

論文2001-38SC-4-4

# EMG 신호의 패턴 분류를 위한 간단한 SOM 방식

## (Simple SOM Method for Pattern Classification of the EMG Signals)

林 重 圭\* · 嚴 基 煥\*\*

(Joong-kyu Lim and Ki-hwan Eom)

## 요 약

본 논문에서는 근육의 움직임에 의해 유발되는 전기적 신호인 근전도(EMG) 신호를 신경회로망을 통해 분류하여 인체의 움직임을 파악하는 방법을 제안한다. 신호분류를 위한 신경회로망으로 학습에 의해 스스로 출력뉴런을 구성하는 SOM을 사용하였으며, 기존의 방식과 다르게 전처리 과정 없이 신호자체를 SOM의 입력으로 사용하여 패턴을 분류하는 간단한 방식이다. 실험과 시뮬레이션을 통해 제안한 방식의 유용성을 확인하였다.

## Abstract

In this paper we propose a method of pattern classification of the hand movement using EMG signals through Self-organizing feature map. Self-organizing feature map is an artificial neural network which organizes its output neuron through learning and therefore it can classify input patterns. The raw EMG signals become direct input to the Self-organizing feature map. The simulation and experiment results showed the effectiveness of the classification of EMG signal using the Self-organizing feature map.

## I. 서 론

1924년 인간의 뇌파(EEG, Electroencephalogram)를 측정한 H. Berger의 실험을 기점으로 전기생리학의 대상은 심전도(ECG, Electrocardiogram), 근전도(EMG, Electromyogram), 안구전도(EOG, Electrooculogram) 등으로 그 범위가 확대되어 왔다. 이중 EMG 신호는 근육의 활동 시에 발생하는 전기적 신호로서, 척수에서 신경임펄스가 발생되어 운동뉴런을 자극하고, 이에 따라 운동단위(motor unit)내의 근섬유가 활성화되면

서 발생하는 전위차이다.<sup>[1]</sup>

이들 생체신호는 인체의 상태를 나타내는 지표로서 대부분 진단의학에 사용되었으며, 최근 들어 인간의 의사를 외부로 전달하는 인터페이스 장치의 신호원으로 연구되고 있다. 생체신호를 이용한 인터페이스에서 인간의 행동을 외부로 전달하는 가장 자연스러운 방식은 신체의 근육에 잔존하는 근전도를 해석하여 제어하는 방식이다.<sup>[2]</sup> 인간과 외부간의 인터페이스를 위한 근전도 신호처리에 관한 연구는 시계열 분석 및 패턴인식을 이용한 기능분리, 자기상관함수와 상호 상관함수를 이용한 근전도 해석, 비례제어에 의한 근전도 신호처리 방식이 있으며, 최근 들어 신경회로망, 퍼지 등의 인공지능을 이용한 근전도 신호의 패턴분류에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다.<sup>[3]</sup> Gottlieb(1989), Brown과 Cooke(1990), Karst 와 Hansan(1991) 등은 EMG 신호의 지속시간, 진폭, 주파수 등의 특징을 추출하여 인체 움직임의 해석을 시도하였고,<sup>[6]~[8]</sup> Yasuharu와

\* 正會員, 湖西電算專門學校

(Hoseo Computer Technical College)

\*\* 正會員, 東國大學校 電子工學科

(Dongguk University)

接受日字:2000年9月20日, 수정완료일:2001年5月4日

Mitsuo는 EMG 신호에서 근력 강도를 계산하여, 팔 움직임 궤적의 추정을 위한 연구를 하였다.<sup>[9]</sup> 이러한 연구들은 특정한 전처리 과정(pre-processing)을 통해 EMG 신호의 지속시간, 진폭, 주파수를 추출하거나 근력 강도를 계산하는 단계가 필요하므로 시스템의 계산량 증가와 시간적 지연이 발생할 수 있다.

본 논문에서는 EMG 신호의 패턴 분류에서 직접 SOM을 이용하는 방식을 제안한다. 제안하는 방식에서 EMG 신호의 전처리과정을 통한 특징추출 없이 신호자체를 신경회로망(SOM)의 입력으로 사용하여 패턴을 분류한다. SOM은 비지도 학습(Unsupervised learning)으로 목적 패턴 없이 자기 조직을 지도함으로써 입력패턴을 인식하는 신경회로망의 일종이다.<sup>[10, 14]</sup>

제안한 방식의 유용성을 확인하기 위하여 인체 손의 다양한 움직임으로 '수화'의 일종인 '지화'라는 규정된 동작을 SOM을 사용하여 시뮬레이션 및 실험을 통하여 분류한다.

II. EMG신호 및 측정

EMG 신호는 근육의 수축 및 이완 시에 발생하는 전기적 신호로서 10~2,000Hz의 주파수와 10 $\mu$ V~15mV의 전압특성을 갖는다. 일반적인 신호의 분석에는 10~500Hz 대의 신호가 사용된다. 이 신호를 처리 가능한 데이터로 만들고 분석하기 위해서는 신호 증폭과 외부 노이즈 제거를 위한 필터의 사용이 필요하다.<sup>[1]</sup> EMG 신호 측정부는 그림 1과 같이 구성한다.

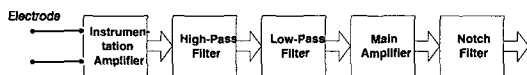


그림 1. EMG 신호 측정 시스템  
Fig. 1. The signal measuring system.

그림 1에서 Instrumentation Amp는 10, 100, 200, 400까지 단계적으로 이득을 조정할 수 있도록 한다. 고역통과 및 저역통과 필터를 이용해 5~1,200Hz의 대역 통과 필터를 구성한다. 샘플링 주파수는 500Hz로 한다. Main Amplifier는 가변저항을 사용하여 연속적으로 이득을 조정할 수 있으며, Instrumentation Amp와 함께 시스템 전체의 이득을 80~640,000 까지 조정할 수 있다. Notch Filter는 60Hz의 전원 잡음을 제거하기 위하여 설계한다.<sup>[1]</sup>

III. Self-organizing feature map(SOM)

1984년 Kohonen이 제안한 SOM은 비지도 학습 알고리즘으로 단일 뉴런층으로 구성된 신경회로망이다.<sup>[10, 14]</sup> 경쟁 뉴런은 1차원, 2차원 혹은 그 이상의 차원에 물리적으로 정돈되어 있고, 각 뉴런은 특정 반경의 이웃뉴런을 가지게 된다. 그림 2에 이차원상에 9 $\times$ 9로 구성된 뉴런층에서 중심 뉴런과 이웃반경과의 관계를 보인다.<sup>[13]</sup>

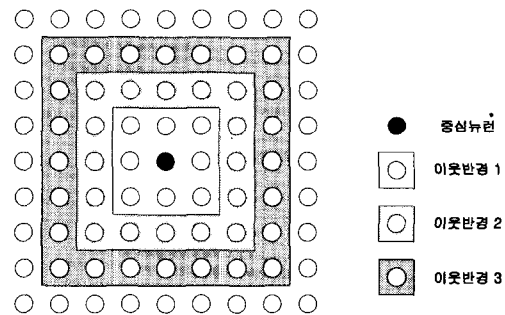


그림 2. 2차원 배열된 뉴런의 feature map  
Fig. 2. The neuron's feature map arrayed 2 dimensions.

일반적인 경쟁학습에서 뉴런들은 승자뉴런을 결정하고, 승자뉴런의 연결강도를 강화하는 winner-takes-all 방식을 취하는 반면, SOM은 승자 뉴런의 연결강도 뿐 아니라 이웃뉴런의 연결강도까지 갱신한다. 학습이 진행되는 동안 승자뉴런과 이웃하는 뉴런들은 비슷한 연결강도를 가지게 되고 결과적으로 유사한 입력 벡터에 반응하게 된다. 이와 같은 SOM의 알고리즘은 다음과 같다.<sup>[14]</sup>

**Step 1.**  $t = 0$ , N개의 입력에서 M개의 출력 노드로의 연결강도  $\mathbf{W}_{ij}(t)$ 가 실수의 작은 random value를 갖도록 초기화. 초기 이웃반경 설정

**Step 2.** 입력 벡터  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]$ 를 해당 입력 노드로 연결

**Step 3.** 입력 벡터  $\mathbf{X}(t)$ 와 각 출력 노드 j에 대한 weight 벡터  $\mathbf{W}_{ij}(t)$ 간의 거리  $d_j$ 계산

$$d_j = \sum_{i=1}^N (x_i(t) - \mathbf{W}_{ij}(t))^2 \quad j = 1, M$$

**Step 4.** 최소 거리를 갖는 출력 노드  $j^*$  선택

$$d_j^* = \min(d_1, d_2, \dots, d_M)$$

**Step 5.**  $j^*$ 로의 weights와, 이웃 노드의 weight를 다음의 식에 의해 업데이트

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta(t)(x_i(t) - W_{ij}(t))$$

$$\forall j \in NE_j(t) \quad i = 1, N$$

$NE_j(t)$  : 이웃뉴런  
 $\eta(t)$  ( $0 \leq \eta(t) \leq 1$ ) : 학습률

**Step 6.**  $t = t + 1$ , step 2)로 되돌아 감. 출력이 수렴상태로 갈 때까지 학습반복.

**IV. 제안한 EMG 신호 분류방식**

인체의 움직임 추정을 위한 기존의 EMG 신호처리는 전처리과정을 통해 동작과 관련된 근육의 EMG 신호로부터 주파수, power spectrum 또는 근력 강도 등의 특징을 추출 한 후, 이를 입력으로 사용한다.<sup>[3]-[9]</sup> 제안하는 방식은 규정된 손의 동작에 대한 EMG 신호를 SOM을 사용하여 전처리과정 없이 분류한다.

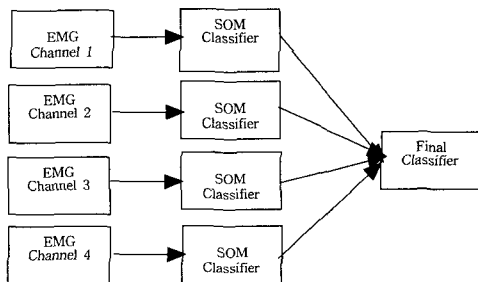


그림 3. 제안한 EMG 신호분류 방식  
 Fig. 3. The proposal EMG signal classified type.

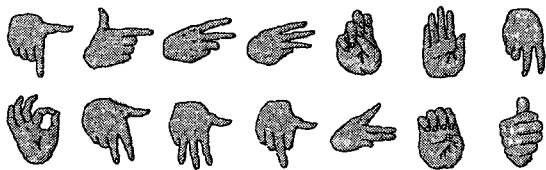


그림 4. 자음을 나타내는 지화  
 Fig. 4. The finger conversation displayed a consonant.

실험대상으로 설정한 손동작은 수화의 일종으로 한글의 자음, 모음을 표현하는 '지화'이다. 실험은 자음에 한하여 실행하며, 고정된 4개 채널의 위치에서 각 동작

에 대한 EMG 신호를 측정하였다. 그림 3, 4는 제안한 분류방식의 블록선도와 자음에 대한 14가지 '지화'의 동작을 나타낸다. 그림 3의 Final Classifier는 SOM 자체 final classifier로서, 10×10의 출력 중에 하나가 나오면 그중 나오는 출력을 분류한다.

초기 SOM의 학습을 위한 training set으로 각 동작에 대한 4개 채널의 EMG 신호를 네 개의 SOM의 입력으로 사용하였다. 각 SOM은 100개의(10×10) 임의로 생성된 출력 뉴런으로 구성되며 이웃반경은 1로 설정하였다. 모든 동작에서 채널 1의 신호는 'SOM 1', 채널 2의 신호는 'SOM 2', 채널 3의 신호는 'SOM 3', 채널 4의 신호는 'SOM 4'의 입력으로 사용된다. 그림 5에 학습과정과 '기'에 대한 SOM의 출력 뉴런과 이웃 반경의 모습을 보인다.

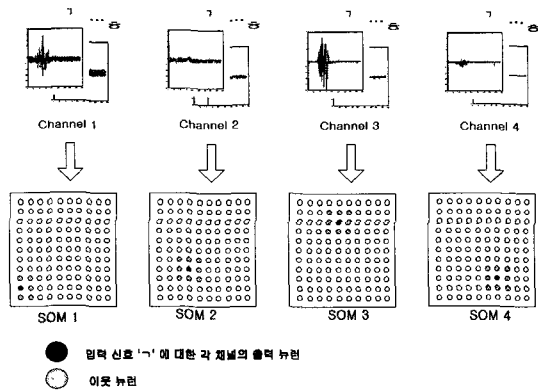


그림 5. SOM의 학습과 출력 및 이웃 뉴런  
 Fig. 5. The SOM's learning, output and neighbor neuron.

**V. 실험 및 검토**

제안한 알고리즘의 EMG 신호 분류를 확인하기 위하여 IBM 호환 Pentium PC상에서 MATLAB을 사용한다. SOM의 출력뉴런 구성을 위하여 학습에 사용될 EMG 신호의 training set을 측정한다. 측정된 EMG 신호는 2초간 측정된 것으로, 실제 동작은 약 0.7초 동안 발생한다. 이 신호에서 동작과 관련되지 않은 불필요한 부분을 제거하여 입력신호로 사용하기 위해 최대 피크치를 중심으로 700 Sampling point 길이를 갖도록 한다.

그림 6에서 측정된 전체 EMG 신호와 주변 데이터를 제거한 이후의 신호를 나타낸다.

초기 Feature map 구성을 위하여 SOM의 학습과정에 10×10의 2차원 뉴런을 각 채널에 대하여 구성한다.

구성된 SOM은 이웃 반경 1, 학습율( $\eta$ ) 0.1을 갖도록 하고, 학습은 10,000회를 시행하도록 하였다.

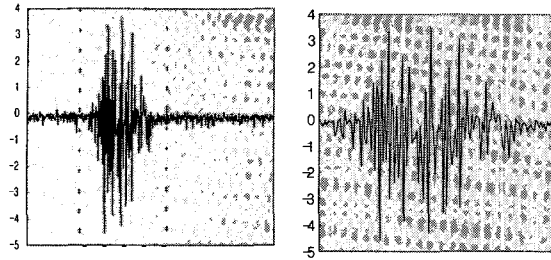


그림 6. 측정된 EMG 신호 및 주변데이터 제거 후 신호파형

Fig. 6. The measuring EMG signal and the signal wave after removing circumferrence data.

표 1. 학습 후 SOM의 출력 뉴런

Table. 1. In case of channel 1 and SOM 1, after learning 10,000 times, composited outpur neuron.

	채널 1	채널 2	채널 3	채널 4
ㄱ	81	64	25	77
ㄴ	11	7	16	66
ㄷ	20	33	60	97
ㄹ	7	15	91	81
ㅁ	66	10	23	42
ㅂ	62	91	21	59
ㅅ	80	49	87	86
ㅇ	47	51	3	100
ㅈ	42	37	1	68
ㅊ	61	68	37	1
ㅋ	96	75	51	47
ㅌ	93	95	10	18
ㅍ	64	100	44	74
ㅎ	35	1	5	45

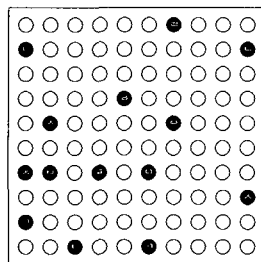


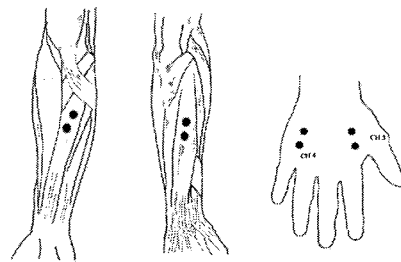
그림 7. 채널1, SOM1의 경우에서 10,000회의 학습 후 구성된 출력뉴런

Fig. 7. In case of channel 1 and SOM 1, after learning 10,000 times, composited outpur neuuron.

학습에 의한 SOM 1, SOM 2, SOM 3, SOM 4의 각 동작에 관한 출력 뉴런은 표 6과 같고, 그림 7에 채널 1에 대한 출력 뉴런의 모습을 나타내었다.

학습을 통해 구성된 SOM을 사용하여 동작에 대한 신호 패턴 분류를 한다. 각 동작에 대하여 20회 반복 측정된 EMG 신호를 채널별 SOM의 입력으로 사용하여 이웃반경 1을 갖는 출력 뉴런과 비교, 동작의 분류를 확인한다.

SOM의 training set 및 입력신호를 측정하기 위한 전극의 위치는 그림 8과 같으며, 표 2에 20회 측정된 각 동작에 대한 EMG 신호의 분류 결과를 나타낸다.



Channel 1 Channel 2 Channel 3 - 4

그림 8. 전극의 위치

Fig. 8. The location of electric pole.

표 2. 실험 결과

Table 2. The testing result.

	측정회수	분 류	인식성공율
ㄱ	20	18	90 %
ㄴ	20	17	85 %
ㄷ	20	19	95 %
ㄹ	20	19	95 %
ㅁ	20	16	80 %
ㅂ	20	18	90 %
ㅅ	20	17	85 %
ㅇ	20	18	90 %
ㅈ	20	17	85 %
ㅊ	20	16	80 %
ㅋ	20	15	75 %
ㅌ	20	17	85 %
ㅍ	20	17	85 %
ㅎ	20	18	90 %

표 1에 의한 실험 결과 인식 성공률이 86% 이상으로 다양한 손의 움직임에 대한 EMG 신호를 학습에 의해 분류할 수 있음을 알 수 있다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 진단의학과 보철제어 응용 등을 위한 EMG 신호의 분석에 있어서 전처리과정을 통하여 지속시간, 진폭, 주파수, 근력 강도 등의 특징을 추출한 후 신호처리의 입력으로 사용하는 기존의 방식과는 달리 EMG 신호 자체를 입력으로 사용하는 방식을 제안하였다.

제안한 방식은 학습을 통해 출력뉴런과 이웃뉴런의 연결 강도를 조정하여 feature map을 구성함으로써, 유사한 입력에 대하여 반응하도록 하는 SOM 알고리즘을 사용하였으며, 고정된 위치의 4개 채널로부터 측정된 데이터를 통해 학습시킨 후, 다양한 동작에 대한 EMG 신호의 분류여부를 검토하였다. 실험을 통한 검토 결과 제안한 방식은 다양한 손의 움직임에 대한 EMG 신호를 학습에 의해 분류할 수 있음을 확인할 수 있었다.

## 참 고 문 헌

- [1] 김경성 “의용공학(Medical Engineering)” 청구문 화사, 1993
- [2] 이규진, 안상면, 권영철, 이명호 “인공팔의 제어를 위한 근전도 신호의 패턴분류” 의공학 회지, vol. 4, no. 1, 1983
- [3] George N. Saridis et al “EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm” *IEEE Trans on BME* vol. 29, no. 6, pp. 403~412, 1982.
- [4] Lee. S. H, Saridis G., N. “The control of a prosthetic arm by EMG pattern recognition” *IEEE Trans on Automatic Control*, vol. 29, no. 4, pp. 290~302. 1984.
- [5] Tony Khoshaba, Kambiz Badie et al “EMG pattern classification based on Backpropagation neural network for prosthesis control” *IEEE Engineering in MBS*. vol. 12, no. 3, 1990.
- [6] Gottlieb GL, Coreos DM. Agarwal GC. “Organizing principles for single-joint movements” A speed-insensitive strategy. *J Neurophysiol* 62: 342~357. 1989
- [7] Brown S, Cooke J. “Movement related phasic muscle activation & Changes with temporal profile of movement.” *J Neurophysiol* 63: 455~464. 1990
- [8] Karst G M, Hasan Z “Timing and magnitude of electromyographic activity for two-joint arm movements in different directions” *J Neurophysiol* 66: 1594~1604. 1991
- [9] Yasuharu Koike, Mitsuo Kawato “Estimation of dynamic joint torque and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model” *Biological Cybernetics*, Springer-Verlag. 1995
- [10] Haganm Demuth Beale, “Neural Network Design”, PWS Publishing Company, 1995.
- [11] Yong-Zai Lu, “Industrial Intelligent Control” *Fundamentals and Applications*, JOHN WILEY & SONS, 1996.
- [12] B. D. Ripley, “Pattern Recognition and Neural Networks”, CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS, 1996.
- [13] N. K. Bose, P. Liang “Neural Network Fundamentals With Graphs, Algorithms, and Applications”, McGraw-Hill, 1996.
- [14] T. Kohonen, “The self-organizing map” *Proc. IEEE*, vol. 78, pp. 1464~1480, 1990

저 자 소 개



林 重 圭(正會員)

1984년 동국대학교 전자공학과 학사. 1999년 동국대학교 전자공학과 석사. 2001년 동국대학교 전자공학과 박사과정. 1983년~1985년 삼성 전자 컴퓨터연구실 연구원. 1986년~1992년 (주)백택 개발실. 1993년~1997년 한보정보통신(주) 개발실. 1997년 서일대학 전자공학과 겸임교수. 1998년~현재 호서전산전문학교 정보처리과 교수



嚴 基 煥(正會員)

1986 동국대학교 전자공학과 공학 박사. 1978 유한대학 전기과 교수. 1994~현재 동국대학교 전자공학과 정교수. 1996~현재 (주)삼손전자 기술자문위원. 유니테이터 커뮤니케이션(주) 기술자문위원. 1990 현재 중소기업청 전문위원. 1998~대한주택공사 심의위원