

신경회로망과 확률모델을 이용한 2차원운동의 외부좌표에 대한 EMG신호의 패턴인식에 관한 연구

장영건, 권장우, 홍승홍
인하대학교 전자공학과

A study on the Pattern Recognition of the EMG signals using
Neural Network and Probabilistic model for the two dimensional
Motions described by External Coordinate

Young Gun Jang, Jang Woo Kwon, Seung Hong Hong
Dept. of Electronic Eng., Inha University

Abstract

A hybrid model which uses a probabilistic model and a MLP(multi layer perceptron) model for pattern recognition of EMG(electromyogram) signals is proposed in this paper.

MLP model has problems which do not guarantee global minima of error due to learning method and have different approximation grade to bayesian probabilities due to different amounts and quality of training data, the number of hidden layers and hidden nodes, etc. Especially in the case of new test data which exclude design samples, the latter problem produces quite different results.

The error probability of probabilistic model is closely related to the estimation error of the parameters used in the model and fidelity of assumption. Generally, it is impossible to introduce the bayesian classifier to the probabilistic model of EMG signals because of unknown priori probabilities and is estimated by MLE(maximum likelihood estimate).

In this paper we propose the method which get the MAP(maximum a posteriori probability) in the probabilistic model by estimating the priori probability distribution which minimize the error probability using the MLP. This method minimize the error probability of the probabilistic model as long as the realization of the MLP is optimal and approximate the minimum of error probability of each class of both models selectively.

Allocating the reference coordinate of EMG signal to the outside of the body make it easy to suit to the applications which it is difficult to define and separate using internal body coordinate.

Simulation results show the benefit of the proposed model compared to use the MLP and the probabilistic model separately.

1 서론

근전도신호는 근육의 수축시에 발생하는 전기적 신호로서 척수에서 신경입력펄스가 발생되어 운동뉴런을 활성화시키고 이에 따라 운동단위(motor unit) 내의 근섬유가 활성화되면서 전위차(motor unit action potential)가 발생하는데 이

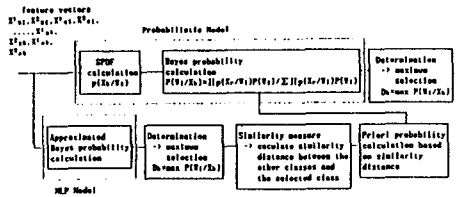


그림 1 분류기의 구성
Fig 1 Classifier configuration

현상은 표피전극에 의한 공간적 함으로서 추출이 가능하다. 「29」 임이나 속도에 대한 추정치도로서 표면전극에 의한 EMG (electromyogram)의 측정은 근육내의 운동뉴런에 직접 침투시키는 바늘형태의 전극에 의한 것보다 좀 더 분명하고 신뢰성이 있다. [12]

EMG신호처리의 분야는 크게 진단의학[8][10]이나 스포츠과 학분야와 재활공학분야의 보철제어(prosthetic control) 응용 [3][4][16][18][7][11][13][14][15][16]으로 나눌 수 있다. 보철제어를 위한 신호 처리에 대한 연구로서 아티팩트 (artifact)를 줄이거나 신호대 잡음비를 높이는 방식에 관한 연구 [4][16][17], 기능분리의 신뢰도 및 정도를 높이는 방식에 관한 연구 [3][6][7][11][4][15][16]와 실시간 처리에 관한 연구 [3][24] 등이 있다. 기능분리에 대한 연구는 방식에 따라 상호보완적으로 발전하여 왔으며 최대의 난점은 신호가 잡음이 많고 시간에 따라 변하며 일정시간간격에 대해 준정주성 (quasi stationary)밖에 갖고 있지 않아 기존 패턴 및 모델의 신뢰성이 제한되며 특히 패턴의 종류가 많고 분류군 (class)의 분리도(seperability)가 작을 때 오인식의 확률이 증가한다는 점이다. 따라서 모델의 신뢰성을 고상시키고 견고성(robustness)을 확보하는 것이 관건이다. 분류를 행하고 결정을 내릴에 있어 임의의 클래스에 대한 각 모델의 오분류율에 차이가 발생하며 그 원인은 다양하다. 만일 데이터 전체를 처리하는 데 있어 분류모델에 따라 우수한 인식률을 보이는 클래스가 다르다고 가정하면 상호협조적이고 통합적인 결정을 내림으로써 좀 더 오분류율을 줄이고 견고성을 확보할 수 있을 것이다.

본 논문에선 통계적 분류법인 Saridis등에 의해 제안된 확률모델(probabilistic model)과 비파라미터 분류기 (nonparametric classifier)의 일종으로 비선형분류에 있어서 탁월한 성능을 보이고 있는 MLP모델을 합성하여 MAP를 산출하는 방식을 제안한다. 「그림 1」 확률모델에 의한 분류의 문제점은 모델파라미터로서의 영고차이가 클래스간 중첩이 심하여 그 대표값 추정의 신뢰도가 저하되는 것이고

MLP모델에 있어선 훈련파라미터의 설정에 있어 전문성의 차이에 따라 적응성 및 오분류율의 차이가 발생하며 훈련시 학습알고리즘의 문제로 기준패턴과 학습패턴사이의 오차에 대해 총체적 최소치(global minima)를 보장해 주지 못하는 난점이 있다. 훈련이 끝난 MLP의 출력은 Bayes probability를 근사적으로 모사하므로 그 출력의 합이 1인가를 시험하므로서 총체적 최소치에 도달했는 지에 대한 시험을 할 수 있다.^[21] 제안한 방식의 타당성을 시험하기 위해 모사장애자(simulated amputee)를 대상으로 조이스틱(Joystick)조종을 통한 2차원좌표 분류에 적용하여 보았다. 그림 2,

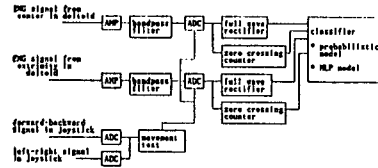


그림 2 시스템 구성
Fig 2 System configuration

II MLP model

Rosenblatt에 의해 Perceptron의 개념이 도입된 이래 수십 년에 걸쳐 간헐적으로 패턴인식에 있어 Perceptron의 구조 및 학습알고리즘에 대한 연구가 진행되어 왔다.^[11] 6년 Rumelhart등에 의해 Perceptron을 효율적으로 학습시킬 수 있는 오차의 역전파알고리즘(error backpropagation)이란 델타규칙을 일반화 시킨 학습프로시저가 만들어짐에 따라 패턴인식분야에 MLP의 적용이 활발히 이뤄지고 있다.^[23] 잘 훈련된 MLP의 출력이 특징벡터의 확률이 크다면 Bayes optimal discriminant function을 근사적으로 모사한다는 것 [18]과 후확률의 추정[18][19]이라는 것은 이전의 여러 연구에서 증명되었다. 따라서 MLP의 출력을 F(WI/X)라 하면

$$F(WI/X) \approx P(WI/X) \quad (1)$$

이때 X는 feature vector, WI는 i번째 class

의 식이 성립한다.

또한 Bayesian process에서 MAP(maximum a posteriori probability)는 오분류확률을 최소화하는 최대 discriminant function에 대응한다는 것이 밝혀져 있다.^[20] Bayes rule에 의해 P(WI/X)는

$$P(WI/X) = \frac{P(X/WI)P(WI)}{P(X)} \quad (2)$$

이때 $P(X) = \sum P(X/WI)P(WI)$

로 주어진다. 주어진 X에 대해 WI가 Uj로 분류되는 결정과 연관된 상대적 risk R(Uj/X)는

$$R(Uj/X) = \sum \lambda(Uj/Wi)P(Wi/X) \quad ; \text{모든 } j \text{에 대해} \quad (3)$$

의 식으로 나타낼 수 있다.

이때 최소 오분류율에 대한 대칭적 손실함수는

$$\lambda(Uj/Wi) = 0 \quad ; \quad j=i \quad ; \quad j, i = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

1 : j=i

의 식으로 정의한다. 그러므로 (3)식은

$$R(Uj/X) = \sum_i j P(Wi/X) = 1 - P(Wj/X) \quad (5)$$

이때 P(Wi/X)는 Uj가 올바른 분류일 때 상대적 확률

로 표현할 수 있고 따라서 Wi를 Uj로 분류하는 것은 discriminant function을

$$GJ(X) = -R(Uj/X) \quad (6)$$

로 정의하고 만일

$$GJ(X) > GI(X) \quad ; \text{모든 } j=i \text{에 대해} \quad (7)$$

이면 Uj로 결정하므로써 수행된다.

GJ(X)의 크기 비교에 있어 상수인 -1은 제거될 수 있고 최대 discriminant function이 MAP에 대응되도록

$$GJ(X) = P(Wj/X) \quad (8)$$

의 정의가 가능하다. 따라서 최소 오분류율에 대해 만일

$$P(Wj/X) > P(Wi/X) \quad ; \text{모든 } j=i \text{에 대해} \quad (9)$$

이면 Uj로 결정한다. 그러므로

$$P(Uj) = \max_j P(Wj/X) \quad ; \quad j=1, 2, \dots, M \quad (10)$$

식이 성립한다.

(1)식과 (10)식의 결과로서 MLP의 최대출력의 선택은 오분류율을 최소화하는 결정이다. 즉

$$P(Uj) \approx \max F(Wj/X) \quad (11)$$

이 성립한다. 그러나 이러한 결과는 극부적 결정에 국한된 것으로 1개의 샘플에 의한 판단으로 신뢰도가 부족할 땐 다단계결정법(multi stage decision method)을 사용하는 것이 오분류율을 순차적 샘플링에 의한 다수의 샘플로서 제어할 수 있는 잇점을 갖는다.^{[27][28]}

연속된 EMG샘플을 서로 독립적이라고 가정하면 k개의 연속된 샘플(X1, X2, ... Xk)에서 오분류율을 최소화하는 분류를 행할 확률 Pk(Uj)는

$$Pk(Uj) = \prod Pr(Uj) \approx \max \prod Fr(Wj/Xr) \quad (12)$$

로 정의된다.

III 확률 모델

EMG신호에 대한 통계적 분석을 통해 EMG신호는 그의 비정주성(nonstationary property)때문에 시계열분석 및 심리적 해석에 대해 신뢰성이 없으나 그 평균값은 패턴분류를 위한 특징벡터로서 사용될 수 있다는 것이 밝혀졌다.^[2] 또한 부하 및 속도조건은 근육활동의 시간적 적분에 선형적으로 관련된다는 것과 영교차수 및 신호분산같은 특징과 속도와의 관계가 밝혀졌다. 따라서 변화하는 부하와 속도와 무관한 분류알고리즘의 도출이 가능하다. Saridis등은 영교차수 및 신호분산의 특징벡터를 이용하여 근육활동을 잘 분류할 수 있다는 것을 보여 주었다.^[6]

운동종류 및 속도를 규정하는 어떤 임의의 근육명명신호(m, s)에 대해 측정된 신호에서 어떤 영교차수 및 분산(Xz, Xv)을 갖을 확률을 P((Xz, Xv)/(m, s))라 하면

$$P((Xz, Xv) = (X1z, X2z, X1v, X2v) / (m, s)) = P((Xz = (X1z, X2z) / Xv = (X1v, X2v), (m, s))) * P((Xv = (X1v, X2v) / (m, s))) \quad (13)$$

이때 1, 2는 EMG신호를 취득하는 서로 다른 두 위치를

표현함.

가 성립한다. 이때 X_2z 는 근사적으로 binomial 분포를 갖고 X_1z 와 X_2z 는 서로 독립적이라고 가정하면

$$P\{Xz=(X1z, X2z)T|Xv=(X1v, X2v)T\} = \binom{N}{X1z} a1^{X1z} (1-a1)^{N-X1z} \binom{N}{X2z} a2^{X2z} (1-a2)^{N-X2z} \quad (14)$$

이때 $a1, a2$ 는 1, 2 패턴의 영교차가 일어남 확률, N 는 플래임당 샘플링수

이때 $Na1[2](1-a1[2]) \gg 1$ 이면 계산의 단순화를 위해 Demovre Laplace theorem의 도입이 가능하다. 따라서 (14) 식은

$$P\{(Xz, Xv)=(X1z, X2z, X1v, X2v)/(m, s)\} \approx 1/(2\pi\sqrt{a1a2(1-a1)(1-a2)}) \exp\{-[(X1z-Na1)2/2Na1(1-a1) + (X2z-Na2)2/2Na2(1-a2)]\} \quad (15)$$

으로 근사화할 수 있다. 또한 EMG신호가 평균이 0이고 그 분산이 가우시안 분포를 갖고 에르고딕(ergodic)하다고 가정하면

$$Xv = \pi/2 * Xa2 ; Xa는 EMG신호의 절대적분치 \quad (16)$$

의 식이 성립하므로 확률계산시 분산패라미터가 절대적분치 패라미터로의 변환이 가능하여

$$P\{(X1v, X2v)T/(m, s)\} = [1/(\pi2X1aX2a)] P\{Xa=(2/\pi)(X1v, X2v)T/(m, s)\} \quad (17)$$

의 식이 성립한다. 또한 절대적분치는 기준명령(m.s)주위에 가우시안 분포를 갖는 랜덤변수로 모델링이 가능하다. [2][17] 따라서 두 위치의 EMG신호의 절대적분치와 영교차수를 측정하므로써 뇌의 운동종류 및 속도를 지정하는 명령의 확률적 추정기 가능하며 이때 운동종류의 명령 m 이 M 개의 분류군을 갖는다면 그 분류군 $w(i=1, 2, \dots, M)$ 의 확률적 추정 또한 가능하다. 임의의 분류군 w_i 에 대한 신호의 확률적 특성이 주어지므로 MLE기법에 의한 분류가 가능하며 전확률분포 $P(w)$ 를 알 수 있다면 MAP의 적용도 가능하다. 그러므로 순차적 입력신호 $X1, X2, \dots, Xk$ 가 서로 독립적이라고 가정하면 그 Bayes probability는

$$P(w_i|X1, X2, \dots, Xk) = \frac{p(XJ/w_i)P(w_i)}{\sum_{j=1}^M p(XJ/w_j)P(w_j)} \quad (18)$$

식으로 나타낼 수 있다.

N 패턴인식을 위한 MLP 및 확률 모델의 합성

식 (11)에서 보여주는 바와 같이 MLP의 최대출력의 선택은 오분류율을 최소화하는 결정이므로 다단결정의 경우 식 (12)의 관계가 성립한다. MLP를 사용하여 결정된 U_j 와 타 클래스 U_l 와의 유사거리(similarity distance)를 비선형적이고 선형적인 관계에 의해 정의하고 그 유사거리의 의해 전확률분포를 추정하는 방법을 취한다.

임의의 운동클래스 w_i 의 구성요소, 즉 포함된 기본운동클래스를 $w11, w12$ 라 할 때 결정된 운동클래스 w_r 과의 유사거리는 그 구성요소간의 유사거리의 합으로 다음과 같이 정의한다.

$$d(w_r, w_i) = d(w_i, w_r) = d(wr1, w11) + d(wr2, w12) \quad (19)$$

계산된 유사거리를 이용하여 전확률(priori probability)을 다음의 식으로 정의하여 계산한다.

$$P(w_i) = Ad(\sum_{k=1}^N w_{ik}) / \sum_k Ad(\sum_{k=1}^N w_{ik}) \quad (20)$$

이때 밑은 $0 < A < 1$ 의 범위에서 선정한다.

식 (20)에 의해 계산된 전확률분포 $P(w)$ 를 bayes probability를 계산하는 확률모델의 전확률에 대입하여 그 최대치를 선택하면 MLP모델과 확률모델의 합성된 특성을 갖는 MAP를 구할 수 있다. 즉 결정 Dk 는

$$Dk = \max_i \left[\prod_{r=1}^k p(Xr/w_i)P(w_i) / \sum_j \prod_{r=1}^k p(Xr/w_j)P(w_j) \right] \quad (21)$$

의 식으로 정의된다.

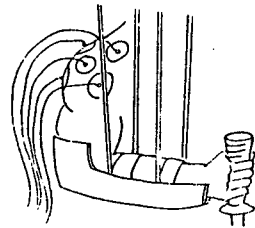


그림 3 절단 모사기
Fig 3 Amputation simulator

V 실험방법 및 Simulation 결과

실험대상자는 실제의 팔장애대신에 팔의 불필요한 운동을 못하게 고안된 절단모사기(amputation simulator)「그림 3」를 사용한 정상인(simulated amputee)을 선택하여 실험하였다. 증폭기의 이득은 500-3000사이에서 가변적으로 변화시켜 A/D 변환기의 입력범위를 충분히 사용할 수 있게 하였으며 대역 통과여과기(bandpass filter)의 통과주파수는 피부와 전극사이에 움직임으로 유기되는 포텐셜 및 극포텐셜등이 원인인 저주파잡음제거등을 고려하여 10-2000hz로 설정하였다.

실제로 EMG신호의 유효성분을 가진 주파수영역은 참조하는 근육에 따라 다르다. [2] 획득하는 정보의 시간플레임의 길이는 80ms이고 샘플링주파수는 10khz로 하였다. 전극은 일회용 전극을 사용하였으며 어깨의 삼각근의 중심부와 끝부분에 각각 2개씩의 전극(쌍극법)을, 어깨뼈 부분에 접지전극을 부착하여 시험하였다. 전극 부착위치로서 어깨의 삼각근영역을 선택한 것은 2차원 조이스틱을 조정하는 동안 가장 근육활동이 활발한 부분을 찾는 과정에서 선정하였다. 삼각근영역에서의 전극의 위치의 최적선택은 매우 까다로운 문제로서 일반적으로 실험에 의해 결정되며 [25][26] 잡음을 최소화하도록 선정되었다. 모사장애자가 조이스틱을 움직이기 시작하면 그것을 동기신호로 EMG신호의 획득이 시작되며 240ms동안 지속되고 그 신호를 저장한다. 조이스틱의 운전은 2차원 평면을 45° 각도로 나누어 8가지 운동형태로 구성되며 「그림 4」 각각의 운동에 대해 10회의 반복실험을 하였으며 매회마다 획득된 데이터를 CRT화면에 표시하여 파형을 보고 잡음이나 아티팩트가 심하게 섞여 있는 지를 판단하여 그 신호의 저장 여부를 결정한다. 저장된 신호의 특징벡터의 형태로 저장되어 필요로 하는 메모리량을 최소화하였다. 매회의 실험에서 각각의 운동마다 3개 플레임의 데이터가 획득되어 10회 전부를 성공적으로 마치면 30세트(sets)씩의 특징벡터군이 획득된다. 그 중 10세트의 특징벡터군을 설계샘플로 취해 확률모델을 적용한 분류기의 모델파라미터 및 기준벡터의 산출에 사용하

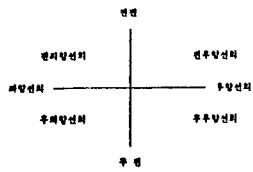


그림 4 조이스틱 좌표계의 클래스 설정
Fig 4 Class definition in the Joystic coordinate

였으며 MLP의 훈련을 위한 입력값으로 사용하였다.

MLP의 훈련에서 학습문턱치(learning threshold)는 0.85를 선정하였다. 학습문턱치의 선정은 너무 엄격한 값을 취하면 학습시 정해진 범위내도 수렴이 어렵고 설계샘플과 다른 시험샘플에 대한 견고성(robustness)이 손상되는 단점을 갖는다. 훈련데이터의 일관성이 결여되는 정도에 따라 훈련량이 증가하고 정해진 훈련범위내도 수렴이 이뤄지지 못하는 경우가 발생한다. 또한 학습알고리즘의 단점으로서 회로망이 조기포화(premature)상태에 빠져 훈련량이 증가하는데 이는 훈련상태를 중간에 확인하여 역전달학습율과 역전달스프링팩터(smoothing factor)를 변화시켜 빠져 나올 수 있었다.

설계된 분류기의 성능을 평가하는 데 있어 최소오분류확률추정(lower bound error estimate)에는 재치환법(resubstitution method)을 사용하였으며 최대오분류확률추정(upper bound error estimate)에는 LOON(leaving one out method)을 사용하였다. [22][28]

설계샘플로서 사용한 영교차수 및 평균절대적분치는 「그림 5」와 「그림 6」에 표시하였는데 클래스간 분리도가 매우 낮았다. 설계샘플과 설계샘플에 포함되지 않은 시험샘플을 혼합하여 확률모델만을 이용해 단계별 결정을 한 결과는 「그림 7」에 표시하였으며 MLP만을 이용해 단계별 결정을 한 결과는 「그림 8」에 표시하였다. 「그림 9」는 확률모델과 MLP모델을 합성한 결과를 표시한 것이다. 그림에서 나타난 바와 같이 확률모델과 MLP모델을 합성한 모델이 타 모델보다 우수하며 3단계결정법을 사용하여 설계샘플과 설계샘플을 포함하지 않은 시험샘플을 혼합한 오분류확률추정시 확률모델과 MLP모델에 비해 전체적으로 각각 1.08, 8.27%의 오분류확률이 줄어듦을 보였다.

VI 결론 및 추후 연구과제

MLP모델로서 오분류확률을 최소화시키는 결정을 행한 다음 클래스간에 비선형적 유사거리를 도입하고, 유사거리에 의한 전확률분포를 추정하여 확률모델의 전확률을 규정하는 방식으로 MAP를 구한 결과 두 모델을 독립적으로 사용한 결과에 비해 오분류확률을 줄일 수 있었고 두 모델의 클래스별 우수 오분류확률을 근사적으로 모사하는 특성을 보였다. 그러나 MLP모델과 확률모델을 최적으로 결합하는 방식의 도출은 하지 못했다.

기준좌표계를 신체외부에 설정하여 신체내부에 기준좌표계를 설정하였을 때 기능을 분리할 수 없는 해상도의 실현을 가능케 하였으며 이러한 방식은 팔의 신체장애자가 특수한 작업을 하는 응용분야에 적합한 것이다.

EMG신호의 기능분리를 좀 더 신뢰성있게 하기 위해선 전처리 과정에서 신호 대 잡음비를 최대화하는 기법의 구현과 함께 전극의 미세한 위치변경에 영향을 받지 않는 방식에 대한 연구가 좀 더 진전 되어야 할 것이다. 또한 근피로도의 영향에 둔감한 방법에 대한 연구도 실용화를 위해선 필수적이다.

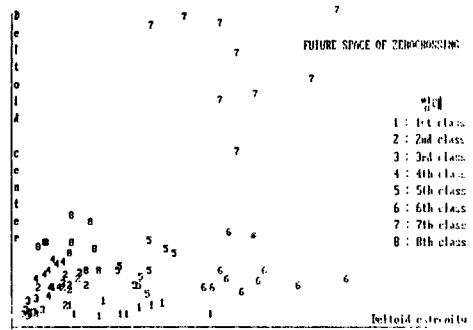


그림 5 설계샘플의 클래스별 영교차수 분포
Fig 5 Zero crossing numbers distribution of the design samples

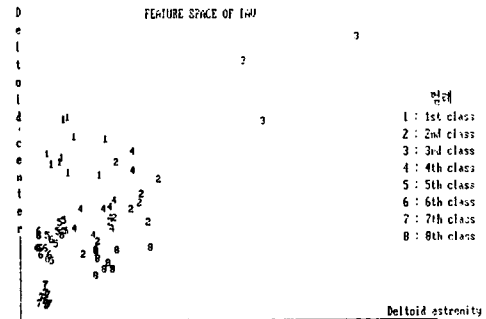


그림 6 설계샘플의 클래스별 절대적분치 분포
Fig 6 Absolute integral values distribution of the design samples

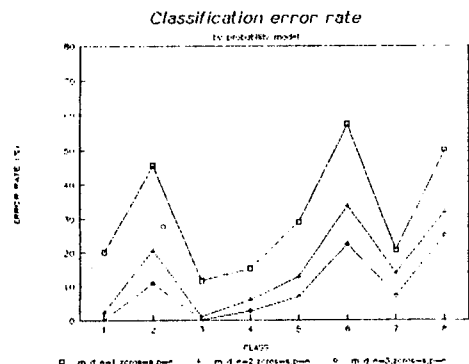


그림 7 확률모델을 이용한 다단계결정 오분류율추정
Fig 7 Multi stage error probability estimation using the probabilistic model

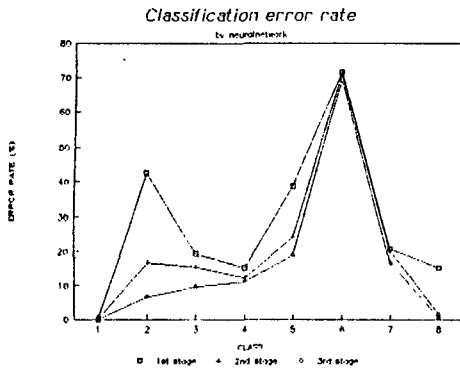


그림 8 MLP 모델을 이용한 다단계결정 오분류율추정
Fig 8 Multi stage error probability estimation using the MLP model

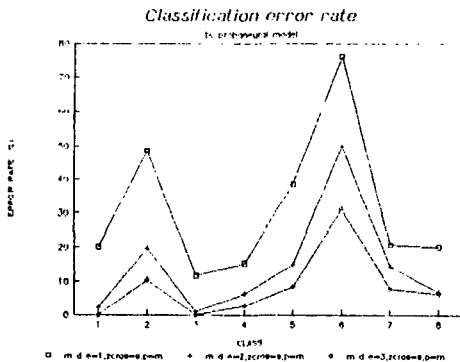


그림 9 제안한 모델을 이용한 다단계결정 오분류율추정
Fig 9 Multi stage error probability estimation using the proposed model

참고문헌

1. F. Rosenblatt, "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain" *Psychological Review* Vol 65 pp386-408 1958
2. Harry G. Kwantny 등 "An application of signal processing techniques to the study of myoelectric signals" *IEEE Trans on BME* vol 7 no 4 pp303-pp312 Oct 1970
3. Daniel Graupe 등 "Functional Separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes" *IEEE Trans on SMC* vol 5 No 2 pp252-pp259 March 1975
4. Neville Hogan 등 "Myoelectric signal processing: Optimal estimation applied to electromyography - Part I: derivation of the optimal myoprocessor" *IEEE Trans on BME* vol 27 no 7 July 1980
5. Neville Hogan 등 "Myoelectric signal processing: Optimal estimation applied to electromyography - Part II experimental demonstration of optimal myoprocessor performance" *IEEE Trans on BME* vol 27 No 7 July 1980

6. George N. Saridis 등 "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm" *IEEE Trans on BME* Vol 29 No 6 pp403-412 June 1982
7. Harry B. Evans 등 "Signal processing for proportional myoelectric control" *IEEE Trans on BME* Vol 31 No 2 Feb 1984
8. Rui J.P de Figueiredo, George S. Moschytz 등 "An Algorithm for Sequential Signal Estimation and System Identification for EMG Signals" *IEEE Trans on BME* Vol 31 No 3 March 1984
9. 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 pp290-302 Apr 1984
10. Rui J.P de Figueiredo, George S. Moschytz 등 "A New Framework and Computer Program for Quantitative EMG Signal Analysis" *IEEE Trans on BME* Vol 31 No 12 Dec 1984
11. 유상환 "근전도신호의 패턴인식을 통한 의수의 컴퓨터 제어" 아주대학교 대학원 석사학위 논문 2. 1987
12. Lennart Philipson 등 "The electromyographic signal as a measure of muscular force: a comparison of detection and quantification technique" *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.* Vol 28 No 2-3 pp141-150 March-April 1988
13. 지영수 "의수의 마이크로컴퓨터제어에 관한 연구" 아주대학교 대학원 석사학위 논문 8. 1988
14. 박상희 등 "LPC 칩스트림 계수를 이용한 EMG신호의 기능인식에 관한 연구" 대한전자공학회 논문지 제 27권 제 2호 pp126-pp133 2. 1990
15. 박상희 등 "신경회로망을 이용한 EMG신호 기능인식에 관한 연구" 대한의용생체공학 춘계학술대회논문집 pp73-78 5. 1990
16. Tony Khoshaba, Kambiz Badie 등 "EMG pattern classification based on Back propagation neural network for prosthesis control", Annual International Conference of the IEEE Engineering in MBS. Vol 12 No 3 1990
17. Edward A. Clancy, Neville Hogan "EMG amplitude estimation from temporally whitened, spatially uncorrelated multiple channel EMG" Annual International Conference of the IEEE engineering in MBS Vol. 12, No 1, 1990
18. D. W. Ruck, S. K. Rogers 등 "The Multilayer Perceptron as an Approximation to a Bayes Optimal Discriminant Function" *IEEE Trans on Neural Networks* Vol 1 No 4 pp296-pp297 Dec. 1990
19. E. A. Wan "Neural Network Classification: A Bayesian Interpretation" *IEEE Trans on Neural Networks* Vol 1 No 4 pp303-pp304 Dec 1990
20. K. P. Valavanis and G. N. Saridis "Probabilistic modelling of intelligent Robotic systems" *IEEE Trans on Robotics and Automation* Vol 7 No 1 pp164-170 Feb. 1991
21. H. Bourlard, C. J. Wellenens "Links Between Markov Models and Multilayer Perceptrons" *IEEE Trans on PAMI* Vol 12 No 12 pp1167-pp1178 Dec 1990
22. TZAY Y. YOUNG, *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing.* Academic Press Inc. 1986
23. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Integral Representation by Error Propagation" in D. E. Rumelhart & J. L. McClelland, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol 1: Foundations.* MIT Press, 1986

24. Gisela Hefftner, Walter Zucchini, George G. Jaros "The Electromyogram (EMG) as a control signal for Functional Neuromuscular Stimulation - Part I: Autoregressive Modelling as a Means of EMG Signature Discrimination" IEEE Trans on BME, Vol.35, No. 4, April 1988
25. Gisela Hefftner, George G. Jaros "The Electromyogram (EMG) as a control signal for Functional neuromuscular Stimulation - part II Practical Demonstration of the EMG signature Discrimination System" IEEE Trans on BME Vol.35, No. 4, pp238-242 April 1988
26. Ronald J. Triolo, Gordon 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
27. Fukunaga K.S., Sequential Methods in Pattern Recognition and Machine Learning, Academic Press, New York, 1968
28. Fukunaga K.S., Introduction to statistical Pattern Recognition, Academic Press, New York, 1972
29. John G. Webster, Medical Instrumentation Application and design, Houghton Mifflin Company, Boston, 19