

## 보철용 로봇 제어를 위한 지능 시스템

김주웅, \*공휘식, \*\*정성부, 이정훈, 박진성, 엄기환  
동국대학교 전자공학과, \*관동대학교 정보통신과, \*\*서일대학 전자과  
전화 : 02-2260-3332 / 핸드폰 : 011-9714-4105

### The Intelligent system to control prosthetic robot

Joo-Woong Kim, \*Whue-Sik Kong, \*\*Seong-Boo Chung,  
Jung-Hoon Lee, Jin-Sung Park, Ki-Whan Eom  
Dept. of Electronics, Dongguk Univ.  
\*Dept. of Information & Communication, Kwandong Univ.  
\*\*Dept. of Electronics, Seoil College  
E-mail : flybear@dongguk.edu

#### Abstract

We proposed the intelligent system to control prosthetic robot. The proposed intelligent system was used competitive network, SOFM and LVQ, and consisted of pre-processing part and associative part. A pre-processing part was processed EMG signal and associative part was outputted signal to control prosthetic robot.

To verify the effectiveness, we adapted to 2 link manipulator for korean consonant.

본 논문에서는 보철용 로봇을 제어하기 위한 지능 시스템을 제안한다. 제안한 지능 시스템은 신경회로망을 이용한 것으로, 경쟁 네트워크인 SOFM과 LVQ를 이용하여 구성한다. 제안한 지능 시스템은 전처리 부분과 연상부분으로 구성되며, 전처리 부분은 근전도 신호를 처리하기 위한 부분이며, 연상 부분은 전처리된 근전도 신호를 이용하여 보철용 로봇을 제어하기 위한 제어신호를 출력한다[3][4][5].

제안한 방식의 유용성을 확인하기 위해 2 링크매니퐁레이터에 적용하여 한글의 자음을 표현한다.

#### II. 근전도 신호

#### I. 서론

재활공학은 의용생체공학의 한 분야로서 사고나 질병으로 인한 신체 기능을 회복할 수 있도록 하는 의료 활동 및 학문연구를 공학적으로 접근한 것이다. 특히 인간의 사지 기능을 담당하는 인공장치인 보철기구에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다[1].

보철제어를 위한 근전도 신호처리에 관한 연구는 시계열 분석을 이용한 기능분리, 패턴 인식을 이용한 기능분리, 자기상관함수와 상호상관함수를 이용한 근전도 해석 및 비례제어에 의한 근전도 신호처리 방식이 있다. 최근에는 근전도 신호처리를 위해 인공지능 기법을 이용하고 있다. Francis 등의 연구자는 보철제어를 위한 근전도 신호의 패턴 분류를 위해 퍼지 시스템을 이용하였으며, Lars Eriksson은 가상 보철 제어를 위하여 신경회로망을 이용하였다[1][2].

생체 신호는 임의 신호 또는 확률과정 신호이다. 이러한 생체 신호에는 근전도 신호(EMG), 심전도 신호(ECG), 위전도 신호(EGG), 뇌파 신호(EEG), 안전도 신호(EOG), 망막 전위도 혹은 망전도 신호(ERG) 등의 많은 신호가 있다. 여기서 근전도 신호는 근육의 수축·이완 작용에 관련된 신호로, 근육의 수축·이완시에 일어나는 근신경 섬유에 의한 전기적인 신호로 표현한 것이다. 근육이 수축·이완되기 위해서는 뇌에서 척수(spinal cord)로 명령이 전달되고, 척수에 있는 운동 피질에서 신경 임펄스 열이 발생되어 각 운동 단위에 연결된 신경에 연속적으로 전달된다. 그리고 신경 임펄스 열이 운동 단위에 가해질 때 각 근육 섬유의 표면에서 일어나는 탈분극과 재분극에 의하여 운동 단위 열이라는 운동 활동 전위의 열이 발생되고, 이 전위들이 합쳐져서 근전도 신호를 이룬다[1].

그림 2-1은 근전도 신호를 측정하기 위한 시스템이다.

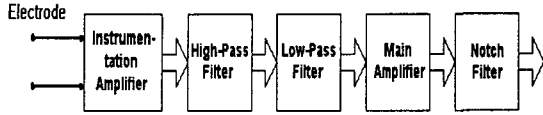


그림 2-1. 근전도 신호 측정 시스템  
Fig. 2-1. EMG signal measuring system.

### III. SOFM & LVQ

#### 3-1. SOFM

SOFM은 경쟁 학습을 근간으로 하는 비지도 학습 알고리즘이며 단일 뉴런층으로 구성된 신경회로망이다. SOFM 알고리즘의 학습은 크게 다섯 단계로 나눌 수 있으며 그 순서는 다음과 같다.

① Initialization

$t = 0$ 에서  $N$ 개의 입력에 대해  $M$ 개의 출력 노드와의 연결강도 벡터  $W_{ij}(t)$  가 실수의 작은 랜덤한 값을 갖도록 초기화 하고, 이웃 뉴런과의 초기 반경을 설정한다.

② Sampling

입력 벡터  $X(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]$  를 해당 입력 노드로 연결한다.

③ Similarity Matching

입력 벡터  $X(t)$  와 각 출력 노드  $j$  에 대한 연결 강도 벡터의 거리  $d_j$  를 계산한다.

$$W_{ij}(t) \text{ 간 } d_j = \sum_{i=1}^n (x_i(t) - W_{ij}(t))^2$$

그리고 최소 거리를 갖는 출력 노드  $j^*$  선택한다.

$$d_{j^*} = \min(d_1, d_2, \dots, d_m)$$

④ Updating

$j^*$  로의 연결강도와 이웃 노드의 연결강도를 학습한다.

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

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

$NE_j(t)$  : 이웃 뉴런

$\eta(t)$  : 학습율 ( $0 \leq \eta(t) \leq 1$ )

⑤ Continuation

$t = t + 1$  에서 다시 Sampling 단계부터 시작해서 출력이 수렴상태로 갈 때까지 학습을 반복한다[3].

복한다[3].

#### 3-2. LVQ

LVQ 네트워크는 경쟁 네트워크에 기초를 두고 만들어졌으며, 비지도 학습의 경쟁층과 지도 학습의 선형층을 조합한 하이브리드 네트워크이다. LVQ의 구조는 그림 3-1과 같다.

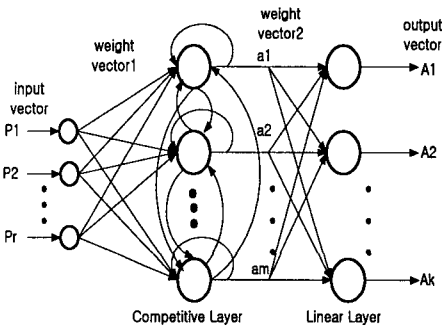


그림 3-1. LVQ 네트워크 구조  
Figure 3-1. A structure of LVQ network.

LVQ 네트워크에서 경쟁층의 입력 벡터는 경쟁 네트워크의 입력 벡터와는 다르다. 경쟁 네트워크의 입력 벡터는 입력 패턴과 원형 패턴의 내적을 계산한 결과를 입력 벡터로 사용하지만, LVQ 네트워크에서 경쟁층은 입력 패턴과 원형 패턴의 거리를 직접 계산하여 그 결과를 입력 벡터로 사용한다. 따라서 경쟁 네트워크만을 구성하여 사용하면 내적 계산을 위하여 벡터의 일반화과정이 필요하지만, LVQ에서는 이러한 과정이 필요 없이 직접 계산할 수 있는 장점이 있다[3].

### IV. 제안한 지능 시스템

본 논문에서는 사용자의 여러 가지 손동작에 따라 그에 대응되는 로봇 팔의 움직임을 일정 기간동안 학습을 통해 손동작에 적응하고, 학습이 이루어진 후에는 각각의 손동작에 맞는 로봇 팔의 움직임을 자동으로 동작하게 하는 지능 시스템을 제안한다. 전체적인 시스템에 대한 블록 선도는 그림 4-1과 같다.

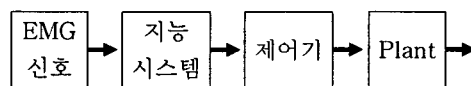


그림 4-1. 전체적인 제어 시스템의 블록선도  
Figure 4-1. A block diagram of

제안한 지능 시스템은 전처리 부분과 연상 부분으로 구성된다. 전처리부는 손동작에 의해 발생된 근전도 신호를 측정된 후, 측정된 근전도 신호를 인식하기 위한 것으로 SOM에 의해 근전도 신호를 전처리 한다.

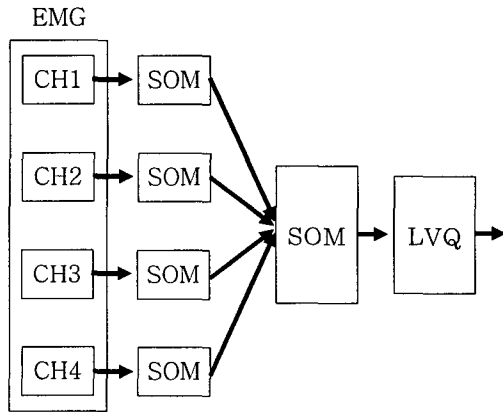


그림 4-2. 제안한 지능 시스템  
Figure 4-2. Proposed intelligent system.

연상부는 전처리된 근전도 신호를 플랜트인 보철용 로봇 팔을 각각의 손동작에 맞는 움직임 만들기 위해 제어기에 적절한 입력을 주기 위해 구성된다. 연상부는 LVQ에 의해 학습된다. 그림 4-2는 제안한 지능 시스템에 대한 블록선도를 보여주고 있다.

전단에 병렬로 구성된 4개의 SOM 분류기는 근전도 신호를 측정하는 4개의 표면 전극 채널에서 나오는 근전도 신호를 1차적으로 분류하는 기능이 있다. 4개의 SOM 분류기는 각 채널에서 측정된 근전도 신호에 대해 각 SOM 분류기 마다의 feature map을 구성한다. 1차 SOM 분류기에서 형성된 feature map은 최종 분류기에서 다시 분류가 된다.

연상부에서는 SOM에 의해 전처리된 신호를 원하는 목표 신호로 만들어 주기 위해 LVQ를 이용한다. LVQ에서는 전처리부에서 SOM 분류기에 의해 분류된 신호를 군집화하고, 군집화된 데이터를 이용하여 목표 출력을 만들어 낸다.

### V. 실험

제안한 지능 시스템의 유용성을 실험을 통해 확인한다. 실험에 대한 전체적인 블록선도가 그림 5-1에 나타나 있다.

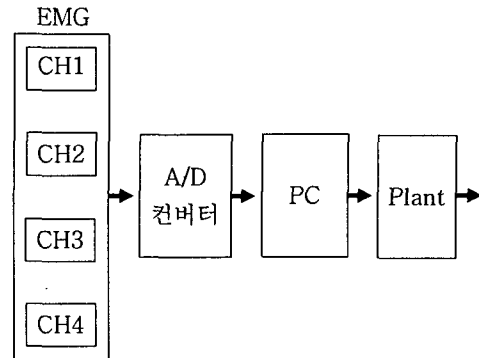


그림 5-1. 실험 장치의 전체 구성도  
Figure 5-1. A block diagram of the experiment set.

제안한 지능 시스템에서, 전처리 부분은 4개의 SOM이 병렬로 연결되어 4개의 채널에서 측정된 신호를 처리하는 부분과 4개의 SOM 출력에 대한 데이터를 분류하는 SOM 분류기로 나누어진다. 4개의 SOM 분류기는 초기 연결강도를 랜덤하게 하고, 학습율은 0.9로 하였다. 그리고 학습은 10,000번 수행하였다.

최종 SOM 분류기에서는 4개의 SOM 분류기에서 분류된 데이터를 합하여 하나의 feature map을 구성한다. 구성된 feature map은 10×10 형태이며 그림 5-2와 같다.

|   |   |   |   |   |   |   |   |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ㄱ |   |   |   | ㅎ |   |   |   |
|   | ㅋ | ㅅ |   |   | ㄴ |   |   |
|   |   |   |   |   |   | ㄷ |   |
|   | ㅈ |   |   |   |   | ㄹ |   |
|   |   |   | ㅊ |   |   |   |   |
|   |   | ㅍ |   |   |   |   | ㅌ |
|   |   |   |   |   |   |   | ㅇ |
|   | ㅂ |   | ㅃ |   |   |   |   |

그림 5-2. 최종 SOM 분류기의 feature map  
Figure 5-2. Feature map of the final SOM classifier

최종 SOM 분류기 역시 초기 연결강도는 랜덤한 값을 주었고, 학습율은 0.9이다. 또한 학습은 10,000번 수행하였다.

전처리된 신호에 대해 연상부에서는 LVQ를 이용하여 군집화를 하고, 군집화된 class에 대한 목표 신호를 출력한다. 여기서 목표 신호는 각 지화에 대응하는 한글 자음을 2 링크 매니플레이터가 쓸 수 있게 하는 신호를 뜻한다. LVQ에서 초기 연결강도는 랜덤하게 하

였고, 학습율은 0.3, 학습은 10,000번을 수행하였다. LVQ에 의한 군집화는 그림 5-3에 나타나 있다.

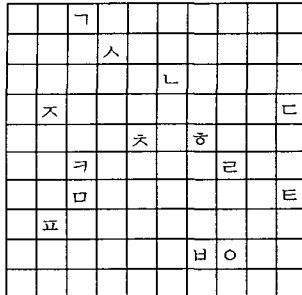


그림 5-3. LVQ에 의한 map  
Figure 5-3. Map of LVQ

각 지화에 대해 35번씩의 실험을 수행하였다. 수행한 결과는 표 5-1과 같다.

표 5-1. 최종 결과  
Table 5-1. Final result

| 지화 | 측정횟수 | 필기횟수 | 성공율 |
|----|------|------|-----|
| ㄱ  | 35   | 31   | 86% |
| ㅋ  | 35   | 29   | 83% |
| ㆁ  | 35   | 30   | 86% |
| ㄴ  | 35   | 28   | 80% |
| ㄷ  | 35   | 27   | 77% |
| ㅌ  | 35   | 33   | 94% |
| ㄹ  | 35   | 30   | 86% |
| ㅍ  | 35   | 27   | 77% |
| ㅂ  | 35   | 31   | 86% |
| ㅅ  | 35   | 32   | 91% |
| ㅈ  | 35   | 29   | 83% |
| ㅊ  | 35   | 30   | 86% |
| ㅍ  | 35   | 27   | 77% |
| ㅂ  | 35   | 31   | 86% |

## VI. 결 론

본 논문에서는 팔의 보철 제어를 위하여 근전도 신호에 적용하여 로봇 팔이 동작하는 지능 시스템을 제안하였다. 제안하는 지능 시스템은 근전도 신호 처리를 위한 전처리 부분과 근전도 신호에 적용하여 사용자가 원하는 출력을 자동으로 만들어 내는 연상 부분으로 구성하였으며, 전처리 부분에는 1차로 4개의 SOFM 분류기를 이용하여 신호를 처리하였고, 분류된

신호를 최종 SOFM 분류기를 통해 처리하였다. 연상 부분에서는 전처리된 신호를 LVQ를 통해 보철용 로봇을 제어하기 위한 제어 신호를 만들게 된다.

제안한 지능 시스템의 유용성을 확인하기 위하여 로봇 팔에 적용하여 사용자가 원하는 로봇 팔의 동작을 학습한 후 같은 상황에 주어진 여러가지 동작들 중에서 사용자가 원하는 동작을 자동으로 발생시키는지를 지화에 대하여 실험을 통하여 검토하였다. 검토 결과 제안한 지능 시스템은 학습한 대로 손의 근전도 신호에 적용하여 로봇 팔이 자동으로 동작함을 확인하였다.

## 참고문헌

- [1] 박상희, "생체신호처리 및 응용", 에드텍, 1999
- [2] Francis H. Y. Chan, Yong-Sheng Yang, F. K. Lam, Yuan-Ting Zhang, Philip A. Paker, "Fuzzy EMG Classification for Prosthesis Control," IEEE Trans. Bioed. Eng, Vol. 8, No. 3, 2000.
- [3] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, "Neural network design", PWS Publishing, 1996
- [4] Xu Young, Yan Guangqun, Chen Hexin, Dai Yisong. "A new competitive learning algorithm for vector quantization based on the neuron winning probability", IEEE Int'l Conf. on Intelligent Processing Systems, Beijing, China, pp.86-93, October 28-31, 1997
- [5] B. D. Ripley, "Pattern recognition and neural networks", Cambridge University Press, 1996