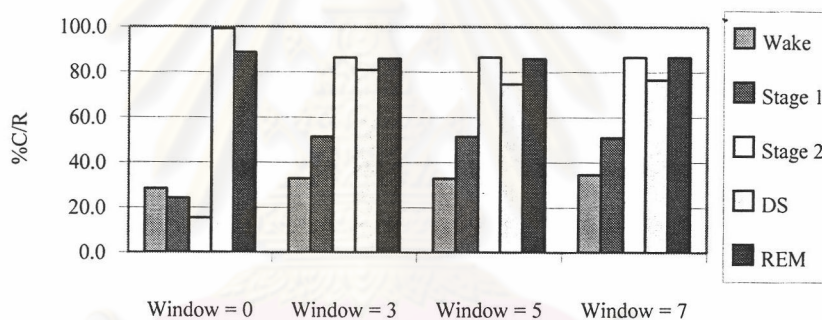


รูปที่ จ.2 ค่า %C/R ของการจำแนกสถานะการหลับออกเป็น 4 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG1 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ



ขนาดหน้าต่าง

รูปที่ จ.3 ค่า %C/D ของการจำแนกสถานะการหลับออกเป็น 5 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG1 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ



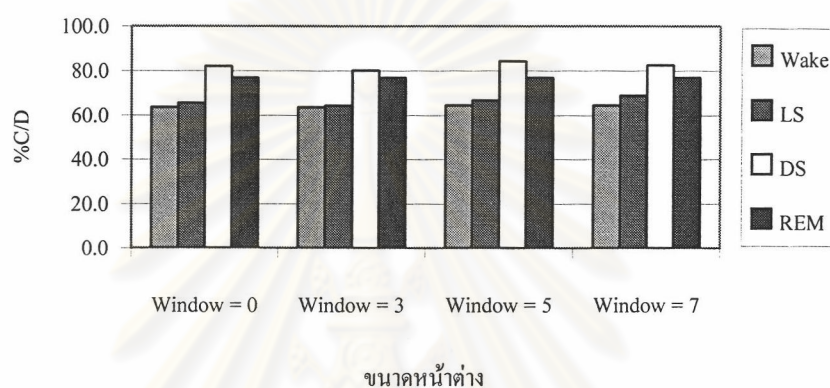
ขนาดหน้าต่าง

รูปที่ จ.4 ค่า %C/R ของการจำแนกสถานะการหลับออกเป็น 5 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG1 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ

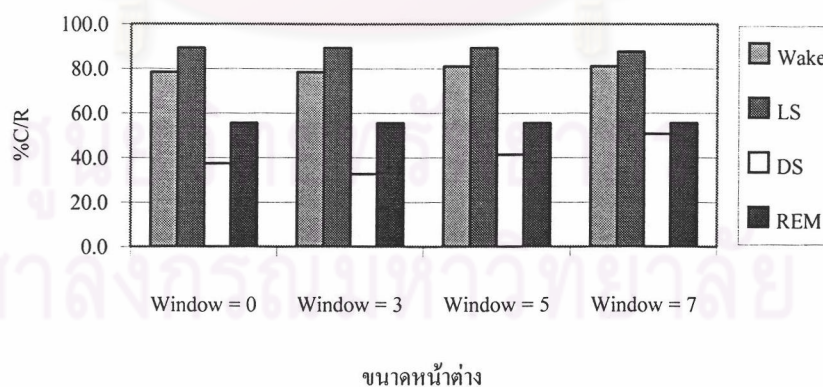
จากรูปที่ จ.1 – จ.4 ผลการจำแนกสถานะการหลับของข้อมูลชุด SCTEEG1 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 จุด ตามลำดับ พบว่าผลการจำแนกโดยไม่ทำการประมาณสเปกตรัมกำลังหรือหน้าต่างมีขนาดเท่ากับ 0 นั้นจะมีค่าความถูกต้องต่ำกว่าผลการจำแนกที่ใช้หน้าต่างขนาดต่าง ๆ กัน ในขณะที่ผลการจำแนกโดยใช้หน้าต่างขนาด 3, 5 และ 7 จุดมีค่าความถูกต้องใกล้เคียงกัน แต่โดยภาพรวมแล้วหน้าต่างที่มีขนาดเท่ากับ 3 จุดจะให้ผลการจำแนกที่สูงกว่าหน้าต่างขนาดอื่น ๆ เล็กน้อย แต่จากในรูปที่ จ.5 – จ.8 ซึ่งแสดงผลการจำแนกสถานะการหลับของข้อมูลชุด SCTEEG2 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ



พบว่าหน้าต่างขนาดเท่ากับ 7 จุดให้ผลการจำแนกสูงกว่าหน้าต่างขนาดอื่น ๆ อยู่เล็กน้อย จากผลการทดลองนี้ทำให้เกิดความยากลำบากในการเลือกขนาดของหน้าต่างเพื่อให้เป็นมาตรฐานในการจำแนกสถานะการหลับของข้อมูลชุดอื่น ๆ ต่อไป ในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้หน้าต่างขนาดเท่ากับ 5 จุด ซึ่งให้ผลการจำแนกอยู่ระหว่างผลการจำแนกที่เกิดจากหน้าต่างขนาด 3 จุดและ 7 จุดของข้อมูลทั้งสองชุดเพื่อใช้ในการประมาณสเปกตรัมกำลังของสัญญาณคลื่นลูกตาในการหาค่าสัมประสิทธิ์คอร์รีเลชันต่อไป

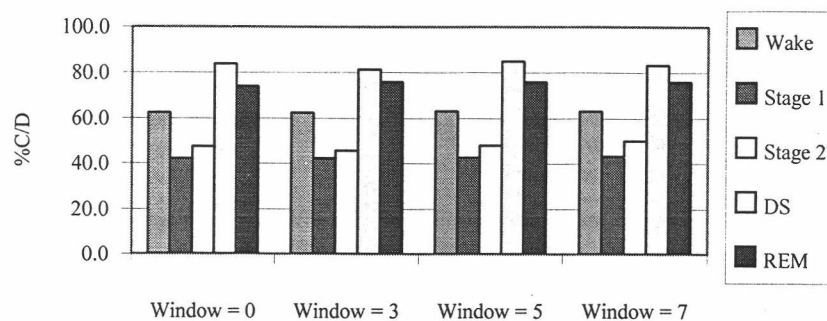


รูปที่ จ.5 ค่า %C/D ของการจำแนกสถานะการหลับออกเป็น 4 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG2 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ



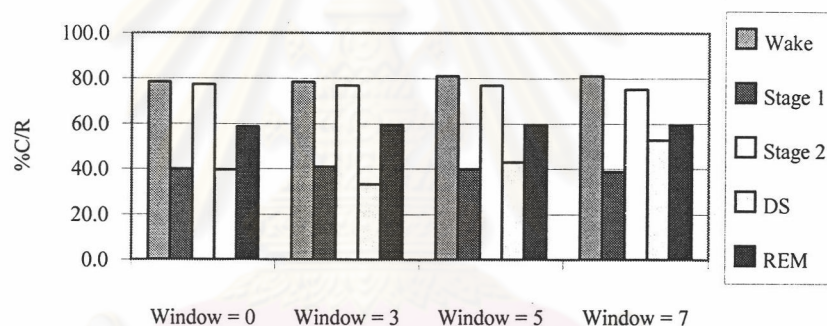
รูปที่ จ.6 ค่า %C/R ของการจำแนกสถานะการหลับออกเป็น 4 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG2 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ





ขนาดหน้าต่าง

รูปที่ จ.7 ค่า %C/D ของการจำแนกสภาวะการหลับออกเป็น 5 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG2 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ

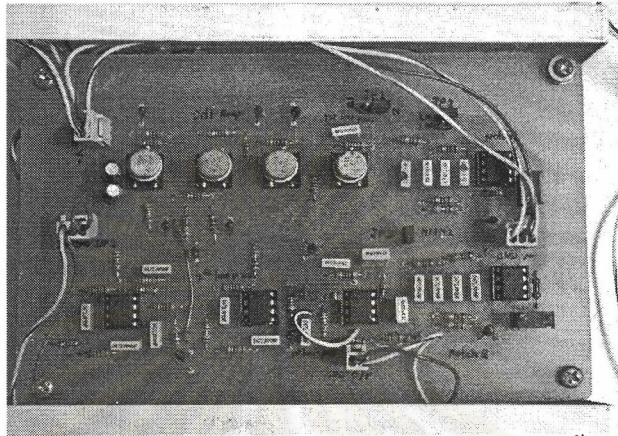


ขนาดหน้าต่าง

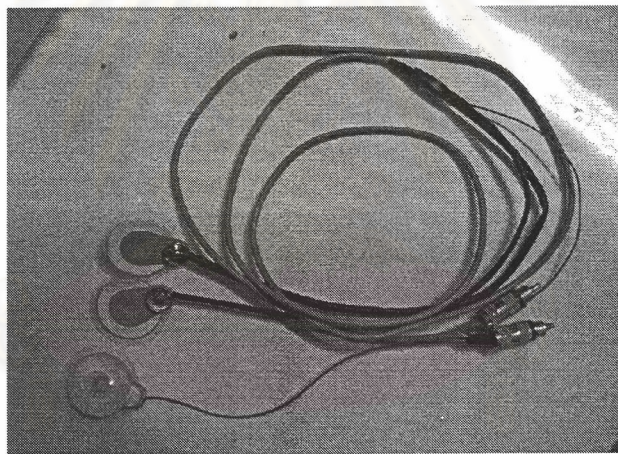
รูปที่ จ.8 ค่า %C/R ของการจำแนกสภาวะการหลับออกเป็น 5 กลุ่มของข้อมูลชุด SCTEEG2 ด้วยอัลกอริทึมที่ 2 โดยใช้หน้าต่างในการประมาณสเปกตรัมกำลังที่มีขนาดเท่ากับ 0, 3, 5 และ 7 ตามลำดับ

## ภาคผนวก ฉ

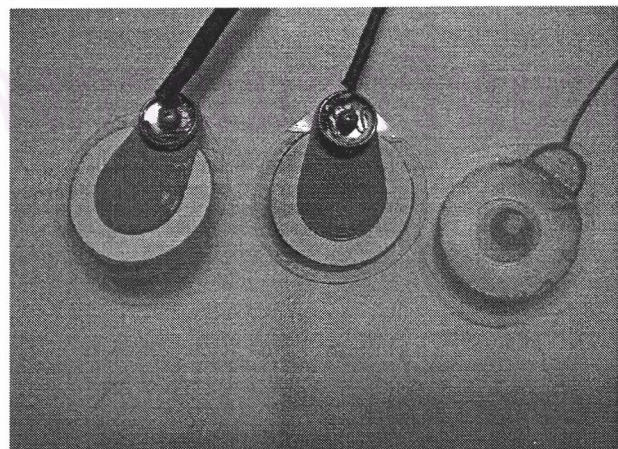
### ภาพอุปกรณ์ที่ได้ประดิษฐ์ขึ้น



รูปที่ ฉ.1 วงจรวัดสัญญาณคลื่นลูกตาที่ประดิษฐ์ขึ้น



รูปที่ ฉ.2 สายวัดสัญญาณคลื่นลูกตา

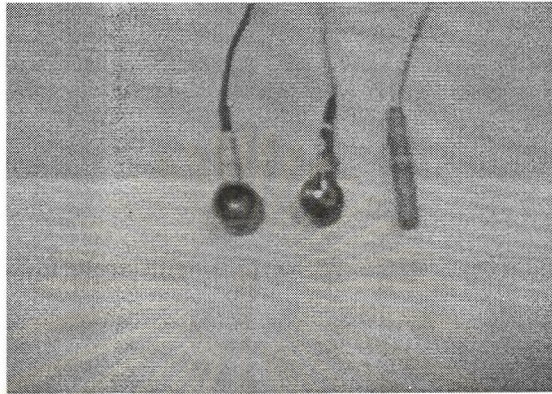


รูปที่ ฉ.3 การเชื่อมต่อระหว่างอิเล็กโทรดกับสายวัดสัญญาณ

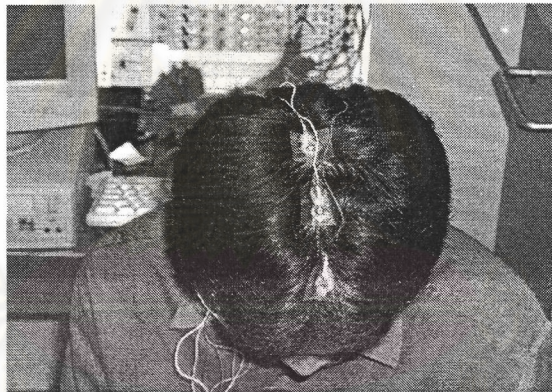


## ภาคผนวก ข

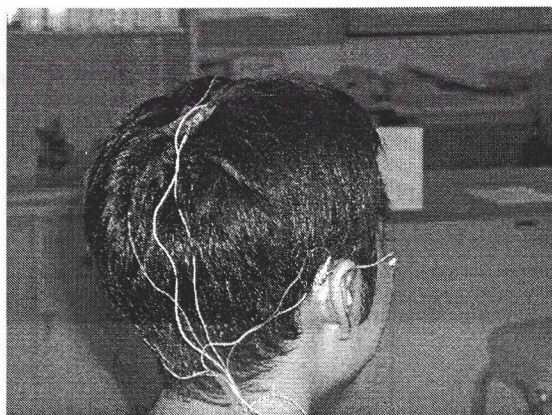
### ภาพการวัดสัญญาณโดยเครื่องมือแพทย์



รูปที่ ข.1 อิเล็กโทรดชนิด Au ที่ใช้ในการวัด โดยเครื่องมือแพทย์

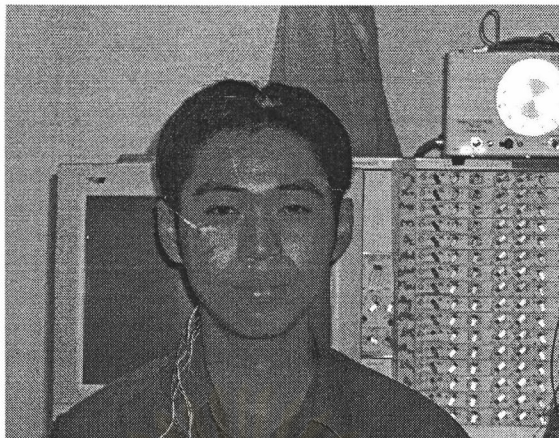


รูปที่ ข.2 ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดเพื่อวัดสัญญาณคลื่นสมอง



รูปที่ ข.3 ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดอ้างอิง

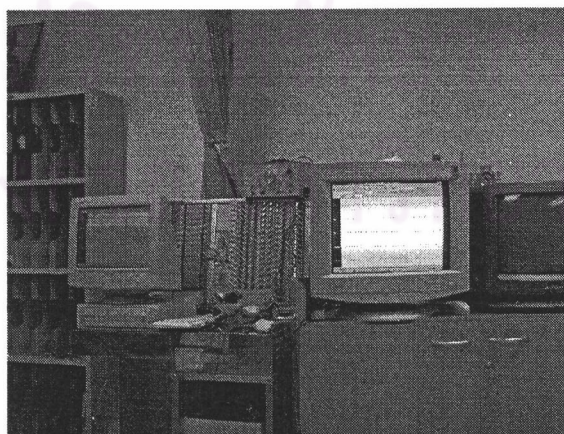




รูปที่ ช.4 ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดเพื่อวัดสัญญาณคลื่นลูกตา



รูปที่ ช.5 การวัดสัญญาณขณะหลับ



รูปที่ ช.6 ระบบวัดสัญญาณคลื่นสมองของแพทย์

## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นาย สุชิน ไตรรงค์จิตเหมาะ เกิดวันที่ 29 กันยายน พ.ศ. 2520 ที่จังหวัดศรีสะเกษ สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2540 และเข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท ภาควิชาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2542



ศูนย์วิทยทรัพยากร  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย