

표면 근전도 신호 해석에 의한

내부 근육 근전도 신호의 추정

*왕 문 성 · 변 은 식 · 박 상 희

연세 대학교 전기 공학과

Intramuscular EMG Signal Estimation Using
Surface EMG Signal AnalysisMoon-Sung Wang, Youn-Shik Byun and Sang-Hui Park
Department of Electrical Eng., Yonsei Univ.

ABSTRACT

We present a method for the estimation of intramuscular electromyographic(EMG) signals from the given surface EMG signals. This method is based on representing the surface EMG signal as an autoregressive(AR) time model with a delayed intramuscular EMG signal as an input. The parameters of the time series model that transforms the intramuscular signal to the surface signal are identified. The identified model is then used in estimating the intramuscular signal from the surface signal.

I. 서론

최근에 현대 신호처리 기법이 생체 신호를 해석하는데 많이 사용되고 있다. 본 연구는 이러한 신호들 중의 하나, 즉 수축되는 근육에 의하여 생성되는 전기적인 신호인 근전도 (electromyogram; EMG) 신호를 처리하는 것이다. 근전도 신호는 근육 내부(intramuscular; IM) 전극에 의한 활동 근육 또는 표면 전극에 의한 피부의 표면에서 기록된다. IM 근전도는 일반적으로 근육속에 삽입된 침형 전극을 사용하여 측정한다. 표면 근전도 신호는 지부에 상처를 냈 필요가 없기 때문에 고통이 전혀 없으며 누구라도 사용할 수 있다. 그러나 표면 EMG 신호는 근섬유와 지방조직의 결합, 피부와 피부 전극의 인터페이스 등 때문에 비선형 저역 통과 필터를 거친 것처럼 되어 IM 신호를 감쇄시키거나 왜곡을 가진 형태가 된다. 그러므로, 표면 근전도에서 근육의 특성을 해석하는 것은 IM 근전도보다 훨씬 어렵다. 또한 표면전극은 그 근처의 모든 활동근육으로부터 근전도신호를 포함하는 반면, IM 근전도는 주변근육으로부터 최소의 간섭을 받는 신호를 포함한다. 그러므로, 정확하고 편리하게 IM 근전도를 추정하는 기법과 표면 측정으로부터 신호의 주파수 특성을 알아내는 방법이 필요하다.

본 연구는 표면 근전도신호로부터 IM 근전도신호를 추정하는 방법을 개발하는 데 목적이 있다. 본 연구에서는 표면 근전도신호를 자연된 IM 근전도신호의 입력을 갖는 자기회귀 (autoregressive; AR) 모델로 나타낸다. "조직필터" (tissue filter)에 의한 이 모델은 IM 근전도 신호와 표면근전도신호의 관계를 나타내주고 있다. 내부 근육과 표면 근전도신호의 원형 (prototype)을 얻게되면 자연을 포함한 조직필터의 매개변수를 구할 수 있다. 이 모델을 사용하여 표면 근전도신호로부터 IM 근전도신호를 추정하는데 위니 필터가 사용된다.

III. EMG 의 수학적모델

최근의 근전도신호해석에 시계열 모델이 사용되고 있다. Graupe<1>는 (1)식과 같은 형태의 AR 모델을 이용하여 EMG 신호를 나타내었다.

$$y(k) = \sum_{i=1}^N a_i y(k-i) + u(k) \quad (1)$$

여기서 $y(k)$ 는 팔 기능에 관련된 시간 k 에서의 신호이고, a_i 는 AR계수. 그리고 $u(k)$ 는 N차 모델의 1차 선형에 속오차이다. Graupe의 전체적인 결과는 EMG 신호가 비교적 짧은 구간에서 stationary한 것으로 생각할 수 있다는 것을 보여준다.

Sherif는 근전도 신호가 nonstationary 하다고 강조하였고 자기회귀 적분 이동평균(ARIMA) 모델을 사용하였다. Sherif는 근전도의 nonstationary 현상이 근육활동의 다른 phase 동안 일어난다고 하였다.

Doerschuk 등<3>은 다중채널 근전도 신호의 AR 모델을 사용하여 근전도 신호로 부터 보침제어를 시도하였다. 즉,

$$Y(k) = \sum_{j=1}^N A_{mj} Y(k-j) + U_m(k) \quad m=1, 2, \dots, M \quad (2)$$

여기서 $Y(k)$ 는 관측된 근전도 신호의 $P \times 1$ 벡터이고 $\{A_{mj}, \dots, A_{mM}\}$ 는 $P \times P$ 계수 행렬이다. 벡터 시퀀스 $U_m(k)$ 는 1차선형 예측 오차 벡터이고, M 은 모델화된 팔기능에 관계되며, M 은 팔기능의 수이고 P 는 전극의 수이다. 이 모델은 Graupe에 의해 사용된 것의 일반화된 형태이다.

본 연구에서 쓰인 수학적인 모델은 (3)식으로 나타난다. 관측된 변수는 표면 근전도 신호 $y(t)$ 이다.

$$y(t) = \sum_{i=1}^m a_i y(t-i) + \sum_{i=0}^{n-1} b_i x(t-i-D) + n(t) \quad (3)$$

여기서, $y(t)$ 의 동적 특성은 그것의 과거값과 $x(t)$ 의 과거값 그리고 평균이 0이고 편차가 0인 벡터 시퀀스로 정의되고 독립적으로 분산되는 잡음 $n(t)$ 항으로 표시되었다. (3)식에서 m 은 모델의 차수, $(n+1)$ 은 입력 시퀀스의 차수, 그리고 D 는 신호가 근육내의 발생부에서 피부의 표면 까지 전달될 때까지 걸리는 시간지연을 나타낸다.

III. 매개변수의 추정

(3)식은 (4)식으로 변형할 수 있다.

$$y(t) = \bar{\theta}^T \bar{Z}(t-1) + n(t) \quad (4)$$

여기서

$$\bar{Z}^T(t-1) = [y(t-1), \dots, y(t-m),$$

$$x(t-D), \dots, x(t-n-D)]$$

$$\bar{\theta}^T = [a_1, \dots, a_m, b_0, \dots, b_n]$$

시간지연 D 는 매우 중요한 변수이고 쉽게 구할 수 없기 때문에 아는 값으로 가정한다. 모델 매개변수 $\bar{\theta}$ 와 ρ 는 $\{y(t)\}$ 와 $\{x(t)\}$ 의 관측된 시계열로부터 최소 차승법을 사용하여 다음처럼 구한다.

$$\hat{\theta}_{LS}^T = \left[\sum_{t=m+1}^L Z(t-1)Z(t-1)^T \right]^{-1} \left[\sum_{t=m+1}^L Z(t-1)y(t) \right] \quad (5)$$

$$\hat{\rho}_{LS} = \frac{1}{L-m} \sum_{t=m+1}^L [y(t) - \hat{\theta}^T Z(t-1)] \quad (6)$$

여기서 L 은 $\{Y(t)\}$ 시퀀스의 길이이며 시계열 $\{x(t)\}$ 는 $(m-n-D+1)$ 에서부터 $(L-D)$ 까지 얻을 수 있다.

IV. IM 근전도 신호의 추정

표면 근전도에서 IM 근전도 스펙트럼을 구하기 위하여 위니 필터링<4>을 이용한다. IM 근전도 시퀀스 $\{x(t)\}$ 와 표면 근전도 시퀀스 $\{y(t)\}$ 가 광의의 stationary한 것으로 가정한다.

(3)식의 모델은 행렬을 이용하면 (7)식이 된다.

$$A\bar{Y} = B\bar{X} + N \quad (7)$$

$$\bar{Y}^T = [y(1), \dots, y(L)]$$

$$\bar{X}^T = [x(1-D), \dots, x(L-D)]$$

$$\bar{N}^T = [n(1), \dots, n(L)]$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -a_1 & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -a_2 & -a_1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & -a_2 & -a_1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} b_0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ b_1 & b_0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ b_2 & b_1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & b_2 & b_1 & b_0 \end{bmatrix}$$

R_x 와 R_n 을 각각 X 와 N 의 공분산 행렬이라 하면 제한 목적 함수는 다음과 같다.

$$COF(\bar{X}) = \|R_x^{-1} R_n X\|^2 + \frac{1}{f} \|A\bar{Y} - B\bar{X}\|^2 \quad (8)$$

X 에 대해서 $COF(X)$ 를 최소화하여 다음 식을 얻는다.

$$\bar{X} = (B^T B + f R_x^{-1} R_n)^{-1} B^T A \bar{Y} \quad (9)$$

여기서 $(B^T B + f R_x^{-1} R_n)^{-1} B^T A$ 는 매개변수가 f 인 위니필터이다. 역행렬에 의해서 X 의 계산은 L 이 큰 값일 때는 비효율적이지만 $(B^T B + f R_x^{-1} R_n)$ 행렬은 Toeplitz형태이므로 위니 필터의 푸리에 해석이 적용될 수 있다. 그러므로 $\{x(t)\}$ 의 푸리에 변환은 다음과 같이 얻어진다.

$$X(f) = \frac{Sx(f)Q(f)}{Sx(f)H(f) + f\rho} \quad (10)$$

위 식에서 $Q(f)$ 는 $B^T A Y$ 의 푸리에 변환이고 $Sx(f)$ 는 $\{x(t)\}$ 의 전력 스펙트럼, ρ 는 $\{n(t)\}$ 의 편차를 나타내고 $H(f)$ 는 $B^T B$ 행렬의 고유치를 포함한다. $Sx(f)$ 는 최대 엔트로피 방법 <5>에 의해서 $\{x(t)\}$ 로부터 구할 수 있다. 복원된 IM 근전도 시퀀스 $\{x(t)\}$ 는 $X(f)$ 의 역 푸리에 변환을 위하여 얻을 수 있다. 복원된 신호 $\{x(t)\}$ 와 스펙트럼은 일상적 목적에 사용될 수 있다.

V. 결 론

본 연구에서는 주어진 표면 근전도 신호로부터 근육 내부의 근전도 신호 추정에 대한 방법을 제시하였다. IM 근전도 신호와 표면 근전도 신호의 차성을 비교해 본 결과 매우 비슷한 결과를 가짐을 알 수 있으며 복원된 근전도 신호와 스펙트럼도 일상적 목적에 사용될 수 있을 것이다.

VI. 참 고 문 헌

- [1] D.Graupe et al, "Functional Separation of EMG Signals via ARMA Identification", IEEE Trans. Syst., Man and Cybern., vol. SMC-5, pp.252-259, 1975.
- [2] M.H.Sherif et al, "Effects of Load on Myoelectric Signals: THE ARIMA Representation", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-28, pp. 411-416, May 1981.
- [3] P.C.Doerschuk et al, "Upper Extremity Limb Function Discrimination Using EMG Signal Analysis", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-30, pp.18-38, January 1983.
- [4] W.B.Davenport and W.L.Root, An Introduction to the Theory of Random Signals and Noise, McGraw-Hill, New York, 1958.
- [5] J.P.Burg, "Maximum Entropy Spectral Analysis", PhD thesis, Stanford University, Stanford, CA, 1975.