

TDCPN을 이용한 EMG 신호의 패턴 인식에 관한 연구

⁰정 인길, 권 장우, 장 영건, *민 흥기, 홍 승홍
 인하대학교 전자공학과, *인천대학교 정보통신공학과

A Study on EMG Pattern Recognition using
 Time Delayed Counter-Propagation Neural Network

⁰Inkil Jung, Jangwoo Kwon, Younggun Jang, *Hongki Min, Seunghong Hong

Dept. of Electronic Engineering, Inha Univ. Incheon, Korea.

*Dept. of, Infomation & Communication Engineering, Incheon Univ. Incheon, Korea

Abstract

We proposed a new model of neural network, called Time Delay Counter-Propagation Neural network (TDCPN). This model is combined properly by the merits of Time Delay Neural Network (TDNN) structure and those of Counter - Propagation Neural network (CPN) learning rule, so that increase recognition rate but decrease total learning time.

And we use this model to simulate classification of EMG signals, and compare the recognition rate and learning time with those of another neural network model.

As a result of simulation, the proposed model is proved to be very effective.

1. 서론

근전도신호는 근육의 수축시에 발생하는 전기적 신호로서 척수에서 신경임펄스가 발생되어 운동뉴런을 활성화시키고 이에 따라 운동단위(motor unit) 내의 근섬유가 활성화되면서 전위차(motor unit action potential)가 발생하는데 이 현상은 표피전극에 의한 공간적 합으로서 추출이 가능하다.[1] 힘이나 속도에 대한 추정척도로서 표면전극에 의한 EMG (electromyogram)의 측정은 근육내의 운동뉴런에 직접 침투시키는 바늘형태의 전극에 의한 것보다 좀 더 분명하고 신뢰성이 있다.[2]

EMG신호처리의 분야는 크게 진단의학이나 스포츠과학분야와 재활공학분야의 보철제어(prosthetic control)응용으로 나눌 수 있다. 보철제어를 위한 신호 처리에 대한 연구로서 아티팩트(artifact)를 줄이거나 신호대 잡음비를 높이는 방식에 관한 연구, 기능분리의 신뢰도 및 정도를 높이는 방식에 관한 연구와 실시간 처리에 관한 연구 등이 있다.

기능분리에 대한 연구로서는 Saridis[3]등은 영교차수와 분산을 이용하여 6개의 기본운동으로 구성된 27가지 운동에 대해 85-90%의 운동이 최대오분류확률추정이 10%미만으로 분리하였다. Willsky[4]등은 4개 채널로 다중모델가정 탐지법(multiple-model hypothesis detection method)을 적용하여 6개의 팔운동 을 분리해 냈고 신호의 공간적, 시간적 상관성을 처음으로 이용한 방식이었다. Triolo[5]등은 기능분리에 탁월한 병렬필터링 팔기능분류기와 신호대잡음비에서 우수한 다중채널근전처리기를 결합한 완벽하고 견고한 다중채널 시계열 근전처리기를 제안하였다.

한편 1980년대 후반에 새로운 기술이 도입되었는데 그것이 바

로 신경회로망이다. 신경회로망은 사실 1950년대에 처음으로 소개된 기술이었으나 초기에는 수많은 실제적인 문제에 봉착하여 유용하지 못한 것으로 판명되었다. 그러나 1980년대 이후 그 기술의 강점과 제한점이 더욱 깊이 연구되어지고 새로운 강한 학습 알고리즘이 개발되어짐에 따라, 다양하게 응용되어지기 시작한 것이다.

신경회로망이 비효율적인 패턴인식문제에 대하여 폭넓게 사용되어온 까닭은 첫째, 패턴인식에 필요한 많은 양의 데이터를 병렬처리할 수 있고 둘째, 패턴인식과 같은 수학적 알고리즘의 적용이 곤란한 문제를 학습에 의하여 쉽게 처리할 수 있다는 것 셋째, 패턴인식에 있어서 자주 발생하는 잡음이 있거나 애매한 데이터를 효과적으로 처리할 수 있다는 점등 때문이다.[6]

신경회로망은 크게 두가지로 분류될 수 있는데 오류의 역전파를 이용하여 指導학습을 하는 Multi-Layer Perceptron 이나, 승자독점학습을 이용하여 自律학습을 하는 Counter-Propagation Neural network[7] 등의 정적 신경망과, Recurrent Back-Propagation Neural network으로부터, 그리고 Time Delay Neural Network(TDNN)[8] 등의 동적 신경회로망이 그것이다.

CPN은 학습속도가 빠르나 인식률이 다른 신경회로망에 비해 떨어지는 단점이 있다. 한편 Recurrent Back-Propagation Neural network은 어떤 시점에서의 특성과 그 인접시점에서의 어떤 특성의 변이 과정이 현재의 입력으로 사용되어 동적 특성을 잘 반영할 수 있으나 실제 적용시 학습 시간이 길고 심지어 학습이 불가능할 수도 있는 경우가 생길 수 있는 단점이 있다. TDNN의 경우에는 시간지연효과를 도입하여 패턴의 시간적 상관성을 기억하고 재생함으로써, 일본어 음소 인식에서 높은 인식률을 보여 주었으나 근본적으로 오류역전파의 학습을 사용함으로써 이 학습 방법 자체가 국부 최소점(Local Minima)에 빠지기 쉽고 학습 시간과 Recall시간이 길다는 단점을 갖고 있다.

본 논문에서는 학습속도가 빠른 CPN과 인식률이 우수한 TDNN의 장점을 적절히 결합한 새로운 구조의 TDCPN이라는 모델을 제안하였다. 이 모델은 EMG신호에 적용될 경우 주어진 데이터에 대해 타 신경망에 비해 전체적인 학습 시간이 줄어들 수 있었고, 인식률도 비교적 높아질 수 있었다.

2. 기존의 신경회로망

2.1. 카운터프로파게이션 신경회로망 (CPN)

이 신경망은 Robert Hecht-Nielsen 이 1987년에 제안한 혼합형 신경회로망으로써,[7] 기존의 신경회로망이 지도학습, 혹은 비지도 학습 하나만을 고집하는 것에 반해 지도학습과 비지도학

습 두가지를 모두 할 수 있게끔 고안한 모델로 Kohonen의 경쟁 학습 구조와 Grossberg의 outstar 학습구조의 결합으로 이루어져 있다.

CPN은 학습알고리즘은 다른 어떤 구조보다도 훨씬 빠르게 학습하여 BPN과 비교할 경우 백배까지 줄일 수 있다[9] 이런 이유로 CPN은 BPN과 같이 일반적이지는 않지만 오랜 학습 시간이 걸려서는 안될 응용분야에 매우 유용하다는 특징이 있다. 그러나 CPN의 단점은 어떤 응용분야에 대해서 충분한 정확성이 보장이 없다는 것이다.

CPN의 전체구조를 그림 1에 나타낸다.

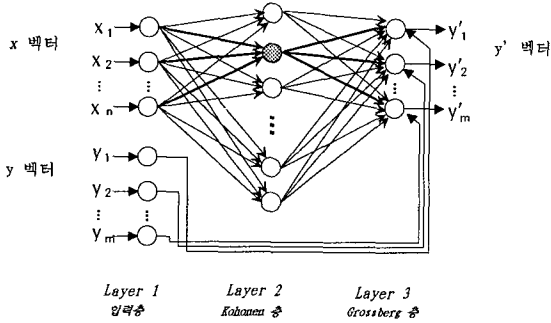


그림 1. CPN의 전체 구조

이 구조는 3층구조로 BPN과 엇비슷한 듯 하지만 사실은 전혀 틀리다. 첫번째층에 입력이 주어지면 BPN의 경우 두번째층에서 입력의 웨이트곱된 값을 계산하게 되고 세번째층에서 다시 이 두번째층의 전체값에 대한 웨이트곱된 값을 계산하게 된다. 반면 CPN은 두번째층에서 경쟁이 생겨 최대값을 갖는 뉴런을 결정하게 되고 이 뉴런만이 출력단으로 값을 보내게 된다. 이로써 학습시간이 절약되게 된다.

그림 2에 Kohonen층의 승자독점 학습을 나타낸다. 이는 입력과 상이한 뉴런의 연결강도는 저지되어지고 가장 유사한 뉴런의 연결강도 하나만이 용인되도록 학습하도록 되어있다.

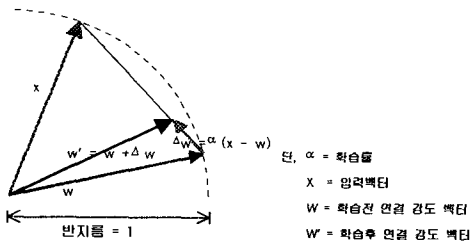


그림 2. 승자 독점 학습 규칙

Grossberg층의 Outstar 학습은 식 (1)과 같은 형태로서, 입력에 대해 원하는 출력 벡터 \$y\$를 출력하도록 연결강도 \$v\$를 학습하도록 되어있다.

$$\Delta v_i = \beta \cdot (y_i - v_i) \quad (1)$$

2.2. 시간지연 신경회로망 (TDNN)

시간지연 신경회로망은 1989년, 일본의 ATM연구소의 Waibel이 제안한 모델로 역전파 알고리즘에 시간지연요소를 첨가한 것이다.[8] 이 신경망은 시간지연효과를 도입하여 패턴의 시간적 상관성을 기억하고 재생함으로써, 일본어 음소 인식에서 높은

인식률을 보여 주었다.

이러한 시간지연신경회로망의 기본 구조를 그림 3에 나타낸다.

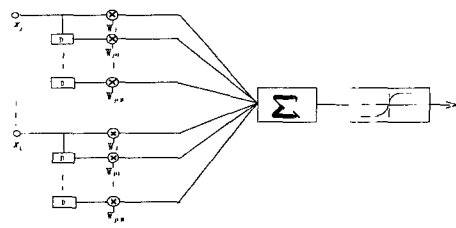


그림 3. TDNN의 기본 구조

신경망의 기본단위들은 입력에 연결강도가 곱해진 합을 구하여 이를 선형함수나 시그모이드 함수를 통과시킨후 그 출력을 다음단에 전달하게된다. 시간지연 신경망에서는 이러한 기본단위들에 시간지연요소를 도입하여 그림 3과 같이 변형하였다. 이렇게 시간지연요소를 도입하여 시간지연 신경회로망은 현재의 입력과 과거의 입력을 연관시켜 비교할 수 있게 하였다. 이때 사용하는 전달함수로는 시그모이드 함수를 사용하게 된다.

시간지연 신경회로망은 전체적으로는 다층인식자와 같은 세계의 층, 즉 두개의 은닉층과 출력층으로 구성되어 있다. 이 신경망의 전체구조를 그림 4에 나타낸다.

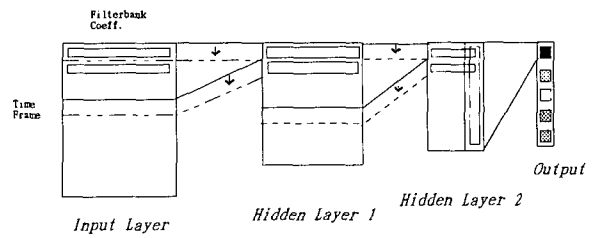


그림 4. 시간지연 신경회로망의 전체 구조

은닉층에서는 시간지연요소를 통한 입력으로 음성의 국부적인 특징들을 감지해내고 출력층에서는 전단의 은닉층의 시간적인 지연을 갖는 출력의 제곱을 더하여 출력률 하게 된다. 이렇게 해서 최종적으로 은닉층에서는 음성의 국부적 특징을 감지함으로써 패턴을 시간적으로 굴곡 (TIME WARPING)하게되고 출력층에서는 전단의 시간적으로 지연된 출력들을 합함으로써 입력패턴에 지연현상이 발생하여도 같은 출력을 낼 수 있는 특징이 생기게 된다.

3. 시간지연 카운터프로파게이션 신경회로망 (TDCPN)

CPN은 특성상 다른 어떤 학습보다 훨씬 빠르게 학습한다는 장점으로 오랜 학습이 걸려서는 안될 응용분야에 적합하다고 알려져 왔다. 그러나 이 신경망은 충분한 인식률을 보장하지 못하다는 점이 문제시되었다.

한편 TDNN의 경우에는 일본어 음소 인식에 있어 98%의 우수한 인식률을 나타내어 실제 음성인식에서 다양하게 사용되어 왔다. 그러나 기본적으로 학습시간이 긴 오류역전파 학습알고리즘을 사용함으로써 많은 학습시간이 필요하였고, BPN에서보다 파라미터의 증가로 적절한 인식구조를 갖기 위해서는 여러번의 시행착오를 거쳐야만 할 뿐아니라 구조적으로 확장성이 적다는 점등이 문제시되어 왔다.

본 논문에서는 이러한 상반된 특징을 갖는 두 신경회로망을 결합함으로써 각각의 단점들을 보완할 수 있는 새로운 모델을 제시하고자 한다. 즉 학습시간이 빠르다는 CPN의 장점을 살리고 인식률이 우수하다는 TDNN의 특징을 결합하여 충분한 인식률을 유지하면서 학습시간을 줄이고자 하였다. 실제 시뮬레이션 결과 TDNN과 비슷한 수의 뉴런을 갖는 구조에서는 1회당 학습시간이 반이상 줄어들었고, 특정 데이터에 대해서 CPN이나 TDNN에 비해 높은 인식률을 나타내기도 하였다.

이렇게 제안된 새로운 모델은 CPN과 TDNN을 적절히 조합하였기에 Time Delay Counter-Propagation Neural network, 즉 TDCPN 이라 명명하였다.

TDCPN은 승차 독점학습을 이용함으로써 전체 학습시간이 빠르며, 국부적인 시간적 상관성을 고려함으로써 정적 패턴에 대해서 보다는 동적 패턴에 있어 인식률이 높다는 특징을 갖는다. 또한 확장성에 한계가 있는 TDNN에 비해 확장이 용이하다는 장점이 있으며, 3단구조로 각 단마다 독립된 학습구조를 사용함으로써 각각의 학습방법의 성능개선에 따라 제안한 모델역시 성능이 개선되어질 수 있는 과급효과를 노릴 수 있다는 특징이 있다.

그러나 제안한 모델인 TDCPN은 인식률을 높이기 위해서는 node 수가 증가하여야 하므로 이에 따른 기억하여야 할 연결강도 수 증가한다는 문제점을 안고 있다.

3.1. 전체 구조

TDNN은 MLP에 비하여 음성인식에 있어 높은 인식률을 나타내었다. 두 신경망은 동일한 학습방법을 사용함에도 이렇게 인식률이 있어 차이를 나타내는 것은 MLP가 특징 벡터 전체를 입력으로 사용하는 구조인 반면, TDNN은 일정한 간격으로 시간지연된 값들만을 입력으로 사용함으로써 입력패턴의 지역적인 시간적 상관성을 coding할 수 있는 구조를 갖기 때문이다. 따라서 본 논문에서도 인식률을 높이고자 그림 3의 TDNN의 기본 구조와 같이 입력층에 Time Delay를 부가하여 W개 프레임간의 동적 특성을 고려하게끔 하였다.

TDNN의 경우 입력단의 이러한 시간지연은 첫번째 은닉층에서도 계속되어지고 있다. 본 연구에서 제안한 모델은 입력층에는 TDNN과 같이 지역적 상관성을 고려하는 반면 첫번째 은닉층에서는 종래의 정적 신경망에서 사용되던 fully connected 연결방법을 사용하였다. 이러한 구조는 시간지연이라는 변수를 제거함으로써 시행착오의 수를 줄이는 역할과 함께 시간지연 후에 가까운 연속적 크기의 오류가 발생하는 경우에는 fully connected 방법이 보다 큰 범위를 대상으로 분류하게 되므로 TDNN에서 보다 인식률이 높아지게 할 수 있다. 이러한 전체 구조를 그림 5에 나타낸다.

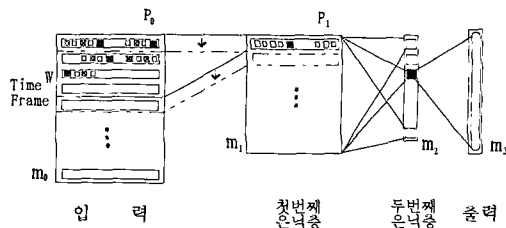


그림 5. TDCPN의 전체 구조

3.2. 각 단에서의 학습

제안한 모델의 각 단에서의 학습을 그림 6에 나타내었다.

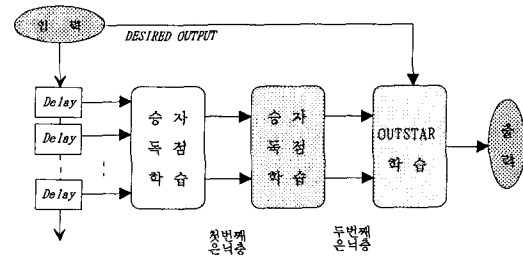


그림 6. TDCPN의 각 단에서의 학습

Time Delay를 갖는 입력에 대해서는 CPN에서 사용된 자율 학습인 승차 독점학습을 사용하였다. 이 학습은 다른 어떤 학습보다 학습속도가 빠르므로 TDNN의 문제점중의 하나인 학습속도를 개선하는 효과를 얻을 수 있었다. 또한 이 학습은 오류 역전과 학습에서 인식률을 저하시키는 요인인 국부 최소점들 (Local Minima) 문제를 다른 어떤 특수한 방법을 사용하지 않고도 단순히 은닉층의 증감만을 통해 해결할 수 있는 특징이 있다.

첫번째 은닉층에서의 분류가 끝나면 두번째 은닉층에서 승차 독점 학습을 통해 다시한번 분류하게끔 하여 인식률을 높이고자 하였다.

대부분의 응용에서는 원하는 값으로 출력하고 싶은 경우가 많으므로 이를 위해 두번째 은닉층과 출력층에서는 fully connect 을 하여 지도학습인 Grossberg의 outstar학습층을 두었다.

4. 실험 및 결과

4.1. 실험 환경

EMG 패턴인식을 위해 모사장애자가 2차원 평면으로 생각할 수 있는 조이스틱평면을 조종공간으로 운전을 행하고 운전을 행하는 팔로부터 근전도신호를 획득하여 제안한 모델 및 비교 모델에 데이터를 입력시켜 시뮬레이션(simulation)을 행하였다.

실험대상자는 실제의 팔장애자대신에 팔의 불필요한 운동을 못하게 고안된 절단모사기(amputation simulator)를 사용한 정상인(simulated amputee)을 선택하여 실험하였다. 증폭기의 이득은 500-3000사이에서 가변적으로 변화시켜 A/D변환기의 입력범위를 충분히 사용할 수 있게 하였으며 대역통과여과기 (bandpass filter)의 통과주파수는 피부와 전극사이에 움직임으로 유기되는 포텐셜 및 극포텐셜등이 원인인 저주파잡음제거등을 고려하여 10-2000hz로 설정하였다. 획득하는 정보의 길이는 80ms이고 샘플링주파수는 10khz로 하였다.

전극은 일회용 전극을 사용하였으며 어깨의 삼각근의 중심부와 끝부분에 각기 2개씩의 전극(쌍극법)을, 어깨뼈 부분에 접지 전극을 부착하여 시험하였다. 전극 부착위치로서 어깨의 삼각근 영역을 선택한 것은 2차원 조이스틱을 조정하는 동안 가장 근육 활동이 활발한 부분을 찾는 과정에서 선정하였다. 삼각근영역에서의 전극의 위치의 최적선정은 매우 까다로운 문제로서 일반적으로 실험에 의해 결정되며 잡음을 최소화하도록 선정되었다. 모사장애자가 조이스틱을 움직이기 시작하면 그것을 동기신호로 EMG신호의 획득이 시작되며 240ms동안 지속되고 그 신호를 저장한다. 조이스틱의 운동은 2차원 평면을 45° 각도로 나누어 8가지 운동형태로 구성되며 각각의 운동에 대해 10회의 반복실험을 하였으며 매회마다 획득된 데이터를 CRT화면에 표시하여 파형을 보고 잡음이나 아티팩트가 심하게 섞여 있는 지를 판단하여 그 신호의 저장여부를 결정한다. 저장된 신호의 특징벡터의 형태로 저장되어 필요로 하는 메모리량을 최소화하였다.

매회의 실험에서 각각의 운동마다 40 패턴(sets)씩의 특징벡터군을 획득했다. 그 중 20개의 특징벡터군을 샘플로 취해 신경망의 학습을 위한 입력값으로 사용하였다.

4.2. 최종 인식단

최종 인식단으로는 본 연구에서 제안한 새로운 모델인 TDCPN과, 비교 대상으로 CPN 및 TDNN을 사용하였다. 각 신경회로망들은 Matlab 환경에서 직접 프로그래밍하여 실험하였다. Matlab환경은 데이터를 행렬처리화함으로써 신경회로망과 같은 병렬 처리 프로그램에 있어서는 C-언어에 비교하여 프로그램이 간단,명료해지고 그 결과 프로그램상의 디버깅작업이 편리하다는 점과 본래의 우수한 그래픽기능들을 손쉽게 이용할 수 있어 결과를 가시화하기 쉽다는 점등이 있다.

4.3 인식률 및 전체 학습 시간 비교

각 특징 패턴에 대하여 TDCPN및 TDNN, CPN을 사용하여 실험한 결과를 표 1에 나타낸다.

		TDCPN	TDNN	CPN
입 력 층		12x7	12x7	12x7
첫 번째 은닉층		40x4	12x6	160
두 번째 은닉층		160	8x3	0
출 력 층		8	8	8
각 EMG신 호에 대한 오인식 갯수	0	4	1	4
	45	6	0	5
	90	1	0	1
	135	0	1	7
	180	2	1	4
	225	4	3	4
	270	0	0	5
315	6	0	4	
전 체 인 식 륜		86%	84%	79%
학 습 회 수		50	500	30
학 습 시 간 (CPU TIMES (초))		2166	52730	728

표 1. 최종 인식률 및 전체 학습 시간

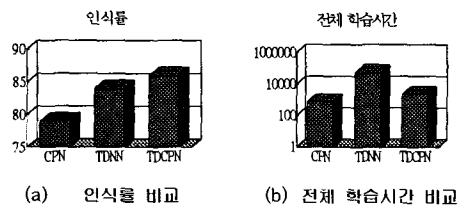


그림 11. 각 신경망의 인식률 및 전체 학습시간

5. 결론 및 추후 연구 과제

본 논문에서는, 인식률은 높으나 학습속도가 느린 시간 지연 신경망(TDNN)의 구조적 특성과 학습속도는 빠르나 인식률이 저조한 카운터프로파게이션 신경망(CPN)의 학습을 적절히 결합함으로써, 학습시간도 빠르면서 적절한 인식률을 유지하는 시간 지연 카운터프로파게이션 신경망(TDCPN)이라는 새로운 신경회로망 접근 방법을 제시하였다.

이 신경망은 기존의 연구들이 단일 신경망이나 단일 신경망과 확률적 접근 모델인 HMM등을 결합한 형태인 점을 감안한다면 제안한 모델은 서로 다른 두 신경망을 결합한다는 점에서 새로운 시도라 할 수 있다.

이러한 새로운 신경망의 성능을 알아보기위해 EMG 패턴을 대상으로 LPC계수를 특징 파라메타로 잡아 인식률과 전체 학습 시간을 조사하였다. 그 결과 제안한 신경회로망인 TDCPN은 86%, 카운터프로파게이션 신경회로망(CPN)은 84%에 대해, 시간지연신경회로망(TDNN)은 79%로 기존 신경망보다 우수한 인식률을 나타내었다.

적절한 인식률을 갖는 구조에 대한 전체 학습시간면에 있어서는 제안한 TDCPN이 CPN에 비해 3배 가량이 늦어졌으나, TDNN보다는 25배만큼 빠른 특징을 나타내었다.

한편 이 신경망은 높은 인식률을 위해서는 충분한 뉴런수가 고려되어야 하므로 저장해야할 연결장도의 수가 크다는 단점을 갖고 있으므로 이에 대한 적절한 해결책이 요구된다.

앞으로 EMG 신호의 높은 패턴인식률을 위해서는 이러한 인식단에서만 성능 개선뿐만 아니라 우수한 특징 파라메타 설정에 의한 성능 개선을 노린 다면 신호의 분류 능력은 크게 향상되어지리라 생각된다.

5. 참고 문헌

- [1] John G.Webster,Medical instrumentation Application and design, Houghton Mifflin Company, Boston,1978
- [2] Lennart Philipson et al" The electromyographic signal as a measure of muscular force : a comparison of detection and quantification technique" Electromyogr. Clin. Neurophysiol. Vol 28 No 2-3 pp141-pp150 March-April 1988
- [3] George N.Saridis et al "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm" IEEE Trans on BME Vol 29 No 6 pp403-412 June 1982
- [4] Daniel Graupe et al "EMG Pattern Analysis for Patient-Responsive Control of FES in Paraplegics for Walker-Supported Walking",IEEE Trans on BME, Vol.36, No.7 , pp711-719 , July 1989
- [5] Ronald J. Triolo,Gorden D.Moskowitz "The Experimental Demonstration of a Multichannel Time-series Myoprocessor : System Testing and Evaluation" IEEE Trans on BME Vol.36,No.10, pp1018-1027, Oct 1989
- [6].R.Beale and T.Jackson, *Neural computing an Introduction*, Adam Hilger Bristol, Philadelphia and New York, pp.74 - 79, 1990.
- [7] Robert Hecht-Nielsen, " *Counterpropagation networks* ", Applied Optics, 1987.Dec, Vol.26, No.23, pp.4979 - 4984
- [8] A.Waibel, T.Hanazawa, G.Hinton, K.Shikano & K.J.Long, " *Phoneme Recognition using Time Delay Neural Network*", IEEE Trans. ASSP,Mar.1989, vol.39, No.3, pp.328-339
- [9] 김대수, *신경망이론과 응용*