論文 90-27-2-16

LPC 켑스트럼 계수를 이용한 EMG 신호의 기능 인식에 관한 연구

(A Study on Function Recognition of EMG Signal Using LPC Cepstrum Coefficients)

王文成* 鄭泰允* 崔允浩* 邊潤植** 朴相暻*

(Moon Sung Wang, Tae Yun Chung, Yun Ho Choi, Youn Shik Byun, and Sang Hui Park)

要 約

본 논문에서는 3전극법으로 피검자의 이두박근과 삼두박근에서 검출한 표면 근전도 신호를 LPC 켑스트럼 계수를 이용하여 유클리드 및 가중 켑스트럼 거리 측정법을 통하여 8가지 팔 운동에 대한 기능분리 및 판별 인식에 관한 실험을 하였다. 유클리드 켑스트럼 거리 측정법의 경우, 계수의 수가 8, 10, 12, 14 등으로 증가함에 따라 동작기능 인식률도 각각 94.69, 95.63, 96.56, 96.88[%]로 증가하였으나 인식률의 증가폭은 상대적으로 적으며 가중 켑스트럼 거리 측정법의 경우에는 각각 91.88, 95, 99.69, 96.63[%]의 인식률을 보였다.

Abstract

In this study, eight function discrimination and recognition of the EMG signal from the biceps and triceps of 4 subjects were executed, using the Euclidean and weighted cepstral distance measure with LPC cepstrum coefficients. In case of Euclidean cepstral distance measure, as the number of LPC cepstrum coefficients was increased in 8, 10, 12, 14, the recognition rates of functions are 94.69, 95.63, 96.56, and 96.88[%], respectively, but increasing rates of recognition were inclined to decrease.

In case of weighted cepstral distance measure, when the number of LPC cepstrum coefficients was 8, 10, 12 and 14, the recognition rates of functions were 91.88, 95, 99.69 and 96.63[%], respectively.

*正會員, 延世大學校 電氣工學科
(Dept. of Electrical Eng., Yonsei Univ.)
**正會員, 仁川大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Incheon Univ.)
接受日字 : 1989年 7月 24日
(※ 본 연구는 한국과학재단의 862-0803-004-2 지원에 의하여 수행된 것임)

I. 서 론

최근 로보트 공학과 이에 대한 마이크로 프로세서의 응용이 급속히 발달함에 따라, 인간-기계 시스템에 직접 적용될 수 있는 여러가지 신호처리 기법의 개발이 활발히 진행되고 있다. 인간-기계 시스템에 대한 연구의 궁극적인 목적은 인간의 행동시에

발생하는 생체 신호를 직접 기계의 제어원으로 사용하여 기계가 인간의 의지대로 움직일 수 있도록 하는데 있다. 그 중에서도 근전도(electromyogram: EMG) 신호는 인간이 근육을 수축 시킬때 발생하는 전기적 신호이며, 따라서 인간의 의사를 직접적으로 표현하는 신호원으로 생각할 수 있다.

인간의 팔을 움직이려면 그 동작에 맞는 활동 전위 열을 뇌의 중추 신경계에서 발생시켜 근육이 수축 또는 이완하도록 함으로써, 다양한 팔 동작 기능과 관련된 근육의 수축, 이완의 정도에 따라 상이한 EMG 신호가 발생한다.[1]

EMG 신호 처리는 근전위에 대한 생리학적 연구에 바탕을 둔 임상및 스포츠 과학 응용 분야와 재활 공학적 측면에서 사지가 마비되거나 절단된 환자를 대상으로한 인공 보조 장치, 즉 보철(prosthesis) 제어에의 응용 분야로 크게 나눌 수 있다.[2]

EMG 신호를 보철 제어에 이용하기 위하여 선행되어야 할 문제는 EMG 신호로 부터 잡음을 제거하고 필요한 신호의 특징에 관한 정보를 추출하여 각 동작 기능에 대응하는 신호로 분리하는 것이며, 서로 다른 동작 기능을 나타내는 EMG 신호의 정확한 필터링과 동작 인식을 하기 위해서는 EMG 신호에 대한 통계적인 해석이 필요하고 가능하면 100%의 인식률을 보여야 한다.

이러한 보철 제어를 위한 EMG 신호 처리에 관한 연구로는 D. Graupe 등의 시계열 분석을 이용한 기능 분리,[3],[4] G. N. Saridis등의 영교차 및 1차, 2차, 3차 모멘트등의 통계학적 분석의 패턴 인식을 통한 기능 분리,[5] P. C. Doershuk 등의 자기 상관 함수와 상호 상관 함수를 이용한 기능 분리[6] 및 G. N. Scott 등의 칼만 필터를 이용한 비례 제어를 위한 기능 분리 방법[7],[8] 등이 있다.

이러한 연구들은 상호 장단점을 보완하면서 발전하여 왔으나 복합적인 다기능 보철 제어에 있어서 기능 분리에 의한 인식률등에 문제점이 있어 새로운 이론과 알고리듬이 계속 연구되고 있다.

따라서 본 연구에서는 신호 처리의 여러 분야에서 응용되어 왔던 호모몰픽(homomorphic) 신호 처리 분야의 LPC 켑스트럼 계수(cepstrum coefficient)를 이용한 유클리드 켑스트럼 거리 측정법[9] 및 가중 켑스트럼 거리 측정법[10]을 EMG 신호의 기능 분리 및 동작 판정에 적용하여 근전도 신호의 기능을 좀 더 빠르고 정확하게 분리하여, 이에 따른 동작을 판별하고자 한다.

Ⅱ. 기능 분리 및 동작 판정 과정

1. 매개 변수 추정

EMG 신호 파형의 특징을 추출하기 위해서는, 먼저 EMG 신호의 분석을 통하여 특징 매개 변수를 구하는 것이 필요하다. 특징 추출의 기본적인 목적은 EMG 신호에 포함되어 있는 중요한 신호 특성을 가급적 훼손 시키지 않는 범위내에서 원래 신호의 많은 데이타량을 감축시키는 데 있다. 일반적으로 선형 예측 계수는 근육의 수축 형태에 따른 EMG 신호의 특징 정보를 갖고 있는 것으로 알려져 있기 때문에 보철 제어를 위한 EMG 신호 처리 방법으로는 시계열 분석 또는 선형 예측법이 많이 사용되어 왔다.[11],[12]

EMG 신호를 자기 회귀(autoregressive: AR) 또는 선형 예측(linear prediction: LPC) 모델로 모델링 할 때, EMG 신호의 각 샘플 y(n)은 식(1)과 같이 과거의 샘플 y(n-k)에 독립적인 오차 e(n)을 합한 선형 조합으로 표시된다.

$$y(n) = -\sum_{K=1}^{P} a_K \, y(n-k) + e(n)$$

여기서 y(n) : AR 모델로 된 EMG신호의 샘플
a_K : AR 계수
e(n) : 오차
p : 모델의 차수

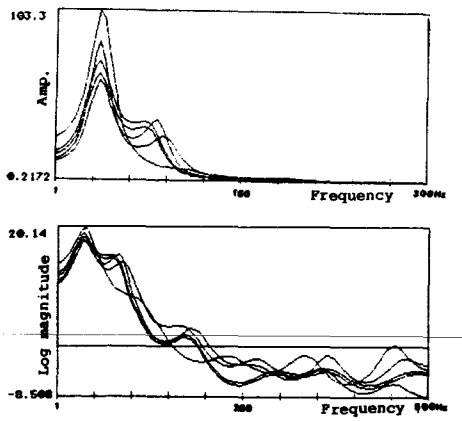
AR 모델의 선형 예측 계수를 추정하는 방법에는 자기 상관법(autocorrelation method), 공분산법(covariance method), Burg 방법등이 있으며, 수행시간과 수식의 복잡성을 고려하여 본 논문에서는 자기 상관법을 이용한다.

상기 방법으로 구한 AR계수 a_K의 통계적 비교로서 EMG 신호의 동작기능 판별이 가능하며 4개의 상이한 동작에 대하여 90[%] 내외의 인식률을 보이고 있다.[12]

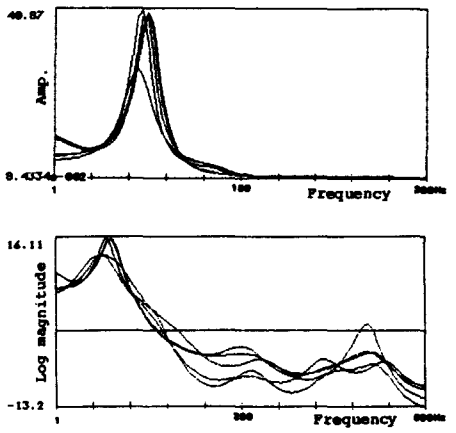
그러나 선형 예측 계수를 통하여 팔의 동작 기능을 분리하려면 많은 통계적인 작업이 필요하며 또한 비교적 다양한 팔의 기능에 적용하는데에는 인식률에 문제가 생긴다.

그림1은 굴곡운동과 신전운동에 대하여 12차의 선형예측계수로 부터 추정된 전력 스펙트럼과 대수 스펙트럼을 도시한 것이다. 그림에서 처럼 같은 운동의 스펙트럼은 유사한 특성을 가진 것을 알 수 있으며 필요하다면 동작의 기능 구분에 스펙트럼을 이용할 수도 있다는 것을 보여주고 있다.

따라서 본 연구에서는 EMG 신호의 데이타 압축과 충분한 스펙트럼 정보의 반영이라는 면에서 선형 예측 계수로 부터 얻어지는 LPC 켑스트럼 계수를



(a) 굴곡 운동(flexion movement)



(b) 신전 운동(extension movement)

그림 1. EMG신호의 스펙트럼 추정 예
Fig. 1. An example of spectrum estimation of EMG signal.

특징 매개 변수로 하여 팔의 동작 기능에 대해 분리, 인식 실험을 한다. LPC 켑스트럼 계수를 특징 매개 변수로 선택한 이유는 LPC 켑스트럼 계수에 의한 거리 계산은 EMG 신호의 대수(log) 스펙트럼상에서의 거리 계산과 같은 의미를 주며, 실제 영상 및 음성 인식에 있어서 다른 특징 매개 변수들 보다 높은 인식률을 보이고 있다.[13]

2. LPC 켑스트럼 계수

식(1)에서 오차 신호와 EMG 신호의 출력 시계열 전달 함수는 다음과 같다.

$$H(z)=\frac{Y(z)}{E(z)}=\frac{1}{A(z)} \qquad (2)$$

여기서 $A(z)=1+\sum_{i=1}^{P} a_i z^{-1}$ (3)

이며, AR 모델의 역 필터(inverse filter)라 한다.

이때 $\ell n[A(1/z)]$의 모든 근은 단위원 내에 존재한다. 식(3)을 로랑 전개(Laurent expansion)로 유도하여 테일러 급수로 전개하면 다음과 같다.

$$\ell n[\sqrt{\alpha}/A(z)]=\ell n(\sqrt{\alpha})-\ell n[A(z)] \qquad (4)$$

$$=\ell n(\sqrt{\alpha})+\sum_{K=1}^{\infty} c_K z^{-K}$$

여기서 $\alpha=\varepsilon_{min}$ 이며, c_K를 켑스트럼 계수라 한다.

식(4)의 양변을 z^{-1} 에 대하여 미분하고 z^{-1} 을 곱하면

$$-\sum_{K=1}^{P} k a_K z^{-K}=\sum_{i=0}^{P} a_i z^{-1} \sum_{K=1}^{P} k c_K z^{-K} \qquad (5)$$

가 된다.[14] 따라서 LPC 켑스트럼 계수는 상기의 AR 계수를 식(6)에 순환적으로 대입하여 구할 수 있다.[15]

$$c_0=\ell n\ \varepsilon_{min}$$

$$c_i=-a_i-\frac{1}{i}\sum_{K=1}^{i-1} k c_k a_{i-K} \quad 1\le i\le p \qquad (6)$$

$$c_i=-\frac{1}{i}\sum_{K=1}^{P}[(i-k)c_{i-K}]a_k \quad i>p$$

3. LPC 켑스트럼 계수의 추정

그림2는 팔의 기능 분리 및 인식을 위한 LPC 켑스트럼의 추정 블럭 선도이다. EMG 신호 데이타를 L 샘플의 프레임으로 나누고 각 프레임을 D 샘플씩 이동해 간다.

$$y_1(n)=y(n) \qquad 0\le n\le L-1 \qquad (7)$$

$$y_i(n)=y(n+D), \qquad 0\le n\le L-1$$

$$\vdots \qquad\qquad \vdots$$

$$y(n)=y(n+(k-1)D), \quad 0\le n\le L-1$$

여기서 y(n)은 시간적 변화에 따른 EMG 신호이다. 이 L 샘플의 블록에 대하여 Hamming Window를 사용함으로써 스펙트럼의 왜곡(distortion)을 제거시킨다. Hamming Window의 함수는 식(8)과 같다.

$$WIN(n)=0.54-0.46\cos(2\pi n/L),\ 0\le n\le L-1 \qquad (8)$$

이때 window를 중첩시키는 이유는 각 window 사이의 경계에 있는 데이타 샘플을 잃어버리는 것을 방지하기 위해서이다.

따라서 각 프레임에 대하여 Hamming window를 씌

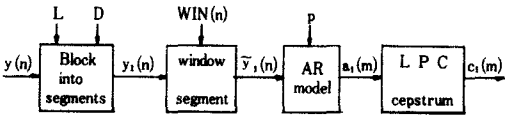


그림 2. LPC 켑스트럼 계수의 추정 블럭 선도
Fig. 2. Block diagram of estimation of LPC cepstrum coefficients.

운 EMG 신호는 다음과 같다.

$$\tilde{y}_i(n) = y(n+(i-1)D) \cdot WIN(n),\ i=1,2,\cdots,k \qquad n=0,1,2,\cdots,L-1 \qquad (9)$$

따라서 Hamming Window를 적용한 각 프레임에 대한 선형 예측 계수를 구하여 식(6)을 통하여 LPC 켑스트럼 계수를 구할 수 있다.

4. 거리 측정(distance measure)

8개의 각 운동기능(굴곡 운동, 신전 운동, 회외운동, 회내 운동, 어깨를 안, 밖으로 움직이는 운동, 어깨를 앞, 뒤로 움직이는 운동)에 대하여 여러번 반복 실험을 한 후, 각각의 기능을 프레임 단위로 분할하여 이에 대한 LPC 켑스트럼을 추정한 뒤, 각 켑스트럼 계수에 대한 평균값을 각 기능에 대한 기준 패턴으로 하고 이를 메모리에 저장한다.

j번째 프레임에 대한 기준 패턴과 시험 패턴의 유클리드 켑스트럼 거리(euclidean cepstral distance measure)는 식(10)으로 주어진다.

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{p} [c_t(i) - c_r(i)]^2} \qquad (10)$$

여기서 $c_t(i)$와 $c_r(i)$는 각각 j번째 프레임의 시험 패턴과 기준패턴의 켑스트럼 계수들이다.

유클리드 켑스트럼 거리 측정은 그 형태가 간단할 뿐만 아니라, 결과적인 거리는 켑스트럼 계수들에 의해 표현되는 대수 스펙트럼간의 거리의 근사값이라는 성질 때문에 수많은 변형체를 갖는다. 이러한 변형체 중의 하나가 가중 켑스트럼거리측정(weighted cepstral distance measure)이다.

본 연구에서는 8가지의 운동 기능에 대한 통계적인 성질을 고려하여 단일 기능에 대한 반복 실험을 통하여 추정된 각 프레임의 켑스트럼 계수에 대한 역분산(inverse variance)을 구하여 이를 가중항으로 설정하였다. 즉

$$w_j = [w_{0j}, w_{1j}, \cdots, w_{ij}] \qquad (11)$$
$$i=p,\ 1 \le j \le q$$

여기서 p는 LPC 켑스트럼의 차수이고 q는 프레임의 수이다. 따라서 j번째 프레임의 기준 패턴과 시험 패턴의 가중 켑스트럼 거리 측정은 식(12)와 같다.

$$d_{wj} = \sum_{i=1}^{p} |w_j [c_t(i) - c_r(i)]| \qquad (12)$$

5. 기능 분리 및 인식 방법

식(10)과 (12)를 이용하여 d_j 또는 d_{wj}의 합이 최소로 되는 운동을 대수 스펙트럼상 가장 유사한 특징 정보를 가지고 있다고 할 수 있으므로 이를 근거로 동작 판정을 한다.

그림3은 LPC 켑스트럼 계수를 이용한 ENG 신호의 기능 분류 및 패턴 인식에 관한 블록선도를 나타낸 것이다.

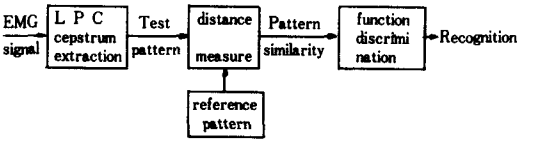


그림 3. EMC 신호의 기능 분리 및 패턴인식 과정
Fig. 3. Block diagram of function discrimination and pattern recognition of EMG signal.

Ⅲ. 실　　험

1. 실험장치

EMG 신호를 추출하여 각 기능에 대한 신호를 식별하는 전체 시스템 블록선도는 그림 4와 같으며 샘플링 주파수는 1[KHz]로 하였다.

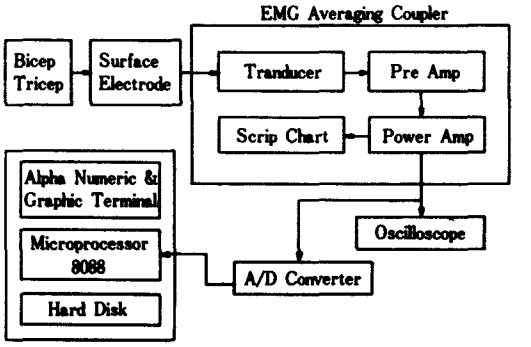


그림 4. 전체 시스템의 블럭 선도
Fig. 4. The block diagram of total system.

2. 실험방법

본 실험에서는 충분히 잘 훈련된 4인의 피검자를 대상으로 실험을 시행하였다. 실험에 사용되는 모든 계기는 완전히 접지시켰으며, Dynograph는 실험 1시간 전에 가동시켜 안정화 시켰다. 본 실험에서 사용된 Ag-Agcl 표면 전극은 모두 3개이며, 이들 중 2개는 운동시 가장 볼록하게 튀어나오는 피검자 우측 팔의 이두박근 및 삼두박근에 부착하였으며, 나머지 전극은 상완근과 원회내근 사이에 볼록하게 튀어나온 뼈부위에 부착하여 접지 전극으로 사용하였다. 또한 Beckman 사의 9852A EMG averaging coupler 를 통하여 이두박근과 접지 전극의 전위에서 삼두박근과 접지 전극의 전위차를 차동 증폭한 후 평균값을 EMG 신호로 검출하게 되며, 피검자는 근 피로도의 영향을 줄이기 위해 충분한 휴식을 취하고, 동작의 정량화를 위하여 오실로스코프에 나타나는 파형을 보면서 각 기능의 동작을 반복하여 시행하였다.

본 실험은 손목 관절을 제외한 상반 관절 및 팔꿈치 관절을 통한 운동을 4가지의 기계적 자유도(degree of freedom)로 해석하여 8가지의 운동기능에 대하여 실험을 수행하였다. 이 8가지의 운동 기능은 굴곡 운동(flexion movement), 신전 운동(extension movement), 회내 운동(pronation movement), 회외 운동(supination movement), 어깨를 안과 밖으로 움직이는 운동, 어깨를 앞과 뒤로 움직이는 운동이다. 그림 5는 4개의 기계적 자유도로 해석된 8가지의 운동 기능을 나타낸 것이다.

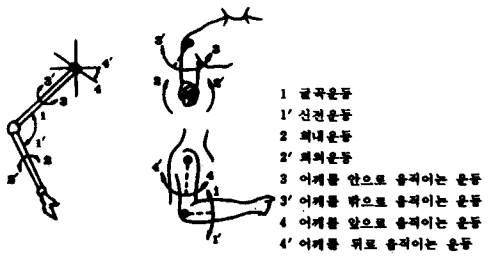


그림 5. 4개의 기계적 자유도를 갖는 인간의 팔
Fig. 5. Upper extermity of mechanical 4 degrees of freedom.

Ⅳ. 실험 결과 및 고찰

1. LPC 켑스트럼 계수의 추정

본 연구에서는 2.3절과 같이 EMG 신호의 안전성을 고려하여 128msec 길이의 Hamming Window를 1.1초 동안에 1회 시행된 EMG 신호의 모든 구간에 걸쳐서 64msec씩 이동시키면서 이 128msec의 단위 프레임 각각에 대하여 LPC 켑스트럼 계수를 추정하였다. 또한 8개의 운동기능의 인식 실험에서의 최적 LPC 켑스트럼 계수의 차수를 구하기 위하여 계수의 수를 8, 10, 12, 14 등으로 변화시켜 인식률을 고찰했다. 그림6은 굴곡운동에 대한 LPC켑스트럼 계수의 변화에 따른 단위 프레임에서의 LPC 대수 스펙트럼과 FFT 대수 스펙트럼을 나타낸 것이다. 일반적으로 계수의 수가 증가함에 따라 LPC 대수 스펙트럼은 FFT 대수 스펙트럼에 접근함을 알 수 있다. 그러나 이러한 결과가 거리 측정에 의한 기능 인식 실험에 있어서 항상 좋은 인식률을 의미하는 것은 아니기 때문에 LPC 켑스트럼의 최적 계수를 결정하는 데 어려움이 따른다.

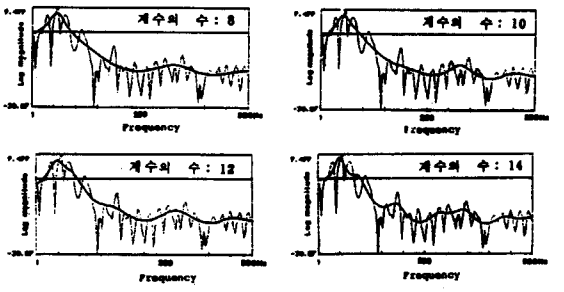


그림 6. 굴곡 운동에 대한 LPC 대수(···)와 FFT(—)대수 스펙트럼
Fig. 6. LPC log(···) and FFT(—) spectrums for flexion movement.

2. 유클리드 켑스트럼 거리 측정에 의한 기능 인식

표 1은 유클리드 켑스트럼 거리 측정에 의한 4인의 피검자 각각에 대하여 8가지의 동작 전체에 대한 인식률의 켑스트럼 차수에 대한 변화를 나타낸 것이다. 피검자 간에 인식률의 차이는 있지만 피검자 s3을 제외하고는 켑스트럼의 계수가 12차 이상에서는 인식률의 증가가 없음을 알 수 있다.

또 표2는 4인의 피검자 전체의 8가지 운동 각각에 대한 인식률을 나타낸 것이다.

LPC 켑스트럼 계수의 차수 증가에 대한 인식률을 살펴보면 계수의 차수가 증가함에 따라 전반적으로 인식률이 향상됨을 알 수 있다. 그러나 계수의 차수

표 1. 유클리드 켑스트럼 거리 측정에 의한 피검자별 인식률

Table 1. Function recognition of the Euclidean cepstral distance measure for 4 subjects.

피검자 \ 차수	8	10	12	14
S1	92.5	95	96.25	96.25
S2	98.75	100	100	100
S3	97.5	96.25	97.5	98.75
S4	90	91.25	92.5	92.5

인식률[%]

표 2. 유클리드 켑스트럼 거리 측정에 의한 기능 인식 결과

Table 2. Function recognition of the Euclidean cepstral distance measure.

기 능		굴곡 운동	신전 운동	회내 운동	회외 운동	어깨 안 운동	어깨 밖 운동	어깨 뒤 운동	어깨 앞 운동	총 인식률 [%]
계	8	92.5	97.5	92.5	95	95	97.5	90	95	94.69
수	10	97.5	97.5	92.5	92.5	95	97.5	92.5	100	95.63
의	12	97.5	97.5	95	97.5	95	97.5	92.5	100	96.56
수	14	97.5	97.5	95	97.5	95	97.5	95	100	96.88

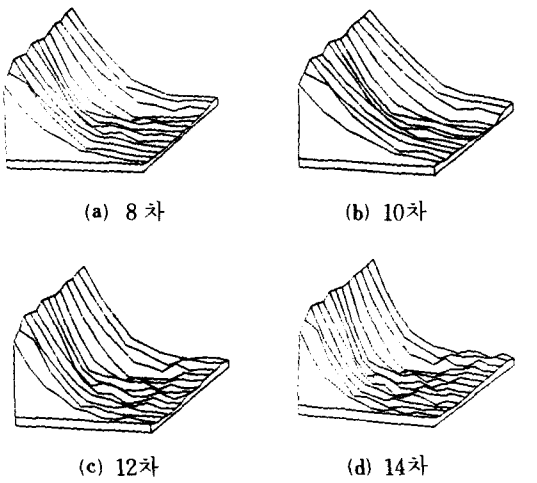
인식률[%]

가 12일 때는 96.56[%]이던 인식 결과가 계수의 차수가 14일 때 96.88[%]로 불과 0.32[%]의 증가밖에 이루어지지 않아 차수증가에 따른 인식률의 향상은 상대적으로 감소하였다. 따라서 14이상으로 차수가 증가하여도 인식률에 크게 영향을 미치지 않음을 알 수 있다.

그림7은 LPC 켑스트럼 계수의 차수 변화에 따른 굴곡 운동의 유클리드 켑스트럼 거리 측정에 사용한 기준 패턴의 일부이다. 그림에서 처럼 각 프레임을 대표하는 켑스트럼의 수가 8, 10, 12 및 14로 증가함에 따라 기준 패턴의 모양이 복잡해 지면서 정교해짐을 알 수 있다. 그러나 계수의 수가 12와 14인 경우는 거의 차이가 없다. 이것은 상기의 결과에서 12차와 14차에서의 인식률의 차이가 거의 변화가 없거나 기준 패턴이 복잡해졌기 때문에 14차 에서는 오히려 인식률이 감소하게 됨을 보여주고 있다.

3. 가중 켑스트럼 거리측정에 의한 기능인식

표3은 2.4절에서 기술한 가중 켑스트럼 거리 측정에 의한 기능인식의 결과를 4인의 피검자 각각에 대



(a) 8차 (b) 10차

(c) 12차 (d) 14차

그림 7. 유클리드 켑스트럼 거리 측정법의 기준 패턴 예

Fig. 7. Reference pattern of Euclidean cepstral distance measure.

하여 정리한 것이다. 피검자 s3를 제외하고는 켑스트럼의 계수가 12차 일때 8가지의 동작에 대하여 100[%]의 인식률을 보이고 있으며 14차에서는 오히려 인식률이 떨어지고 있다.

표 3. 가중 켑스트럼 거리 추정에 의한 피검자별 인식률

Table 3. Function recognition of the weighted cepstral measure for 4 subjects.

피검자 \ 차수	8	10	12	14
S1	80	90	100	96.25
S2	98.75	96.25	100	97.5
S3	95	95	98.75	97.5
S4	93.75	98.75	100	96.25

인식률[%]

또한 표4는 8가지 동작에 대하여 피검자 4인 전체에 대한 인식률을 나타낸 것이다. LPC 켑스트럼 계수의 수가 8일 때에는 각 기능에 대하여 고르지 못한 인식률을 보이고 있다. 이러한 이유는 가중항의 특징 패턴이 실제의 LPC 켑스트럼의 특징 패턴을 충분히 반영하지 못한 데서 발생한 것으로 생각된다. 그러나 계수의 수가 12일 때는 총 320개의 데이타 중 1개만의 오인식이 발생하여 99.69[%]의 가장 좋은 기능 인식 결과를 보였다.

표 4. 가중 켑스트럼 거리측정에 의한 기능인식 결과

Table 4. Function recognition of weighted cepstral distance measure.

기 능		굴곡 운동	신전 운동	회내 운동	회외 운동	어깨 안 운동	어깨 밖 운동	어깨 뒤 운동	어깨 앞 운동	총 인식률 [%]
계수의 수	8	85	100	97.5	92.5	95	82.5	87.5	95	91.88
	10	100	100	100	95	92.5	87.5	85	100	95
	12	100	100	100	97.5	100	100	100	100	99.69
	14	100	100	100	97.5	90	90	90	97.5	96.63

인식률[%]

그림8은 각 기능에 대한 LPC 켑스트럼 계수의 수의 변화에 따른 가중 켑스트럼 거리측정에 사용된 가중항의 기준패턴을 나타낸 것이다.

또한 그림9는 LPC 켑스트럼 계수의 수의 변화에 따른 유클리드 및 가중 켑스트럼 거리 측정에 의한 기능 인식률을 비교한 것이다. 그림에서 가중 켑스트럼의 경우, 계수의 수가 증가함에 따라 유클리드 켑스트럼의 경우보다 인식률이 증가가 큰 폭으로 이루어지고 있으며 계수의 수가 12일 때 가장 좋은 기능 인식 결과를 보이고 있다.

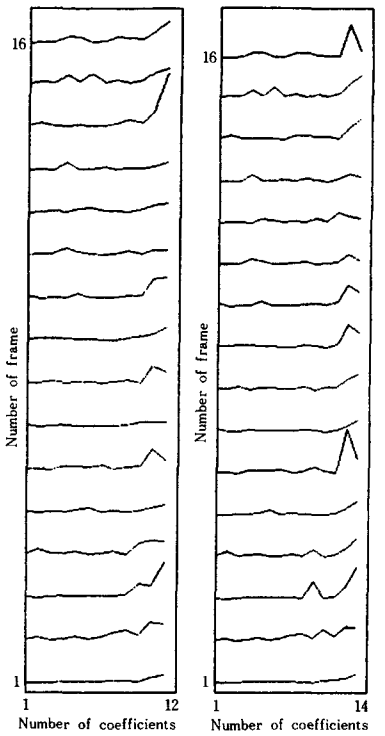


그림 8. 가중 켑스트럼 거리 측정 실험 기준 패턴
Fig. 8. Reference pattern of weighted cepstral distance measure.

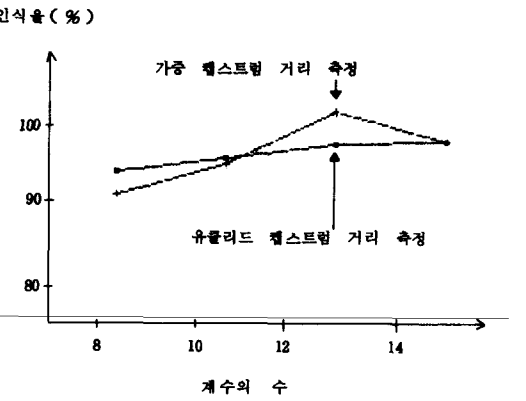


그림 9. 유클리드 및 가중 켑스트럼 거리 측정에 의한 인식률 비교
Fig. 9. Comparition of Euclidean and weighted cepstral distance measure.

상기의 결과는 기존의 AR 모델에 의한 인식률이 굴곡 운동, 신전 운동, 회외 운동, 회내 운동 각각에 대하여 84, 92, 90, 96[%] 인것과 비교하면[12] 9.2 [%]정도 개선되었으며, 8가지 동작 인식에 의한 것임을 고려하면 실용적으로 상당히 유용할 것이라 사료된다. 또한 AR 모델의 인식 시간의 계수들의 수렴 시간과 통계적인 비교 시간을 고려해야 하므로 본 논문의 인식 시간이 더 소요되지는 않을 것이다.

본 연구에서는 IBM PC/AT와 80287 coprocessor를 사용하여 켑스트럼 계수가 8, 10, 12, 14일 때 약 3초에서 5초가 소요되었다.

V. 결 론

본 연구는 상실되거나 마비된 팔의 기능을 대신하는 보철장치에 적용될 수 있는 EMG 신호처리에 관한 연구로서, LPC 켑스트럼 계수를 신호의 특징 매개변수로 하여 유클리드 및 가중 켑스트럼 거리 측정법을 통해 3전극법으로 피검자 팔의 이두박근-삼두박근에서 검출된 EMG 신호로부터 8가지 팔의 기능 분리 및 인식 실험을 수행하였다.

얻어진 결과는 다음과 같다.

1. LPC 켑스트럼 특징 패턴은 시간적인 변화에 따른 EMG 신호의 주요 대수 스펙트럼 정보를 잘 반영하고 있었다.

2. LPC 켑스트럼 계수를 통한 유클리드 및 가중 켑스트럼 거리 측정 방법의 신호의 유사도 판정은 팔의 각 기능 인식에 적합하였다.

3. 4명의 피검자를 대상으로 LPC 켑스트럼 계수의 수를 증가시켜 가면서 8개의 기능에 관한 인식실험을 수행한 결과, 유클리드 켑스트럼 거리측정의 경우, 계수의 수가 8, 10, 12, 14 등으로 증가함에 따라 기능 인식률도 각각 94.69, 95.63, 96.65, 96.88[%] 등으로 증가하였으나 인식률의 상대적인 증가폭은 감소하였다.

4. 가중 켑스트럼 거리 측정의 경우에는 LPC 켑스트럼 계수의 수가 8, 10, 12, 14일 때 각각 91.88, 95, 99.69, 96.63[%]의 기능 인식률을 보였다.

이상의 결과를 바탕으로 정량적인 EMG 신호의 검출 및 LPC 켑스트럼 계수의 최적 차수의 선택을 통하여 팔의 동작 기능 판별에 대한 오인식률을 감소시킬 수 있을 것이며, 여러가지 보철제어 및 인간-기계 시스템제어에 응용될 수 있을 것으로 기대된다.

參 考 文 獻

[1] C.J. De Luca, "Physiology and mathematics of myoelectric signals," *IEEE Trans. BME*, vol. 26, pp. 313-325, 1979.

[2] IEEE EMB society, "Rehabilitation engineering," *IEEE, EMB.* 1,4, 1982.

[3] D. graupe, J. Magnussen, and A.A. Beex, "A microprocessor system for multifunctional control of upper limb prosthesis via myoeletric signal identification," *IEEE Trans. Auto. Control.*, vol. AC-23, pp. 538-544, 1978.

[4] D. Graupe, and W.K. Cline, "Functional separation of EMG signal via ARMA identification method for prosthesis control purpose," *IEEE Trans. SMC*, vol. 5, pp. 252-259, 1975.

[5] G.N. Saridis and T.P. Gootee, "EMG pattern analysis and classification for prosthesis arm," *IEEE Trans. BME*, vol. 29, pp. 403-409, 1982.

[6] P.C. Doerschuk, D.E. Gustafson and A.S. Willsky, "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis, *IEEE Trans. BME*, vol. 30, pp. 18-38, 1983.

[7] H.B. Evans, P.A. Parker, and R.N. Scott, "Signal processing for proportional myoelectric control," *IEEE Trans.* BME, vol. 31, pp. 207-211, 1984.

[8] G. Brody, R.N. Scott, and R. Balasubramaanian, "A model for myoelectric signal generation," Medical and Biological Eng., pp. 29-41, 1974.

[9] A. Gray and J. Markel, "Distance measures for speech processing," *IEEE Trans.* vol. ASSP-24, pp. 380-391, 1976.

[10] T. You. Ichi, "A weighted cepstral distance measure for speech recognition," *IEEE Trans.* vol. ASSP-35, pp. 1414-1422, 1987.

[11] G. Hefftner, W. Zucchini and G.G. Jaros, "The electomyogram as a control signal for function neuromuscular stimulation-part I: autoregressive modelling as a mean of EMG signature discrimination," *IEEE Trans. BME*, vol. 35, pp. 250-237, 1988.

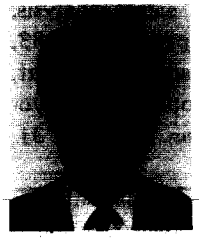
[12] 박상희, 변윤식, 이건기, "선형 예측을 이용한 EMG 신호 처리에 관한 연구",대한전자 공학회지, vol. 87-24-2-16, pp. 98-109, 1987.

[13] S. Furui, "Cepstral analysis technique for automatic speaker verification," *IEEE Trans.* vol. ASSP-29, pp. 254-272, 1981.

[14] J.D. Markel and A.H. Gray, Jr., Linear prediction of speech, Springer-Verlag, New York, 1976.

[15] 윤태성, "청각 모델을 이용한 한국어 인식에 관한 연구",연세대학교, 전기공학과, 박사 학위 논문, 1988.

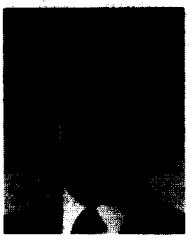
著 者 紹 介



王 文 成(正會員)

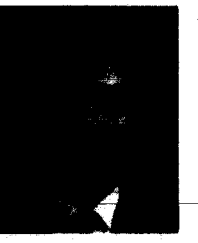
1958年 9月 4日生. 1981年 2月 연세대학교 전기공학과 공학사 학위 취득. 1983年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 공학석사 학위 취득. 1990年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 공학박사 학위 취득. 1984年 9月～현재 동양공업전문대학 조교수. 주관심분야는 신호처리, 계측 시스템 및 Robotics 등임.

●



鄭 泰 允(正會員)

1964年 11月 21日生. 1987年 2月 연세대학교 전기공학과 공학사 학위 취득. 1989年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 공학 석사 학위 취득. 1989年 4月～현재 삼성종합기술원 전자기기 연구소 연구원. 주관심분야는 신호처리 및 영상기기 개발등임.



崔 允 浩(正會員)

1957年 1月 14日生. 1980年 2月 연세대학교 전기공학과 공학사 학위 취득. 1982年 2月 연세대학교 대학원 전기공학과 공학석사 학위 취득. 1987年 3月～현재 연세대학교 대학원 전기공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 지능제어 이론, 컴퓨터 Vision 및 Robotics 등임.

●

邊 潤 植 (正會員) 第25卷 第9號 參照
현재 인천대학교 전자공학과 조교수

●

朴 相 曦 (正會員) 第25卷 第11號 參照
현재 연세대학교 공과대학 전기공학과 교수