

보철제어를 위한 EMG 패턴의 신경회로망 분류

○ 손 재현*, 임 중광**, 이 광석*, 홍 성우*, 남 문현*

* 건국대학교 전기공학과 ** 국방과학연구소

Neural Network Classification of EMG Pattern for a Prosthetic Arm Control

Jae-Hyun Son*, Jong-Kwang Lim**, Kwang-Suk Lee*, Sung-Woo Hong*, Moon-Hyon Nam*

* Dept. of Electrical Eng., Kon-Kok Univ.

** Agency for Defense Development

Abstract

In this paper, we classified electromyographic(EMG) signal for prothesis control using neural network. For this study fast Fourier transform(FFT) with ensemble averaged spectrum is applied to two-channel EMG signal for biceps and triceps. We used the three layer network. And a cumulative back-propagation algorithm is used for classification of six arm functions, flexion and extension of elbow and pronation and supination of the forearm and abduction and adduction of wrist.

I. 서론

인간이 근육을 움직일때 발생하는 전기적 신호인 근전 신호 (electromyogram, EMG)는 인간의 의사에 의해 신경자극에 따른 발화로 발생된다. 이 EMG 신호를 사지가 절단되거나 마비된 환자를 위한 보철장치 제어에 응용하기 위해서는 팔운동의 각 기능에 따른 EMG 신호인식과 팔운동의 동특성을 정량적으로 해석하여 제어신호로 사용해야 한다.[1]

보철제어(Prosthetic control)를 위한 EMG 신호 패턴인식에 관한 연구로는 Graupe 연구진의 ARMA모형을 적용한 시계열 분석법[3], Saridis의 확률모델에 의한 분석법[4], Doerschuk 연구진의 자기상관함수와 상호상관 함수를 이용한 분류법[5]등이 있다. 기능분리에 대한 연구는 상호보완적으로 발전해 왔으나, 이들과 관련된 문제점은, 근전신호가 잡음이 많고, 시간에 따라 변하며, 패턴의 종류가 많아 패턴이 유사할 경우 오인식의 확률이 증가 하며, 인공팔 사용자는 고안된 수축동작을 하기 위해서 반복훈련이 필요하며[6], 패턴인식 기술은 계산적 부담이 크다는 것이다.

한편, 최근 방대한 자료를 병렬처리 할 수 있고, 학습능력을 갖춘 신경회로망[7][8]을 이용하여 이러한 문제점들을 해결하려는 시도가 연구중이다. 특히, Scott 연구진이 Hopfield 회로망을 이용하여 AR 모델의 매개변수를 결정하고 3층 신경회로망에 역전파 학습 알고리즘을 적용하여 기능분류를 하였다[9]. 또한, Scott는 FFT(fast Fourier transform) 변환시킨 근전신호를 3층 및 단층신경회로망의 입력 데이터로 사용하여 역전파 알고리즘을 적용하여 학습시켰으며 4가지 팔 운동기능을 분류하였다.[6]

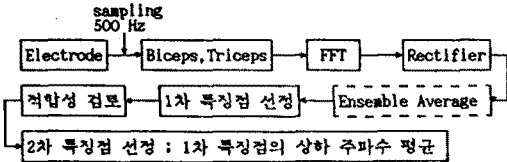
본 논문에서는 기존의 단일채널에서 근전신호를 추출하는 방법을 지양하여, EMG특징점 도출이 보다 용이하고 패턴 특성의 부가적인 정보를 내포할 수 있도록 두개의 채널을 사용하여 얻은 이두근(Biceps)과 삼두근(Triceps)의 근전신호를 FFT 변환시키고 앙상블 평균 스펙트럼 (Ensemble-averaged spectrum)을 주파수에 따라 비교하여 특징점을 선정하였고, 180개의 스펙트럼 데이터를 입력처리기 16개, 중간처리기 10개, 출력처리기 6개를 갖는 3층 신경회로망으로 학습시켰으며, 180개의 다른 스펙트럼 데이터로 시험되었다. 학습알고리즘으로 역전파 알고리즘의 변형인 누가 (Cumulative) 역전파 알고리즘을 사용하여, 6가지 팔운동 기능을 분류하였다.

II. 근전신호 특징선정

신경회로망의 입력데이터는 근전신호 특성을 충분히 반영하도록 선정해야 하는데, 신경회로망의 효율성은 입력을 요구하는 결정공간(여기서는 팔운동 기능)을 얼마나 효과적으로 분류할 수 있는가에 직결되므로 운동기능에 따른 동특성을 포함하고 있는 적절한 점점인자를 선정하여 신경회로망의 입력으로 사용하는 것이 중요하다.

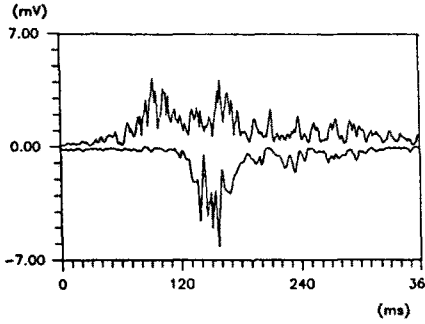
시간영역에서의 근전신호 해석은 진폭, 확률분포, 평균과 분산등 주로 통계적인 방법으로 처리되지만, 패턴신호 형태의 근전신호의 특징은 주파수 분석을 통해 보다 용이하게 추출할 수 있다.

본 논문에서는 주파수 해석법으로 근전신호의 특징점을 그림 1에 따라서 선정하였다. 3인의 피검자에 대해 6가지 팔 운동 기능당 20회씩 반복하여 이두근과 삼두근의 근전신호를 측정하고, 여기서 각 기능당 30개의 데이터를 32 포인트 FFT 변환시킨 다음, 절댓값을 취하여 앙상블 평균을 구하였다. 주파수에 따른 기능별 동근 및 길항근의 스펙트럼 크기를 비교하여 6~10 db 이상 크기차이가 날때 기능분리가 가능하다고 판단하여 그 주파수에서의 스펙트럼 크기를 1차 특징점으로 선정하였다. 특징점 선정과정은 그림 1,2와 같다

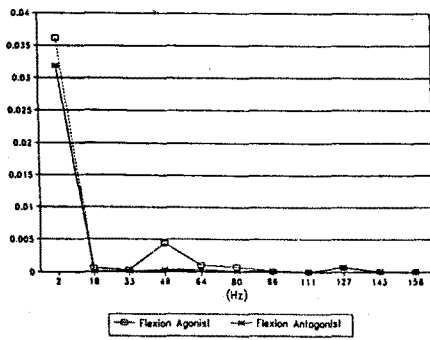


□: 근전신호 특징점 선정시에만 적용
 신경회로망 학습시에는 제외

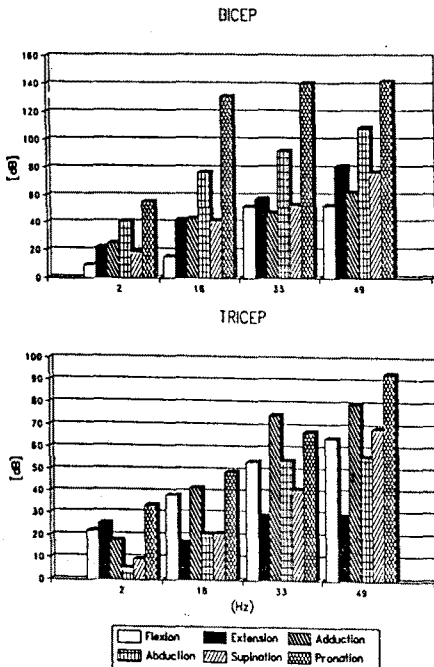
그림 1. 근전신호 특징점 선정과정



(a) 근전신호 (굴곡운동)



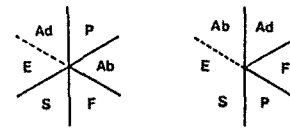
(b) 근전신호의 주파수 스펙트럼(굴곡운동)



(c) 양상을 평균스펙트럼 (500Hz 중 최고 49Hz 까지)

그림 2. 전형적인 근전신호

1차 특징점 선정은 주파수에 따른 양상을 평균 스펙트럼을 비교하여 선정하였는데, 예를들면 그림 2(c)에서 주파수 2Hz의 이두근 근전신호의 스펙트럼을 검토하면 굴곡운동 (Flexion:F), 외내운동(Pronation,P), 외외운동(Supination,S), 외전운동(Abduction,Ab)은 분류가능 하지만 신전운동 (Extention,E)과 내전운동(Adduction,Ad)은 분류가 불가능하다. 그런데 동일 주파수의 삼두근 근전신호의 스펙트럼을 검토하면 E/Ad가 구분 가능 함을 알 수 있다. 또한 삼두근 근전신호 스펙트럼에서 E/F, Ad/F 는 분류가 어려우나, 이두근 근전신호 스펙트럼에서는 분류가 가능하다. 결과적으로 이두근과 삼두근의 근전신호의 2 Hz 스펙트럼에서는 각 운동기능 모두가 분류가 가능하므로 특징점으로 선정한다. 그림 3 은 팔운동에 대한 기능별 근전신호의 특징공간 분류 및 특징점 선정예를 나타낸다.



(a) 2Hz 스펙트럼 특징점 선정예 (b) 18Hz 스펙트럼 특징점 제외예

범예: — Biceps 구분
 - - - Triceps구분

그림 3. 특징공간 분류 및 특징점 선정

이와같은 방법으로 전 주파수 범위를 검토한 결과, 선정된 특징점은 표1과 같다.

표1. 근전신호의 특징점

주파수	이두근	삼두근	특징점 선정	주파수	이두근	삼두근	특징점 선정
2 Hz	M/E ○	E/F M/F	○	138 Hz	M/E M/S E/S ○	○ X M/F E/P M/E Ab/S E/S	X(E/S)
18 Hz	M/E M/S E/S ○	F M/E	X(E/S)	174 Hz	M/E M/S E/S ○	○ ○ Ab/S F/S	○*
33 Hz	M/F/S ○	Ab/F	○	189 Hz	M/E M/S E/S ○	○ ○ M/F M/S	○*
49 Hz	○	F/S	○	205 Hz	M/E M/S E/S ○	○ ○ M/F Ab/S	○*
64 Hz	E/S ○	F/S	○	221 Hz	M/E M/S E/S ○	○ ○ ○	○
80 Hz	M/E M/S E/S ○	○	X(E/S)	236 Hz	E/S ○	○ Ab/E	○
96 Hz	M/E ○	○	○				
111 Hz	E/S ○	Ab/Ad Ab/F M/F M/S Ab/S	○*				
127 Hz	E/F E/S ○	○ Ab/Ad Ab/F Ad/F	○				
143 Hz	M/E M/S E/S ○	○ ○ M/F M/P F/S Ab/S	○*				

○: 특징점 선정
 ○*: 기능분류 가능하나 결합된 기능이 많으므로 특징점 제외
 X(a/b): a 와 b 기능 분류 불가능으로 특징점 제외

실제 신경회로망을 학습시킬 때에는 그림1의 양상을 평균과정을 거치지 않고, FFT 변환한 근전신호를 1차 특징점에 해당하는 데이터만 절대값을 위하여 사용한다. 따라서 선정된 1차 특징점에서의 스펙트럼을 비교하여 기능분류가 가능한지 여부를 확인하여야 한다. 측정된 다른 데이터와 비교 검토한 결과 1차 특징점에서의 스펙트럼 크기는 피검자의 운동특성, 습관, 수속도에 따라 변동이 심하여 1차 특징점에서 스펙트럼 크기를 신경회로망의 입력으로 사용시

기능분류 성능저하의 요인이 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 근전신호의 가변성을 줄이기 위하여 1차 특징점의 상하 주파수 스펙트럼의 평균값을 신경회로망의 입력으로 사용하고 근전신호의 2차 특징점으로 선정하였다.

II. 신경회로망 구성

3-1. 신경회로망의 구성

본 논문에서 사용한 신경회로망은 입력층(input layer) 중간층(hidden layer), 출력층(output layer)의 3층으로 구성되고, 각 층은 처리기(processing element)의 모임으로 회로망내 인접층사이의 모든 처리기들과 상호연결 되어 있으나, 같은 층내 처리기 사이에는 연결되어 있지 않다. 입력처리기는 16개이고 출력처리기는 6개이다. 중간층의 처리기수를 결정하는 방법은 개발되어 있지 않으나 특정규칙 [10]에 따르면 중간층의 처리기 수는 오구되는 특징공간의 분류수와 같지만 출력처리기 수보다 작아서는 안되며, 출력처리기 수의 두배보다 적은 수로 한다. 중간층의 처리기수를 6, 8, 10개 까지 조사하였다.

입력층의 처리기는 입력을 변경없이 그대로 받아 출력하는 선형 전달함수를 사용하였으며, 중간층과 출력층의 처리기는 시그모이드 전달함수를 갖는다. 그림 4는 사용된 신경회로망의 구조를 나타낸다.

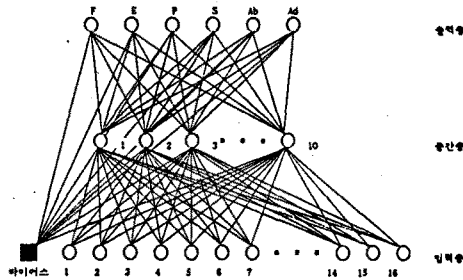


그림 4. 근전신호 분류용 신경회로망 구조

신경회로망의 입력처리기는 팔 운동기능을 분류할 수 있도록 선정된 특징데이터를 입력 받아서 근전신호의 패턴을 분류하고, 출력 처리기는 분류된 패턴에 따라 6가지 팔 운동기능중 적절한 기능을 선정 출력한다.

3-2. 학습알고리즘

신경회로망의 학습은 기존의 역전파 학습법을 사용하였으며, 가중치 조정법으로 델타규칙의 변형인 누가 델타규칙을 사용하였다. [11]

누가 역전파 알고리즘은 기존의 역전파 알고리즘 [7][8][11]의 가중치 조정방식을 수정하여 국부오차(local error)에 따질 학습을 줄이면서 수렴속도를 개선시킬 수 있다. [11] 누가 역전파 알고리즘의 특징은 혼란시일 입력을 그룹으로 순서적으로 또는 랜덤하게 입력시키고, 각각에 대한 가중치 변화량을 계산하여 누적시키고 그룹내 모든 입력 데이터가 입력될때 누적된 가중치 조정량을 전상태 가중치에 합하여 가중치를 조정한다. 따라서 특히, 랜덤한 특성을

갖는 데이터나 변화가 심한 데이터일 경우 학습시 가중치 변화가 심하여 발전하는 원인이 되는데, 이 가중치 변화를 유연(smooth)하게 해준다. 그리하여 단일입력에 관련된 국부오차 대신 전역오차(global error)를 최소화 시켜준다.

누가 역전파 알고리즘의 가중치 조정은 식(1)에 따라 수행된다.

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \eta \delta_j X_{ij} \text{ ----- (1)}$$

여기서 $W_{ij}(n+1)$ 은 현재 가중치, $W_{ij}(n)$ 은 전상태 가중치, δ_j 은 전상태 누적이가중치 조정량이다. 누적이가중치 조정량은 식(2)에 의해 결정된다.

$$\delta_j(n+1) = \delta_j(n) + \eta \epsilon_j X_{ij} \text{ ----- (2)}$$

여기서 $\delta_j(n)$ 은 전상태의 누적이가중치 조정량, η 는 학습율, ϵ_j 는 1번째 처리기의 국부오차이고, X_{ij} 는 1번째 처리기의 j번째 입력이다. 그룹내 입력데이터가 모두 입력될때 식(2)에 따라 결정된 가중치 조정량에 따라 식(1)에 의해 가중치가 조정된다. 일단 가중치가 조정된 다음 $\delta_j(n+1)=0$ 로 리셋된다.

IV. 근전신호 분류실험 및 결과 고찰

4-1. 실험장치 구성과 실험방법

EMG 신호를 검출하고, 신속한 기능분류를 위한 본 실험의 전체 시스템의 블록 선도는 다음과 같다.

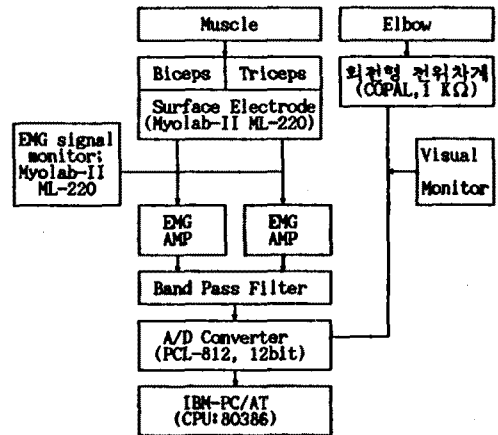


그림 5. 전체 시스템의 블록선도.

본 실험에서는 전지증폭기가 내장되어 있는 포먼전구 (Motion Control Inc, Model ML-220)을 사용하였으며, 이 두 근과 삼두근에 각각 부착하였다.

한 쌍의 포먼전구를 사용하여 얻은 근전신호는 차동증폭기 (Tektronix Model AM 502)에 연결한 후 60dB/decade 물 갖는 5HZ 고역 Butterworth 여파기와 250 Hz Butterworth 여파기를 통과시켜 불필요한 신호를 제거하였다. 여파기를 통과한 근전신호는 A/D변환기(Advantech Co, Model PCL-812, 12bit)를 거쳐 IBM-PC/AT 컴퓨터(CPU: 80386, Coprocessor: 80387)에 입력시켰으며, 이때 샘플링 주파수는 500Hz로 하였다.

실험은 신경학적으로 정상적인 성인을 대상으로 실시하였으며, 3인의 피검자로부터 6가지 운동에 대하여 각각 20회씩 반복실험을 하였다. 팔의 상박은 곧바로 앉은 자세에서 척추와 일직선이 되도록하고, 팔운동의 간섭을 최소화하기 위해 상완관절을 고정시킨 상태에서 측정하였으며, 가장 큰 근전신호를 검출하기 위해서 한쌍의 포면전극을 이두박근과 삼두박근에 부착하고 피검자가 운동을 하였을 때, Maylab-II EMG Signal Monitor 가 가장 큰 신호음을 내거나 계기바늘이 가장 큰 값을 지시하는 위치에 부착하였다. 인간의 팔운동은 6가지 기본동작으로 구분되어 있는데 본 논문에서는 6가지 기능 분류 실험을 수행하였고 그 운동은 팔꿈치에서의 굴곡운동, 신전운동, 손목에서의 외내운동, 외외운동, 전완에서의 외전운동, 내전운동등이다.

4-2. 기능분류 실험

3인의 피검자로부터 측정된 근전신호는 32 포인트 FFT 변환되어 각 기능당 30개의 이상분 평균스펙트럼에서 1차 특징점을 선정하고, 선정된 1차 특징주파수의 상하 스펙트럼의 평균치를 2차특징점으로 선정하여, 각각 신경회로망을 학습시켰다.

학습시 근전신호 분류에 적당한 신경회로망의 중간처리기의 수를 결정하기 위하여 6, 8, 10 개의 중간처리기 수를 각각 적용하여 학습성능을 조사 하였다.

학습 데이터는 180개(각 기능당 30개)의 1, 2 차 특징점 데이터로 각각 150,000 회 반복 학습을 시켰는데, 누가 역전파 회로망에서는 입력을 순차적으로 또는 랜덤하게 넣어줄 수 있어서, 읽는 방법에 따라 신경회로망의 학습의 성공여부가 결정된다. 따라서 본 연구에서는 2가지 방법으로 학습시켰다. 첫번째, 학습입력이 랜덤하게 35개의 순차적으로 입력될 때, 1번씩 가중치를 조정하고 두번째, 랜덤하게 35개의 입력시킴 때 마다 가중치를 조정하였다.

신경회로망의 학습시 학습률 η 는 학습횟수에 따라 변경시켰는데 10,000회 까지는 $\eta=0.8$, 50,000회 까지는 0.5, 70,000은 0.25, 100,000는 0.025, 150,000회 까지는 0.001의 값으로 학습시켰다. 모든 입력은 신경회로망의 입력치리기에 인가되기 전에 0.15 - 0.85로, 출력치리기도 0.15 - 0.85로 정규화(normalize)시켰다. 시험시에는 출력레벨을 0.1 - 0.9로 정상화(rescaling)되어 출력된다. 정규화와 정상화는 NeuralWorks Professional II의 내장기능 [11]으로 자동 수행된다

학습완료후 근전신호 분류시험시, 가중치는 변경시키지 않고 시험입력을 입력시킨 다음 출력치리기의 출력레벨을 조사함으로써 팔운동 기능을 판정하였다. 분류시험은 학습 방법에 따른 분류결과를 조사하였고, 학습에 사용한 데이터(각 기능당 30개)와 사용하지 않은 데이터(각 기능당 30개)를 시험하여 성능을 비교 검토하였다.

4-3. 기능분류 결과

근전신호 분류에 적당한 중간처리기의 수를 결정하기 위한 실험에서는 10개일때가 학습이 가장 빠른것으로 나타났다. 그림 6 은 중간처리기의 수에 따른 학습횟수와 실효

오차(root mean square)를 비교해서 나타낸것이다.

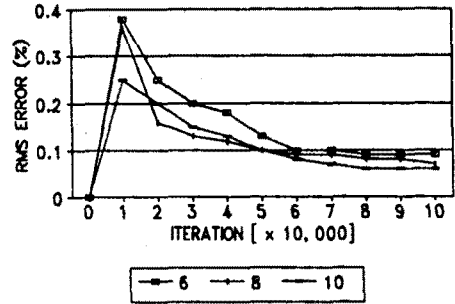


그림 6. 중간처리기수에 따른 학습속도

신경회로망의 입력으로 사용하기위한 특징점 선정방법에 따른 학습성능 실험에서는 1차 특징점 선정법에 의한 입력으로 신경회로망을 60만번 반복학습 시켰지만 실효오차가 43 %정도로 학습에 실패하였고, 실효오차 변화가 심하게 굴곡을 나타냈다. 또한, 학습데이터로 분류실험을 시행한 결과도 50% 미만의 분류율을 나타냈다.

반면, 1차 특징점 주파수의 상하 평균을 취하여 선정된 2차 특징점을 입력으로한 신경회로망의 경우, 학습입력을 순차적으로 35개의 입력시켜 가중치를 변경시키면서 학습시킨 신경회로망은 50,000회 학습반복후에 실효오차가 14~14.5% 가 되었고 100,000회 학습후에 7.3~7.6 %로 수렴하였다.

그리고 랜덤하게 35개의 입력시킴 때 마다 가중치를 변경시키면서 학습시킨 신경회로망은 50,000회 반복학습후에 실효오차가 9~10 % 가 되었고 100,000회 학습후에 6.2~6.5 로 수렴하였다. 그림 7은 2차 특징점을 입력으로 학습한 신경회로망의 학습과정을 보여주고 있다.

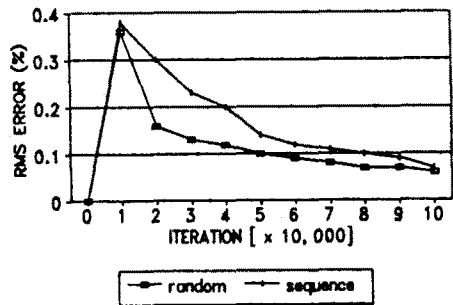


그림 7. 순차입력과 랜덤입력에 따른 학습성능

학습후 분류시험은 랜덤하게 입력시키면서 학습한 신경회로망에 대해, 학습에 사용된 데이터를 시험입력으로 분류 시험한 결과 거의 모든 운동기능을 정확히 분류한 것으로 나타났다. 표 2 는 분류결과를 보여주고 있다. 또한 학습에 사용하지 않은 데이터를 시험입력으로 분류시험한 결과는 Ad 와 Ab 의 오분류율이 증가하였고 다른기능의 분류율은 비교적 정확하였다. 표 3 은 분류 결과를 나타낸다.

표 2. 랜덤입력시 학습에 사용된 데이터의 분류시험

표 3. 랜덤입력시 학습에 사용되지 않은 데이터의 분류시험

시 환자의 혼련부담을 줄일 수 있음을 알 수 있다.

기능	F	E	P	S	Ad	Ab	미분류	분류율
F	30							100(%)
E		29	1					97(%)
P			29		1			97(%)
S				30				100(%)
Ad					29	1		97(%)
Ab						27	1	90(%)

입력을 순차적으로 입력시켜 학습한 신경회로망에 대한 분류시험은 학습데이터 입력의 경우 비교적 정확한 분류율을 나타냈으나 학습에 사용하지 않은 데이터는 Ab Ad가 랜덤입력과 마찬가지로 오분류율이 타기능보다 높았다. 표 4, 5는 분류결과를 나타낸다.

표 4. 순차입력시 학습에 사용된 데이터의 분류시험

표 5. 순차입력시 학습에 사용되지 않은 데이터의 분류시험

표 4

표 5

기능	F	E	P	S	Ad	Ab	미분류	분류율	
F	30							100(%)	
E		27			2	1		90(%)	
P			27		3			90(%)	
S				29		1		97(%)	
Ad					2	26		87(%)	
Ab						1	27	2	90(%)

V. 결론

3인의 피검자로 부터 측정한 근전신호를 FFT 변환시키고, 각 기능당 30개씩 양상을 평균을 위한 스펙트럼 데이터를 비교하여 1차 특징점을 선정하고, 1차 특징주파수 상하 평균을 위한 2차 특징점을 누가역전파 알고리즘으로 학습시킨 신경회로망에 대해 각 운동기능의 분류시험 결과는 다음과 같다.

- (1) 양 채널에서 얻은 근전신호를 주파수 해석법에 의해 특징점으로 선정한 것은 원신호의 부가적인 특징을 충분히 반영한 것이며, 근전신호 분류에 타당한 것으로 나타났다.
- (2) 근전신호 분류를 위한 신경회로망의 중간처리기 수는 10개 일때 학습속도가 가장 빠른 것으로 나타났다.
- (3) 양상별 스펙트럼 데이터의 크기비교에서 선정한 1차 특징점은 피검자의 운동특성, 습관, 수축정도에 따른 근전신호의 가변성을 감소시키는데 충분하지 않았고, 신경회로망의 입력으로 사용하여 학습시키는데도 실패하였다. 이를 해결하기 위하여 1차 특징주파수 상하 1개씩 스펙트럼의 평균을 위해 선정한 2차 특징점은 신호의 가변성을 감소시켰으며, 신경회로망의 입력으로 사용하는데 타당함을 입증하였다.
- (4) 학습시 입력 데이터가 랜덤하게 35개씩 입력될때, 한번씩 가중치를 변경하는 방법이, 순차적으로 하나씩 입력시키면서 모든 데이터가 입력될때 마다 가중치를 변경하는 방법보다 학습효과가 개선되었다.
- (5) 랜덤입력으로 학습한 신경회로망의 경우 학습에 사용하지 않은 데이터를 분류시험한 결과가 84.5% 이상의 결과를 나타냈고, 순차입력으로 학습한 경우 학습에 사용하지 않은 데이터로 분류시험한 결과가 80% 이상의 결과를 나타낸것은, 본 연구에서 사용된 근전신호가 피검자의 혼련이 없이 얻어진 것이므로, 실제 인공팔 사용

참고 문헌

- [1] 손재현, 남운현외 2인, "팔 운동 근전신호의 식별과 동특성 해석에 관한 연구", '91 대한전기학회의 하계학술대의 논문집, pp 899-904, 1991.
- [2] 임종광, 김동수외 2인, "신경회로망을 이용한 회전기계의 결합진단", 국방과학연구소 전산연구회지, PP 59-84, 1992.
- [3] Graupe D. "Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes", IEEE on SMC Vol, 5 No2. pp. 252-259 March 1975
- [4] G. N. Sardis et al, "EMG pattern analysis and classification for arm", IEEE Trans, BME, Vol, 29. pp. 403-409, 1982.
- [5] P.C. Doerschuk et al, "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis", IEEE Trans, BME, Vol, 30. pp. 18-38, 1983.
- [6] R. N. Scott, M. F. Kelly, P. A. Parker, "Neural network classification of myoelectric signal for prosthesis control", Journal of Electromyography and Kinesiology Vol, 1, No4, pp. 229-236, 1992.
- [7] R. P. Lippman, "An introduction to computing with neural nets", IEEE ASSP Magazine, Vol, 3. No4, pp. 4-22, 1987.
- [8] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP Groupes: Parallel distributed processing, MIT Press, Vol, 1, 1986.
- [9] R. N. Scott, M. F. Kelly, P. A. Parker, "The application of neural networks to myoelectric signal analysis: A preliminary study" IEEE Trans, Vol, 37, No3, pp. 221-230, March 1990.
- [10] Wiltanen, W., "Signatures Analysis: A General Neural Network Application in process Monitoring", proceedings of Neural Network Applications for Manufacturing Product/Process Control, Novi, Michigan, April 16-19, 1991.
- [11] Kilmasauskas, c., Guiver, J, and Pelton, G., Neuralworks Professional II and neuralworks Explorer, Vol, 1, Neural Computing, Neural ware Inc., Pittsburgh PA, 1989.
- [12] Yoh-Han Pao, et al., "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks" Addison - Wesley Publishing Company, pp. 269-290, 1989.

본 논문의 일부는 한국과학재단의 지원으로 이루어 졌음