

# EMG 신호의 기능 분류에 적용되는 CEPSTRUM 기법에 관한 연구

왕 문성, 변 윤식, 박 상희  
동양공전 전기과, 인천대 전자과, 연세대 전기과

## A Study on the CEPSTRUM Method for the Function Classification of EMG Signal

Wang Moon-Sung, Byun Yoon-Shik, Park Sang-Hui  
DongYang Tech. Col., InCheon Univ., YonSei Univ.

Under the assumption that the EMG signal was used as the reference signal for driving a prosthetic arm, function discrimination of EMG signal from the biceps and triceps of subject was achieved with LPC CEPSTRUM coefficients. By varying the number of coefficients, the types of windows, window size, and window overlapping rates, the best conditions for the function discrimination of EMG signal were obtained.

### I. 서 론

인간의 상실된 수족의 기능을 대신하는 보철 장치(인공 수족)에 관한 연구 중에서 가장 핵심이 되는 것은 보철 장치에 가해주는 제어 신호를 인공이 아닌 생체에서 나오는 신호로 직접 적용하여 제어하려는 것이다. 특히 인간의 팔(upper extremity) 근육에서 나오는 EMG 신호를 해석하여 적용하는 방법은 일반화된 것 중의 하나이다. EMG 신호를 보철 제어에 이용하기 위해서는 EMG 신호로부터 잡음을 제거하고 제어에 필요한 특징 정보를 추출하여 각 동작 기능에 대응하는 변수로 바꾸어야 하며, 여러가지 동작 기능을 정확히 인식하기 위해서는 변수들에 관한 통계적 해석이 필요하다.

Saridis[1] 등은 영교차율 및 1, 2, 3차 모우먼트 등의 통계적 분석을 이용하여 각 동작 기능을 나타내는 EMG 신호의 관련 변수를 2차원 평면상에 일정 영역으로 표시하여 패턴 인식을 이용한 기능 분류를 시도하였고, Doerschuk[2] 등은 자기 상관 함수와 상호 상관 함수를 이용한 동작 기능 분류 방법을 제안하였다. Scott[3] 등은 칼만 필터를 이용하여 비례 제어를 위한 기능 분류를 시도하였고, Sheriff[4] 등은 ARIMA 모델을 이용하여 기능 분류를 시도하였으며, Graupe[5] 등은 AR 모델을 이용하여 시간 변화에 따른 신호의 정보를 통하여 얻어진 매개 변수의 통계적 특징을 이용하여 EMG 신호를 수학적으로 복원할 수 있음을 보였다. 이러한 방법들은 상호간의 장단점을 보완하면서 발전되었지만 실제의 다양한 팔 운동 기능 전체를 완전하게

인식하는 것은 불가능하다. 또한 필요한 전체 운동 기능에 대한 인식이 100[%]가 되어야만 보철용 인공 팔을 오동작 없이 제어할 수 있기 때문에 가능한 운동 기능에 대한 완벽한 인식을 위한 새로운 방법이 필요하게 된다. 최근에 상이한 동작을 나타내는 EMG 신호의 주파수 성분의 차이점을 고려하여 음성 인식에서 많이 쓰이는 선형 예측 계수를 이용한 Cepstrum 계수로서 각 동작 기능의 분류가 가능함을 보였으나 인식률의 정확성을 위하여 계수의 차수를 12차 이상으로 하였기 때문에 인식을 위한 수행시간이 늘어나는 단점이 있었다[6].

따라서 본 연구에서는 EMG 신호의 시계열 분석과 주파수 영역에서의 스펙트럼 분석을 동시에 이용할 수 있도록 신호 처리의 여러 분야에서 응용되어 왔던 Homomorphic 신호 처리의 선형 예측 계수를 이용한 Cepstrum 계수를 구한 후 유클리드 거리 측정법을 적용하여 팔의 8 가지 동작 기능 분류에 이용하려고 한다. 또한 선행 연구에서의 단점으로 생각되는 고차의 Cepstrum 차수의 단축을 위하여 광범위한 시뮬레이션으로 최적의 차수를 찾고자 한다.

### II. EMG 신호의 모델링

EMG 신호는 완전하게 안정된(stationary) 신호는 아니지만 실제로 선형 예측 계수로 모델링해 보면 매개 변수의 시간에 따른 변동 범위가 상당히 적으며, 또한 단일 동작의 기록을 짧은 시간 안에 취하여 여러 개로 나눈 뒤 신호의 시간 평균으로 계산된 통계적 성질이 각 구간에서 크게 변화하지 않는 단 구간에서 안정한 신호이므로 선형 모델링이 가능하다. 따라서 EMG 신호를 AR 모델로 모델링할때, EMG 신호의 각 샘플  $x(n)$ 은 식(1)과 같이 과거의 샘플  $x(n-k)$ 에 독립적인 오차  $e(n)$ 을 합한 선형 조합으로 표시된다.

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + e(n) \quad (1)$$

여기서,  $x(n)$ : AR 모델로 구성된 EMG 신호의 샘플  
 $a_k$  : AR 모델 계수  
 $e(n)$ : 오차  
 $p$  : 모델의 차수

공분산법(covariance method)에 의하여 구한 AR 모델 계수  $a_k$ 의 통계적 특성을 비교함으로써 EMG 신호의 동작 기능 판별이 가능하며 필요하다면 EMG 신호의 스펙트럼도 추정할 수 있다. 일반적으로 EMG 신호의 스펙트럼은 여러 가지 팔 기능의 근육 수축의 정도보다는 전극의 위치와 근육 수축 형태와 같은 요소들에 영향을 받으며, 표면 전극을 사용할 경우 피부 표면에서 검출되는 EMG 신호의 랜덤한 성질 때문에 보철 제어를 위한 방법으로는 이용되지 않았으나 최근 EMG 신호의 각 동작 사이의 스펙트럼의 차이점이 알려져서 동작 분리 인식에도 사용 가능성이 생겼다. AR 계수만을 통하여 팔의 기능을 분리하기 위해서는 많은 통계적인 작업이 필요하며, 또한 비교적 다양한 팔의 동작 기능 분리에 적용하는 데에는 인식률이 문제가 생긴다.

따라서 본 연구에서는 EMG 신호의 데이터 압축과 충분한 스펙트럼 정보의 반영이라는 면에서 AR 계수로부터 얻어지는 Cepstrum 계수를 특징 매개 변수로 하여 8 가지 팔 기능에 대한 동작을 분리, 인식 실험을 한다. Cepstrum 계수를 특징 매개 변수로 택한 이유는 Cepstrum에 의한 거리 계산은 EMG 신호의 로그 스펙트럼 상에서의 거리 계산과 같은 의미를 주며, 시계열 분석의 AR 계수와 그것을 이용한 스펙트럼을 동시에 적용하기 때문에 다른 특징을 나타내는 매개 변수들보다 높은 인식률을 보여주고 있다.

식(1)의 AR 모델 계수  $a_k$ 와 최소 자승 오차  $E_{min}$ 을 식(2)에 순환적으로 대입하면 Cepstrum 계수를 구할 수 있다.

$$C_0 = \ln E_{min}$$

$$C_i = a_i - \frac{1}{i} \sum_{k=1}^{i-1} k C_{k+i-k} \quad 1 \leq i \leq p \quad (2)$$

$$C_i = - \frac{1}{i} \sum_{k=1}^p [(i-k)C_{i-k}] a_k \quad i > p$$

### III. EMG 신호의 처리 방법

A/D 변환하여 검출된 EMG 신호의 전체 데이터 샘플에 대한 Cepstrum 계수를 고차의 AR 모델로서 한 번에 구하려면 실행 시간이 많이 걸리게 된다. Cepstrum 계수의 차수가 높아질수록 원 신호에 가깝게 되지만 원 신호에 가깝게 되는 것과 인식률과는 정확한 상관 관계를 보이지 않는다. 따라서 정확한 기능 분류에 영향을 미치는 Cepstrum 계수의 차수 뿐만 아니라 윈도우의 종류, 크기 및 윈도우 사이의 중첩 비율 등을 고려하여 다음과 같이 EMG 신호를 처리하여 Cepstrum 계수를 추정한다.

EMG 신호의 안정성을 고려하여 데이터를 L 샘플의 프레임으로 나누고 편의상 각 프레임의 크기는 윈도우의 크

기와 같게하며, 각 프레임은 D 샘플씩 이동해 나간다. 이 L 샘플의 블록에 대하여 스펙트럼의 왜곡을 제거할 목적으로 3 가지 종류의 윈도우(Hanning, Hanning, Rectangular)를 씌운다. 또한 각 윈도우 사이의 경계에 있는 데이터 샘플의 특성을 잃어버리는 것을 방지하기 위해서 데이터를 0, 20, 40, 60 및 80[%]로 중첩시켜 인식률의 변화를 고찰해 본다. 따라서 각 프레임에 대하여 윈도우를 씌운 EMG 신호는

$$x(n) = x_{n+(i-1)D} \text{Win}(n) \quad (3)$$

이고, 윈도우를 씌운 각 프레임에 대한 AR 계수를 구한 후 식(2)을 이용하여 Cepstrum 계수를 추정할 수 있다.

여러 차례의 실험을 통하여 얻어진 8 개의 동작 기능을 나타내는 EMG 신호 데이터 중에서 각각의 동작 기능을 프레임 벡터 단위로 하여 이에 대한 Cepstrum 계수를 추정하고 각 Cepstrum 계수의 평균을 취하여 이를 하나의 기준 패턴으로 정하여 메모리에 저장한다. 8 가지 기준 패턴과 입력되는 시험 패턴과의 유클리드 거리 측정법에 의한 최소의 거리를 나타내는 것으로 동작 판별을 하게된다.

### IV. 실험

실험 장치는 모두 완전히 접지하였고, 표면 전극(Ag-AgCl 표면 전극, Beckman, Model 650418, 직경 17[mm])을 피검자에 부착한 후 30 분 정도의 안정화 기간을 가졌다. 전극 접촉 부위는 거친 형질로 마찰하여 피부 표면을 거칠게 한 후, 99[%]의 에탄올로 세정하고 또한 피부와 전극의 정확한 유착을 위하여 전극용 전도 겔(Lectron II, NDC 36-300-25)을 사용하였다. 전극의 위치는 상완에 힘을 주었을 때, 이두근과 삼두근의 가장 볼록한 부위에 각 1 개씩, 또 팔꿈치 안쪽의 볼록하게 튀어나온 뼈에 1 개의 접지 전극을 부착하였다. 표면 전극을 통과한 EMG 신호는 Coupler(Beckman, Model 9852A)에 전달되어 차등 증폭되어 1 [KHz]로 A/D 변환 된다. A/D 변환하면서 데이터를 수집할 때에는 우선 힘을 주지 않을 경우 CRT 화면을 보면서 Dynograph와 A/D 변환기의 오프셋 레벨을 조정하여 신호의 파형이 제로 레벨에 일치하도록 조절하며, 가장 진폭이 크게 변화하는 굴곡 운동을 할 경우 CRT 화면 각 부분에 신호의 최대, 최소치가 상한선을 넘지 않도록 오프셋 조정을 한다. 피검자는 오실로스코프와 CRT 화면에 나타나는 EMG 신호를 보면서 1 [sec]에 1 회씩 같은 동작을 반복한다. 그 다음 A/D 변환기에 저장된 데이터 중 비슷한 것을 선택하여 디스켓에 저장한 후 분석에 이용한다.

각 운동에 관한 동작은 굴곡(flexion)운동, 신전(extension)운동, 회외(supination)운동, 회내(pronation)운동과 어깨를 앞, 뒤로 움직이는 운동 및 어깨를 안, 밖으로 움직이는 운동의 8 가지에 관한 것이다.

V. 결과 고찰

그림 1에서 4까지는 윈도우의 크기를 변화시킬 때 8 가지 동작 전체에 대한 인식률의 변화를 도시한 것이다.

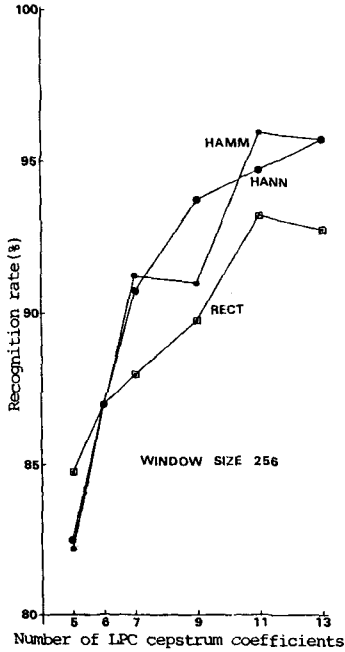


그림 1 윈도우의 크기가 256일 때의 인식율

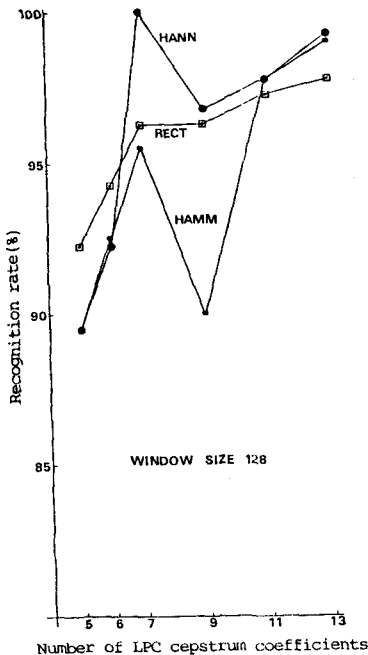


그림 2 윈도우의 크기가 128일 때의 인식율

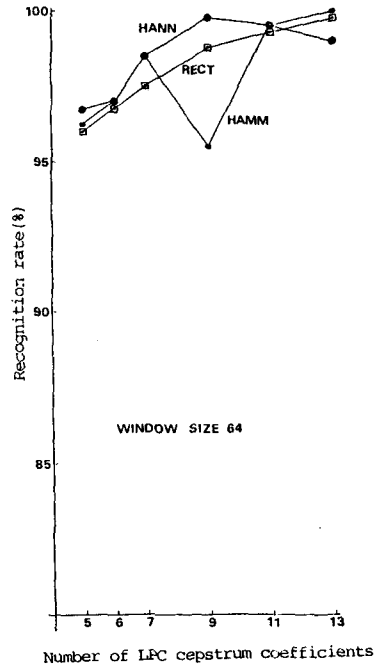


그림 3 윈도우의 크기가 64일 때의 인식율

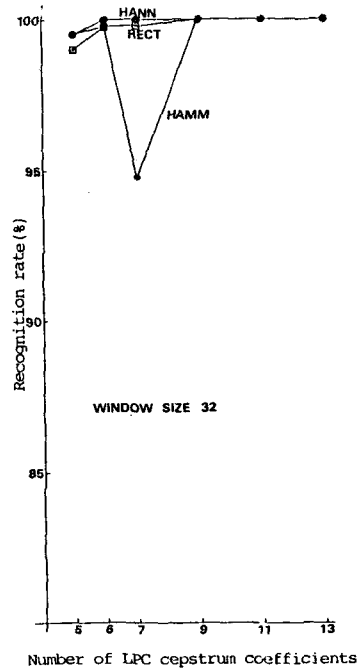


그림 4 윈도우의 크기가 32일 때의 인식율

Cepstrum 차수가 높아지면 인식률은 증가하지만 정확히 Cepstrum 계수의 차수와 비례하지는 않는다. 가장 높은 주 파수 해상도를 갖는 윈도우의 크기가 256인 경우 인식률은 Cepstrum 계수의 차수가 11 차 이상이 되어야만 95% 정도

의 인식률을 나타내지만 윈도우의 크기가 128, 64 및 32로 작아지면서 인식률이 94.2, 98.1, 99.7[%]로 증가되는 것을 알 수 있다. 이는 EMG 신호의 동작 기능 인식에서 높은 주파수 해상도 보다는 빠른 주파수 변화의 추적이 더 많은 영향을 미치는 것을 의미하며 그림 4에서 처럼 윈도우의 크기가 32 일 경우 Hamming 윈도우와 구형 윈도우는 Cepstrum 계수의 차수가 9차 이상에서는 100[%]의 인식률을 보이고, Hanning 윈도우는 Cepstrum 계수의 차수가 6차 이상에서 100[%]의 인식률을 보이고 있다. 실제로 윈도우의 크기가 32이고 Cepstrum 계수의 차수가 9차 이상이면 윈도우의 종류와 관계 없이 100[%]의 인식률을 나타낸다. 이는 윈도우의 크기가 너무크면 각 운동 기능의 특징을 나타내는 프레임의 수가 적어지기 때문에 인식률이 낮아지는 것이라고 생각된다.

그림 5는 각 차수에 대하여 윈도우의 종류와 무관하게 8 가지의 전체 동작 기능에 대하여 윈도우의 겹치는 비율에 대한 인식률의 평균값을 도식한 것이다. 중첩을 전혀하지 않은 경우는 데이터의 경계점에서의 정보 손실 때문에 매우 낮은 인식률을 보인다. 중첩을 많이 할 수록 스펙트럼의 해상도는 높아지지만 그것이 인식률과 직접 관련이 있는 것은 아니며 Cepstrum 계수의 차수가 7, 9, 11차인 경우 80[%]의 중첩 비율 보다 60[%]의 중첩 비율이 더 높은

인식률을 보이며 전체적인 Cepstrum 계수의 차수의 변화에 따라 일정한 인식률의 증가를 보임을 알 수 있다. 또한 윈도우 사이를 너무 많이 중첩하면 기준 패턴을 나타내는 프레임이 증가하여 전체 인식 시간에 영향을 줄 뿐 아니라 그 구조가 너무 복잡하여 상대적으로 인식률을 떨어뜨리는 것으로 볼 수 있다.

V. 검토

본 연구에서는 EMG 신호의 동작 기능 분류의 인식률에 영향을 미치는 Cepstrum 계수의 차수를 5, 6, 7, 9, 11 및 13 차로 변화시켜가면서 고려해 보았다. 그러나 차수가 높을수록 모델이 복잡해지기 때문에 보다 낮은 차수에서도 100[%] 인식에 대한 가능성을 검증하기 위해서 각 계수마다 윈도우를 3 종류(Hamming, Hanning, Rectangular)로 하여 가장 적합한 윈도우를 찾고, 각 윈도우의 크기를 256, 128, 64 및 32로 변화시켜서 최고의 인식률을 보이는 조건을 알아내려 했으며, 각 윈도우의 중첩되는 부분도 0, 20, 40, 60 및 80[%]로 하여 윈도우 사이의 경계 부분에서의 데이터 손실을 최소화하는 비율을 알아내려고 하였다.

VI. 참고 문헌

[1] Saridis, G.N. & Goote, T.P., "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm", IEEE Trans. BME. 29, 403, 1982  
 [2] P.C.Doerschuk et al., "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis", IEEE Trans, Vol. BME-30, pp. 18-38, Jan., 1983  
 [3] R.N.Scott et al., "A model for myoelectric signal generation", Med. & Biol. Eng., pp.29-41, 1974  
 [4] M.H.Sherif & R.J.Gregor, "Modeling myoelectric interface patterns during movement", IFMBE, pp.2-9, Jan., 1986  
 [5] O.Paiss & G.F.Inbar, "Autoregressive modeling of surface EMG and its spectrum with application to fatigue," IEEE Trans., Vol. BME-34, pp.761-770, 1987  
 [6] J.D.Markel & A.H.Gray, Jr. : Linear prediction of speech, Springer-verlag, 1976

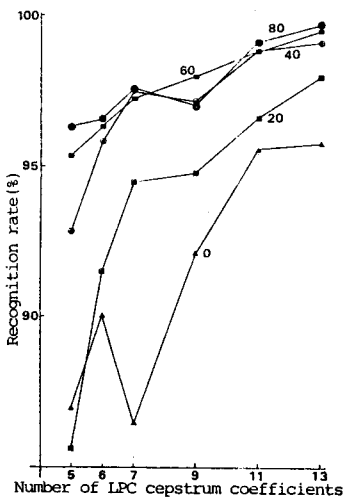


그림 5 중첩 비율의 변화에 따른 인식률 변화