

잡음환경에 강건한 근전도 신호 진폭 추정 알고리듬 제안

전 창 익, *유 세 균, 허 영, *김 성 환

한국전기연구원 전자의료기기 연구그룹, *서울시립대학교 전자전기공학부

전화 : 031-420-6167 / 핸드폰 : 019-292-9061

Robust Algorithm for EMG signal Amplitude Estimation in noisy Environment

Abstract

This paper has been studied an algorithm for EMG signal amplitude estimation in noisy environment. The proposed method has the first stage decomposing the row vector from the delayed EMG signal and the second stage computing the eigenvalues by the eigen decomposition from the covariance matrix of the EMG signal matrix. The last stage is the estimation of RMS values from the eigenvalues. The proposed method was effective when the amplitude of the EMG signal is small, which means the signal to noise ratio is low.

I. 서론

근육에 적당한 자극이 가해지면 신경세포에서와 같이 근섬유막이 탈분극(depolarization)하게 되어 활동전압(action potential)이 발생되며, Cl^- , Na^+ , K^+ 등의 이온 변화가 일어남과 동시에 수축(contraction)이 일어나게 된다. 일반적으로 근전도 신호는 수십 μV ~수 백 mV 의 크기를 가지며, 20Hz~10kHz의 주파수 대역을 갖는다. 이러한 근전도 신호는 근육이나 신경의 질병 진단, 근육의 전기적 특성 파악, 근전도 신호와 근력과의 상관관계 추정 등과 같이 다양하게 활용되고 있다. 특히, 근전도 신호를 이용한 인공의수 제어와 같은 분야에서는 근력과 비례관계를 갖는 근전도 신호

진폭 추정이 필수적이다.

보편적인 근전도 신호의 진폭 추정 방법에는 RMS(root mean square) 방법이나 MAV(mean absolute value) 방법을 이용하는 것이다[1-2]. 그러나 RMS나 MAV에 의한 근전도 신호의 진폭 추정은 구조적으로는 간단하지만, 잡음환경에서는 추정 오차가 커지는 단점을 가진다.

본 논문에서 제안된 근전도 신호 진폭 추정 알고리듬은 전처리과정으로 고유분해와 고유값을 이용하는 방법이다. 우선 지연된 근전도 신호를 행벡터로 나열하는 첫 번째 절차를 가진다. 행벡터 나열 후 공분산 행렬을 계산하고 이로부터 고유분해를 통한 고유값을 계산하는 두 번째 절차를 가진다. 마지막으로 계산된 고유값을 이용하여 RMS를 추정하는 방법이다. 제안된 전처리과정을 수행할 경우 부가잡음과 근전도 신호는 직교화가 되는 특징을 갖는다. 이로부터 잡음환경의 변화에 강건한 근전도 신호의 진폭 추정이 가능해진다. 근전도 신호의 진폭 추정에 대한 성능평가에서 제안된 방법은 기존의 전처리과정이 없는 RMS 방법에 비해 잡음환경에 강건함을 입증하였다. 특히 제안된 방법은 근전도 신호의 진폭이 작은 경우와 신호대 잡음비가 낮은 경우에 진폭 추정이 효과적이었다.

II. 지연된 근전도 신호의 고유분해

근전도 신호가 가우시안 분포를 갖는 확률과정(random process)이라고 하고, 평균 0인 근전도 신호 행렬을 X 라고 하자. 근전도 신호 행렬 X 의 행 벡터는 한 샘플씩 지연된 근전도 신호의 샘플 함수들로 구

성되었다고 할 때, 다음의 식 (1)로 나타낼 수 있으며 각 행 벡터는 상관도가 높게 된다.

$$\mathbf{x} = \begin{Bmatrix} x(k) & x(k-1) & \cdots & x(k-m+1) \\ x(k-1) & x(k-2) & \cdots & x(k-m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(k-n+1) & x(k-n) & \cdots & x(k-n-m+2) \end{Bmatrix} \quad (1)$$

여기서 k 는 진폭 추정 시점의 시간 인덱스, m 은 진폭 추정 샘플 수를 k 는 지연된 근전도 신호의 샘플 함수의 개수를 나타낸다. 따라서 근전도 신호 행렬 \mathbf{x} 는 $n \times m$ 인 행렬이 된다. 이때 근전도 신호 벡터 \mathbf{x} 의 공분산 행렬을 \mathbf{Cx} 라고 하면 공분산 행렬은 대칭행렬(symmetric matrix)이자 양의 정부호 행렬(positive definite matrix)이 된다. 이는 식 (2)과 같이 나타낼 수 있다[3].

$$\mathbf{Cx} = E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T] = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i^T \quad (2)$$

여기서 \mathbf{E} 는 열 벡터 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n$ 을 갖는 직교 행렬(orthogonal matrix)과

$\mathbf{D} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 인 대각 행렬(diagonal matrix)이며, λ_i 는 공분산 행렬 \mathbf{Cx} 의 고유값을 나타낸다.

만약 두 개의 행 벡터 X_1, X_2 로 구성되고, 평균이 \mathbf{m} 인 신호 행렬 \mathbf{x} 가 있다고 하면, 2차원 공간에서의 표본 집합, 즉 신호의 샘플값들의 쌍을 나타낼 수 있으며, 그림 1과 같은 분포 특성을 갖는다고 하자. 이때 고유 벡터 \mathbf{e}_1 은 표본 집합의 변량이 가장 넓게 분포하고 있는 방향을 나타내며, 고유값 λ_1 은 변량의 분포 정도를 나타낸다. 그리고 고유 벡터 \mathbf{e}_2 는 고유 벡터 \mathbf{e}_1 와 수직인 방향을 나타내며 고유값 λ_2 는 이 방향의 변량의 분포 정도를 나타낸다.

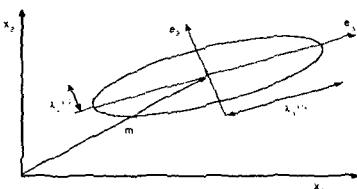


그림 1 다중 가우시안 확률 분포와 고유분해

III. 제안된 근전도 신호 진폭 추정기

본 논문에서 제안된 근전도 신호 진폭 추정기의 블록선도는 그림 2와 같다. 3개의 단계를 거치는 구조로 구현되었으며 각 단계는 다음과 같다.

단계 1 : 근전도 신호의 입력에 대하여 식 (1)에 의하여 m 샘플씩 샘플 함수 n 개를 추출한다. 이로부터 $n \times m$ 이 되도록 지연된 근전도 신호의 행렬을 만든다. 첫 번째 행 벡터를 X_1 이라 하고, 두 번째 행 벡터를 X_2 라 할 때 X_2 는 X_1 의 한 샘플 지연된 샘플 함수가 되며 n 번째 행 벡터를 X_n 으로 둔다. 이와 같이 근전도 신호에 대해 샘플 함수를 구성할 경우 지연된 샘플 함수들 사이에는 높은 상관도를 가지게 된다.

단계 2 : 단계 1의 각 샘플 함수를 행 벡터로 하는 행렬을 구성한 후 먼저 공분산 행렬을 계산한다. 공분산 행렬의 계산에 의해 $n \times m$ 의 근전도 신호 벡터는 $m \times m$ 의 행렬로 만들어진다. 다음으로 공분산 행렬에 대해 고유분해를 수행한다. 고유분해에 의해 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 가 만족되도록 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 의 고유값을 계산한다. 이때 근전도 신호 입력에 대해 λ_1 은 근전도 신호의 분산과 밀접한 관련이 있으며, $\lambda_2 \sim \lambda_n$ 은 근전도 신호와 상관도가 없는 신호 성분의 분산과 밀접한 관련이 있게 된다.

단계 3 : $\frac{1}{\sqrt{n-\alpha}} \sqrt{\lambda_1 - \frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n \lambda_i}$ 인 수식에 의해 RMS를 추정한다. 여기서 α 는 보정 상수로서 실험적으로 결정될 수 있다. 보정 상수 α 는 근전도 신호 행렬 \mathbf{x} 의 직교 변환에 따른 벡터 공간의 변화로 필요한 상수이다.

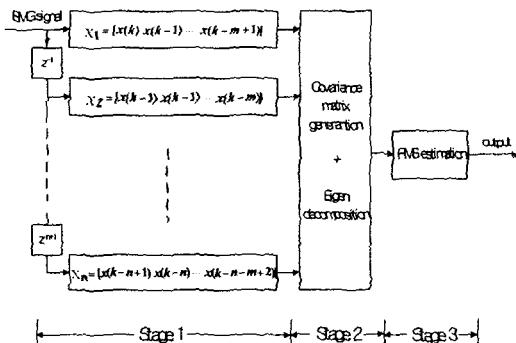


그림 2. 제안된 근전도 신호 진폭 추정기

IV. 실험 방법 및 결과 고찰

4.1 실험 방법

본 장의 실험에서는 컴퓨터 기반 근전도 시스템을

통해 근전도 신호를 기록하였다. 실험에 사용된 전극은 Delsys사(미국)의 은(Ag) 전극으로 바 형태(bar type)를 갖고 있다. 전극간 거리는 10 mm, 직경은 1 mm이며 바의 폭은 10 mm인 양극전극이다. 또한 전극은 10배의 이득을 갖는 차동 증폭기를 포함하고 있어 잡음 특성이 우수하다. 전극의 출력은 Delsys사의 근전도 증폭기의 입력으로 사용하였다. 그리고 근전도 증폭기의 출력 신호는 16 비트의 분해능을 갖는 DT 9804 A/D 변환기를 통해 4096 Hz 샘플링 되고 USB로 인터페이싱된 586 노트북 컴퓨터로 기록되었다.

제안된 근전도 신호 진폭 추정기의 성능 평가는 기존의 RMS 방법과 비교하였다. 대상근육은 오른쪽 위 팔두갈래근(biceps muscle)으로 하였으며, 운동 종말판을 벗어난 위치에 전극을 부착하였고 접지전극은 왼쪽 손등에 위치 시켰으며, 2인의 남자로부터 점진적으로 힘의 세기를 증가시키는 상황을 요구하면서, 5초간 근전도 신호를 기록하였다.

제안된 방법의 성능 평가는 5초간의 분석 데이터 중 0~2.5초 구간을 ‘구간 1’로 하고, 2.5~5초 구간을 ‘구간 2’로 두 개의 구간으로 나누어 평가하였다. ‘구간 1’은 낮은 진폭을 갖는 근전도 신호 구간이며, ‘구간 2’는 높은 진폭을 갖는 근전도 신호 구간이다. 이렇게 두 개의 구간으로 나누어 실험을 수행함으로써 근전도 신호 진폭 크기에 따른 진폭 추정 알고리듬의 특성을 평가할 수 있다.

잡음의 유입이 없는 근전도 신호로부터 추정된 RMS를 기준으로 하였고, 다양한 SNR에 따라 제안된 방법의 성능 평가를 수행하였고, 평가 함수 J 는 식 (3)과 같이 정의하였다.

$$J = \sum_{i=1}^M |F(i) - F_{RMS}(i)| \quad (3)$$

여기서, F 는 추정된 RMS, F_{RMS} 는 잡음의 유입이 없을 때의 RMS, M 은 부원도우(sub-window)의 개수를 나타낸다.

근전도 신호의 진폭 추정시 부원도우 크기는 기존의 연구에서 많이 사용되는 250ms로 50% 오버래핑(overlapping)을 하였고, 분석은 오프라인(offline)으로 수행하였다.

4.2 결과고찰

본 논문에서는 부가잡음의 변화에 따라 근전도 신호의 진폭 추정에 대한 성능 평가를 위해 아래 설명과 같은 근전도 신호의 예를 사용하고,

-10dB, 0dB, 10dB, 20dB의 SNR에서 진폭 추정 실험을 수행하였다. 그리고 본 실험에서는 식 (1)에서 $n=4$ 인 경우로 근전도 신호 벡터를 구성한 후 4×4 의 공분산 행렬을 계산하였고, 단계 3의 보정 상수 a 는 0.1로 하였다.

그림 3은 근전도 신호 진폭 추정에 사용된 근전도 신호의 예를 보여주고 있다. 그림 3(a)는 점진적으로 힘의 세기를 증가시켜 5초간 기록된 근전도 신호의 전체 모습이며, 그림 3(b)는 그림 3(a) 신호에서 힘의 세기가 가장 낮은 0~0.5초 구간을 확대해서 보여주고 있다.

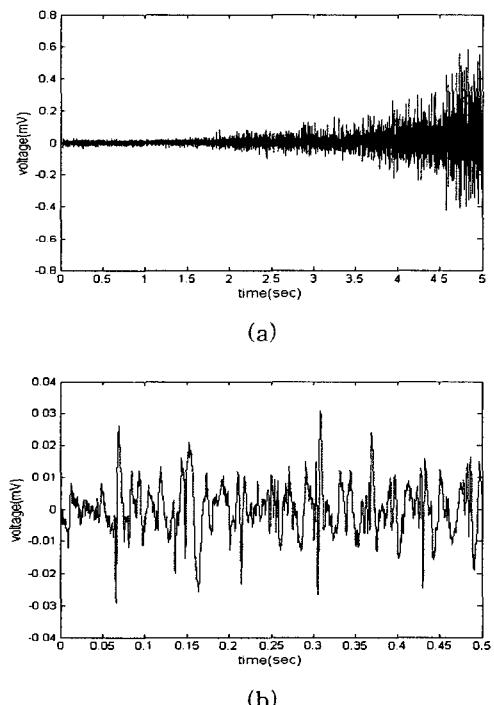


그림 3. 진폭 추정에 사용된 깨끗한 근전도 신호의 예
(a) 힘의 세기를 증가시켜 기록된 깨끗한 근전도 신호,
(b) (a)에서 0~0.5초 구간을 확대한 신호

그림 4는 0dB의 SNR에서 진폭 추정된 결과의 한 예이며, 부가잡음이 있으나 저역 통과 필터링을 수행하지 않은 상태에서 제안된 방법으로 진폭을 추정한 결과가 오염되지 않은 근전도 신호의 RMS와 크게 차이가 없음을 알 수 있다. 그리고 오염된 근전도 신호를 저역 통과 필터링을 수행한 후 RMS는 오염되지 않은 근전도 신호의 RMS와 ‘구간 1’에서 많은 차이를

보이고 있음을 알 수 있다. 물론 저역 통과 필터링을 수행하지 않은 채로 RMS를 추정한 것보다 오차는 줄어들지만, 이는 부가잡음이 존재할 때 기존의 RMS 방법을 사용하는 것은 낮은 진폭을 갖는 근전도 신호, 즉 힘의 세기가 작을 경우 큰 오차를 보일 수 있음을 말해준다.

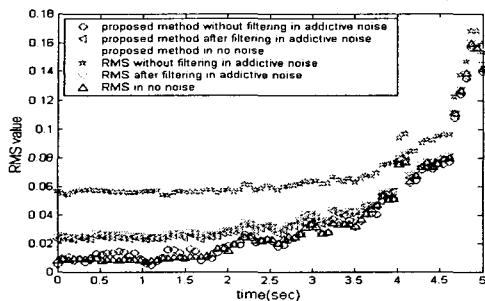
그림 4. 진폭 추정 결과($SNR = 0\text{dB}$)

표 1-2는 식 (3)의 평가 함수를 사용하여 성능을 비교를 하였고, 각각 ‘구간 1’과 ‘구간 2’에서 SNR 의 변화에 따른 진폭 추정의 결과를 보여주고 있다. 표 1-2에서 ‘실험 1’은 저역 통과 필터링을 수행하지 않고 기존의 RMS 방법을 수행하였을 때, ‘실험 2’는 저역 통과 필터링을 수행한 후 기존의 RMS 방법을 수행하였을 때, ‘실험 3’은 저역 통과 필터링을 수행하지 않은 채 제안된 방법을 수행하였을 때, ‘실험 4’는 저역 통과 필터링을 수행한 후 제안된 방법을 적용한 결과를 보여주고 있다. 그리고 표 1-2의 실험 테이터에 $\times 10^{-3}$ 만큼은 고려하여야 한다.

표 1 ‘구간 1’에서 SNR 의 변화에 따른 진폭 추정 결과

$SNR(dB)$	구간 1(0~2.5ms)			
	실험 1	실험 2	실험 3	실험 4
-10	1242.38	223.76	23.44	190.39
0	117.222	20.51	2.01	17.17
10	12.60	2.31	0.52	1.81
20	0.99	0.17	0.21	0.15

표 2 ‘구간 2’에서 SNR 의 변화에 따른 진폭 추정 결과

$SNR(dB)$	구간 2(2.5~5ms)			
	실험 1	실험 2	실험 3	실험 4
-10	1271.38	220.04	30.45	180.07
0	118.26	18.91	9.73	14.19
10	12.50	2.74	7.99	6.87
20	1.07	1.32	7.39	7.42

V. 결론

본 논문에서는 지연된 근전도 신호로부터 근전도 신호 행렬을 구성하고, 근전도 신호 행렬은 다시 공분산 행렬로 표현하고 공분산 행렬을 고유분해하여 고유벡터와 고유값을 계산하는 과정을 통해 근전도 신호의 진폭을 추정하는 방법을 제안하였다. 기존의 RMS 방법은 잡음이 없을 경우에는 간단한 구조로 효율적인 진폭 추정이 가능하나, 잡음 환경에서는 효율적이지 못한 단점을 갖는다. 특히 낮은 진폭을 갖는 근전도 신호의 진폭 추정에 많은 오차를 가진다. 그러나 제안된 방법은 잡음 환경에서 기존의 RMS 방법에 비해 효율적임을 입증하였다.

제안된 방법은 SNR 이 낮으며, 낮은 진폭을 갖는 근전도 신호의 진폭 추정에 활용성이 높으며, 궁극적으로 균력의 추정에 활용이 기대된다.

참고문헌

- [1] J.V. Basmajian and C.J. DE Luca, *Muscle alive*, London: Williams & Wilkins, 1985.
- [2] D. Farina and R. Merletti, “Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contritions,” *Journal of Electromyography and Kinesiology* 10, pp.337-349, 2000.
- [3] A. Hyvarinen, J. Karhunen and E. Oja, *Independent component analysis*, New York: Wiley, 2001