

독립성분 분석과 신경전달 모델을 이용한 근육의 미세한 힘의 추정에 관한 연구

論 文

56-3-30

A Study on the Low Force Estimation of Skeletal Muscle by using ICA and Neuro-transmission Model

俞世根*·廉斗昊**·李灝龍***·金成煥†

(Sae-Keun Yoo · Doo-Ho Youm · Ho-Yong Lee · Sung-Hwan Kim)

Abstract - The low force estimation method of skeletal muscle was proposed by using ICA(independent component analysis) and neuro-transmission model. An EMG decomposition is the procedure by which the signal is classified into its constituent MUAP(motor unit action potential). The force index of electromyography was due to the generation of MUAP. To estimate low force, current analysis technique, such as RMS(root mean square) and MAV(mean absolute value), have not been shown to provide direct measures of the number and timing of motoneurons firing or their firing frequencies, but are used due to lack of other options. In this paper, the method based on ICA and chemical signal transmission mechanism from neuron to muscle was proposed. The force generation model consists of two linear, first-order low pass filters separated by a static non-linearity. The model takes a modulated IPI(inter pulse interval) as input and produces isometric force as output. Both the step and random train were applied to the neuro-transmission model. As a results, the ICA has shown remarkable enhancement by finding a hidden MUAP from the original superimposed EMG signal and estimating accurate IPI. And the proposed estimation technique shows good agreements with the low force measured comparing with RMS and MAV method to the input patterns.

Key Words : EMG, Low Force, ICA, Neuro-Transmission Model, IPI

1. 서 론

근전도(electromyography : EMG)신호는 근육에 자극이 가해지면 신경세포에서와 같이 근섬유막이 탈분극(depolarization)하게 되어 발생하며 Na^+ , K^+ , Cl^- 등의 이온 변화가 일어남과 동시에 수축(contraction)이 일어나게 된다. 발생된 활동전압(action potential)은 표면전극(surface electrode)을 이용하여 전기적인 신호로 추출한다. 근전도 신호는 수십 [μV]~수백[mV]의 크기를 가지며, 20[Hz]~10[kHz]의 주파수 대역을 갖는다. 신경 생리학이나 재활의학에서 근전도 검사를 통해 신경계 질환 진단이나 근육 자체의 질병 진단이 가능하다. 나아가 근육마비 환자의 근육 강화 및 전기적 치료를 위한 기초 검사 그리고 인공의수 제어에 사용된다[1].

이러한 근전도 신호와 발생하는 근육힘의 지표는 운동단위 활동전위(motor unit action potential :MUAP)로서 이러한 운동단위의 동원(recruitment)이나 MUAP의 크기가 근육의 힘과 밀접한 관계에 있는 파라미터로 작용한다. 특히 미세한 근육힘에 있어서 이들 파라미터 값들은 신경으로부터

근육으로 전달되는 화학적 신경전달 메카니즘에 따라 발생하는 미세한 전위들에 의해 변화된다[2].

근전도 신호에 의해서 힘을 추정하기 위해서 많은 방법들이 연구되었는데, 신호의 RMS(root mean square)와 MAV(mean absolute value)를 사용하여 연속적으로 추정하는 방법[3][4][5]이 있으며, 구조적으로 간단하여 많이 활용되고 있으나 미세한 근육힘의 추정에 있어서는 부정확한 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 독립성분분석(independent component analysis :ICA)과 신경전달 모델(neuro-transmission model)을 이용하여 근전도 신호로부터 근육의 미세한 힘(일반적으로 1[N]이하의 힘)의 크기를 추정하는 방법을 제안하였다.

이를 위하여 표면근전도 신호로부터 MUAP을 분해하여 각각의 운동단위로부터 발화되는 IPI(inter pulse interval : IPI) 패턴을 추출하였다. 다음으로 추출된 IPI를 신경-근전달 모델[6]에 입력하여 근육의 미세한 힘의 추정방법을 제안하고 시뮬레이션과 실제 근전도 신호를 추출하여 이에 대한 성능평가를 하였다.

본연구의 결과는 인공팔의 정밀제어와 FES(functional electrical stimulation)시스템에 활용될 수 있으리라 기대된다.

† 교신저자, 正會員 : 서울시립대 전자전기컴퓨터공학부 교수
E-mail : shkim1@uos.ac.kr

* 正會員 : 와이더덴(주) 구축팀 이사.

** 正會員 : 서울시립대 전자전기컴퓨터공학부 박사과정

*** 正會員 : 서울시립대 전자전기컴퓨터공학부 박사과정

接受日字 : 2006年 10月 9日

最終完了 : 2006年 11月 14日

2. ICA기반 신경전달 모델을 이용한 미세힘의 추정법 제안

2.1 ICA를 이용한 MUAP 분해

독립 성분 분석은 다차원 랜덤 벡터를 가능한 독립적인 비정규 랜덤 변수들 즉 독립 성분들의 선형조합으로서 표현하는 신호처리 기법이다. 독립 성분 분석은 인수 해석(factor analysis)의 비가우시안 버전이며 주성분 분석(principal component analysis :PCA)과 유사하다. 독립 성분 분석은 데이터 해석, 소스 분리(source separation) 및 특징추출에 많이 사용된다[7][8].

관측된 신호 $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ 가 있다면 각각의 신호는 서로 상관성이 높고 혼합신호라고 가정한다. 즉 각각의 신호는 서로 독립인(independent) $s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)$ 원 신호(source signal)로부터 임의의 혼합 행렬을 A라 하면, $x = As$ 을 통해서 구성되어 있다고 가정한다.

혼합 행렬 A 를 알면, x 로부터 s 를 구할 수 있으며 최근에는 뇌전도(electroencephalography :EEG) 에서 잡음제거를 목적으로 많이 사용하고 있다.

ICA 과정은 그림 1과 같이 PCA를 통해서 각각 신호에서 적교인 주성분을 찾고 화이트닝(whitening)을 거쳐 서로 상관(correlate)부분을 제거하고 최종으로 혼합행렬 A 를 추정하게 된다. 주성분분석을 수행한 이후에 데이터는 주성분 방향으로 투영한 효과를 가져오는데, 데이터들 간의 서로 상관성을 줄이는 목적으로 화이트닝을 수행한다. 화이트닝을 수행함으로써 공분산행렬이 일정한 모양을 띄게 되고, 다음 단계의 혼합 행렬을 추정하는 데 있어서 많은 이점을 주게 된다.

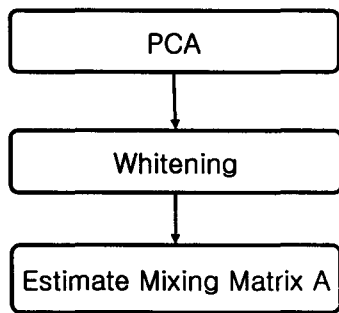


그림 1 독립성분 분석 절차
Fig. 1 Procedure of ICA

본 논문에서 제안된 ICA를 이용한 근전도 신호 분해 알고리즘의 블록선도는 그림 2와 같다. 6단계로 거치는 구조로 되어 있으며 각 단계는 다음과 같다.

- 단계 1 : 근전도 신호의 입력에 대해서 웨이브렛(wavelet)을 이용해서 잡음제거(denoising)를 한다. 다음으로 평균이 0 이 되도록 만든다.
- 단계 2 : 전처리가 끝난 근전도 신호에 대해서 적응임계

값 알고리즘을 이용하여 임계값을 구하고 피크(최대, 최소)값을 구한다. 구한 임계값을 바탕으로 MUAP가 발생한 구간에 대해서 데이터 블록을 가져와서, 상호상관 과 주기성을 검토하여 같은 모양의 MUAP와 IPI를 검출해 낸다.

- 단계 3 : 찾아낸 MUAP 블록을 바탕으로 자승평균 오차를 측정하여 전형적인 MUAP를 결정한다.
- 단계 4 : MUAP 대표값과 단계 2에서 구한 IPI를 이용해서 MUAPT(MUAP train)를 구성한다.
- 단계 5 : 독립 성분 분석을 이용해서 근전도 신호로부터 단계 4에서 구성한 MUAPT를 분리한다. 본논문에서는 Fast ICA 알고리즘[11]을 이용하여 혼합행렬을 추정하므로써 MUAPT를 분리하였다.
- 단계 6 : 단계 5를 거치고 남은 잔여 신호를 대상으로 MUAP의 존재여부를 판단하여, MUAP가 검출되지 않을 때까지 반복한다.

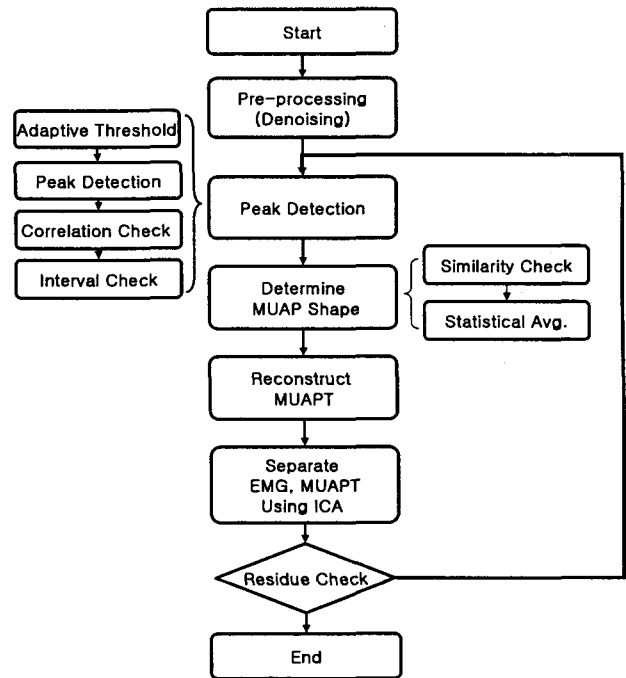


그림 2 제안된 근전도 신호 분해 알고리즘
Fig. 2 Proposed algorithm of EMG decomposition

단계 1의 웨이브렛(wavelet)을 이용한 전처리로서 잡음 제거 과정을 간단히 나타내면 그림 3과 같다.

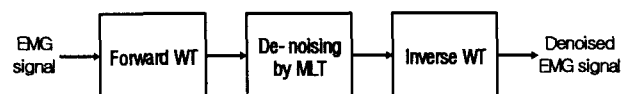


그림 3 웨이브렛을 이용한 근전도 신호 잡음 제거(WT: 웨이브렛변환, MLT: 다중레벨 문턱)
Fig. 3 Denoising EMG signal using wavelet(WT: walelet transform, MLT: multi-level threshold)

잡음이 첨가된 신호는 식 (1)과 같은 형태로 표현할 수 있다.

$$u = f + w \tag{1}$$

이때 w 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 가우시안 백색잡음(Gaussian white noise)이며, f 는 근전도 신호이고, u 는 잡음에 의해 손상된 근전도 신호이다. 잡음 제거는 u 로부터 f 를 복원하는 문제이다.

본논문에서는 주어진 u 로부터 추정신호 \hat{f} 를 효율적으로 찾기 위하여 Donoho[10]의 임계처리(thresholding)를 기반으로 하는 웨이블릿 수축법을 사용하였다.

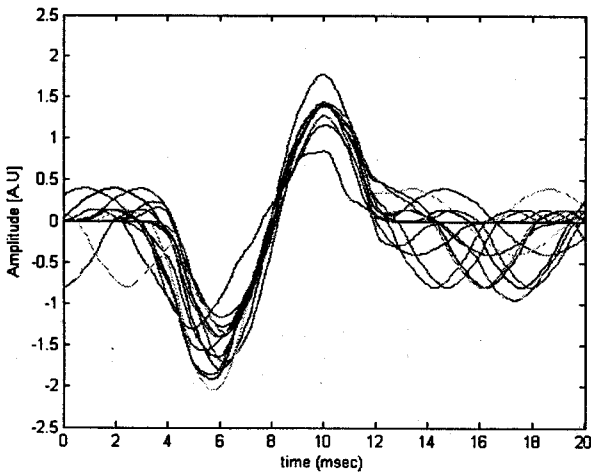
단계2의 적응 임계값 알고리즘과 MUAP결정과정을 설명하면 그림 4와 같다.

근전도 신호에서 최대값을 기준으로 하여, 임계값보다 높은 신호 블록을 잘라온다. 임계값 설정은 찾으려는 MUAP 모양을 모두 검색할 수 있도록 적응알고리즘을 사용해서 자동으로 판단했다.

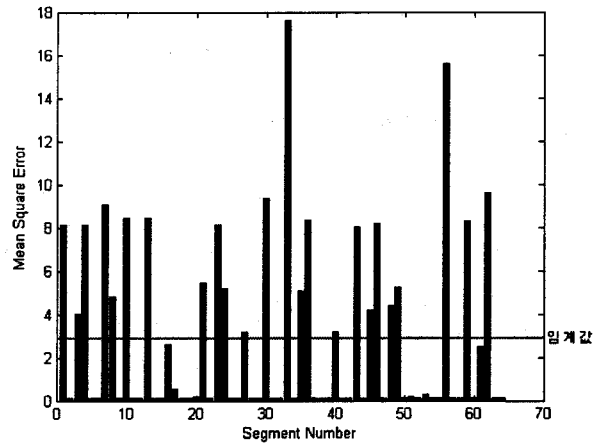
다음으로 각 신호 블록의 상관(correlation) 및 데이터 발생 구간을 모두 체크하여 같은 MUAP 라 판단되는 신호 블록만을 가져온다. 그 부분이 그림 4(a)이다. 육안으로 확인했을 때는 다양한 신호가 여러 형태로 중첩되어 있는 것을 확인 할 수 있다. 그 후에 각 데이터 블록의 평균을 가지고 평균값과의 자승오차평균(Mean Square Error:MSE)을 구해서 중첩되어 있지 않은 신호 블록을 검출한다. 그림 4(b)는 신호 블록의 자승오차 평균을 나타낸다. 임계값을 기준으로 하여 그 보다 작은 오차를 갖는 신호 블록만을 대상으로 해서 평균을 취해서 MUAP 대표값을 구성한다.

임계값(λ_{th})은 다음과 같은 방법으로 결정하였다.

$$\lambda_{th} = \frac{\sum_{x=1}^N MSE_x}{N} \tag{2}$$



(a)



(b)

그림 4 근전도 신호 블록과 자승 오차 평균

- (a) 검출한 근전도 신호 블록
- (b) 각 블록의 자승오차 평균

Fig. 4 EMG signal block and MSE

- (a) segmented EMG signal
- (b) MSE of each EMG signal block

2.2 신경전달 모델을 이용한 미세힘의 추정

2.2.1 신경전달 모델

근전도로 부터 근육힘을 추정할 때 힘은 대뇌의 명령인 IPI 패턴에 대한 함수로 표현된다. 등간격 혹은 랜덤 간격의 IPI를 갖는 임펄스 열(impulse train : 본 논문에서는 MUAPT를 의미)이 입력될 때 근육의 힘은 출력(force output)함수 $F(t)$ 로서 그림 5와 같이 나타낼 수 있다[6].

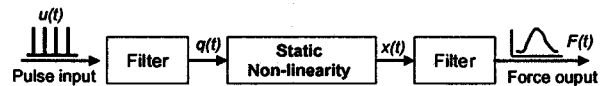


그림 5 신경전달 모델의 블록도

Fig. 5 Block diagram of neuro-transmission model

본 논문에서 제안한 미세힘 추정의 첫 번째 단계로서 입력을 저역 통과 필터링 하였다. 이때 출력은 식 (3)과 같다.

$$q(t) = \int h(T)u(t-T)dT \tag{3}$$

여기서 $u(t)$ 는 입력 펄스 열이고 $h(T)$ 는 임펄스 응답으로서 식(4)로 나타낼 수 있다.

$$h(T) = \exp(-aT) \tag{4}$$

이때 a 는 근육특성 상수(muscle-specific constant)이다. 이는 수축된 근육의 신경전달 메카니즘에 있어서 칼슘이온의 감쇠를 의미한다. 필터 출력은 식 (5)과 같은 비선형(non-linearity)요소에 인가된다[6].

$$x(t) = q^n / (q^n + k^n) \tag{5}$$

이때 n 과 k 도 근육특성 상수들이다. 비선형성은 칼슘이온이 트로포닌(troponin)과 결합하는 것을 의미한다. 비선형 요소의 출력은 근육힘 $F(t)$ 를 발생시키기 위하여 또 다른 저역통과필터에 인가된다.

$$F(t) = Bb \int g(T) x(t-T) dT \tag{6}$$

여기서 상수 B 는 근육의 최대 힘을 주었을 때의 크기를 나타낸다.

$$g(T) = \exp(-bT) \tag{7}$$

여기서 b 는 상수가 아니라 식 (8)에 의해서 결정된다[6].

$$b = b_0(1 - b_1 F(t)/B)^2 \tag{8}$$

또한 b_0 와 b_1 도 근육특성 상수들이다. 이 모델은 이와 같이 간단한 두개의 저역 통과필터와 비선형 요소로 구성되며 본 논문에서는 6개의 파라미터(a, b_0, b_1, B, k, n)를 실제로 실험을 통하여 구한다음 근육의 미세힘을 추정하는데 사용하였다.

2.2.2 기존의 RMS와 MAV에 의한 힘의 추정

근육의 힘을 추정하기 위해서 몇 가지 방법들이 연구되었는데, 근전도 신호의 RMS와 MAV를 사용하여 연속적으로 추정하는 방법[3][4][5]이 있는데 이는 구조적으로 간단하여 많이 활용되고 있으나 부정확한 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서 제안한 미세힘의 추정 방법을 비교하기 위하여 간략하게 소개하면 다음과 같다.

시평면 파라미터인 RMS와 MAV는 다음과 같이 정의될 수 있으며 식 (9)과 식 (10)로 나타낼 수 있다.

$$RMS = \sqrt{\int_0^\infty \lambda_i(\tau, F) h_i(t-\tau)^2 d\tau} \tag{9}$$

$$MAV = \int_0^\infty \lambda_i(\tau, F) |h_i(t-\tau)| d\tau \tag{10}$$

MAV는 힘 F 의 상태에서 발화율 $\lambda_i(t, F)$ 과 임펄스 응답 $h_i(t)$ 의 컨벌루션이 된다. 그리고 발화율 $\lambda_i(t, F)$ 는 시간에 따라 천천히 변하므로 식 (9)과 식 (10)은 다음과 같이 간략화 될 수 있다.

$$RMS = \sqrt{\lambda_i(t, F) \int_0^\infty h_i^2(t) dt} \tag{11}$$

$$MAV = \lambda_i(t, F) \int_0^\infty |h_i(t)| dt \tag{12}$$

3. 실험 및 결과 고찰

3.1 실험

본 논문의 실험에서는 노트북컴퓨터 기반 근전도 시스템을 설계하여 근전도 신호를 기록하였다. 실험에 사용된 전극은 은(Ag) 전극으로 바 형태(bar type)를 갖고 있다(미국, Delsys, Model DE2.1). 전극간 거리는 10[mm], 직경은 1[mm]이며 바의 폭은 10[mm]이다. 근전도 증폭기의 이득은 10000 배로 하고 필터의 대역폭은 10-450 [Hz]로 하였다. 근전도 증폭기의 출력 신호는 16bit의 분해능을 갖는 A/D 변환기 (DT 9804)를 통해 샘플링 주파수 8192 [Hz]로 샘플링되고 USB로 인터페이싱된 노트북 컴퓨터로 기록하였다.

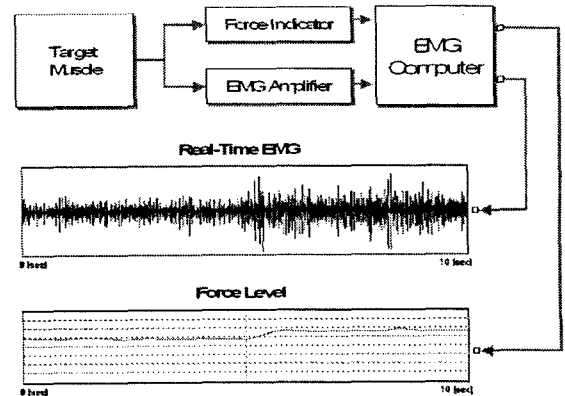


그림 6 근전도 및 힘 측정 시스템 블럭선도

Fig. 6 Block diagram of EMG and force measurement system

대상근육은 단모지의외전근(abductor policis brevis:APB)과 제1배측팔간근(first dorsal interosseous:FDI)으로 하였으며, 근육의 중심부에 전극을 부착하였다.

근육의 힘을 측정하기 위해 Force Meter(CAS 7000)를 이용하였다. 근육특성상수 값을 구하기 위하여 힘의 크기는 최대힘을 기준으로 약 1 ~ 5[%] 까지의 미세한 힘을 측정하였고 5[%] MVC(maximum voluntary contraction) 까지를 미세힘으로 정의하였다.

3.2 결과 고찰

3.2.1 ICA를 이용한 MUAP 분해 결과고찰

MVC 레벨이 증가함에 따라서 동원되는 MUAP가 늘어 나기 때문에 20[%]이상의 레벨에 대해서 근전도 신호를 분해하는 것은 대단히 어려운 일이다. 본 논문에서는 MVC 레벨을 5[%]미만으로 유지했을 때 MUAP 분해알고리즘을 수행하였다.

그림 7(a)는 분해 알고리즘을 1차 수행했을 때의 결과이고 (b), (c)는 각각 2차, 3차 수행했을 때의 결과이다.

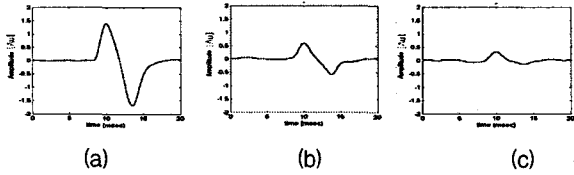


그림 7 제안된 분해알고리즘 수행결과(실제 근전도 신호) - MUAP 모양

- (a) 검출된 MUAP 1
- (b) 검출된 MUAP 2
- (c) 검출된 MUAP 3

Fig. 7 Results of proposed decomposition algorithm(real EMG signal) - MUAP Shape

- (a) detected MUAP 1
- (b) detected MUAP 2
- (c) detected MUAP 3

근전도 신호에서 가장 큰 MUAP부터 검색하기 때문에 그림 7과 같이 MUAP의 크기순 대로 검출되었다. 그림 7(a)는 2개의 위상(biphasic)을 갖는 전형적인 MUAP 모양을 띄고 있음을 알 수 있다. 그림 8은 근전도 신호와 제안된 알고리즘의 수행결과로 분해된 IPI 패턴 (MUAP #1, MUAP #2, MUAP #3)을 나타내고 있다. 그림 7(a)의 MUAP로 검출되어 IPI를 구한 결과를 MUAP #1으로 나타내었고 그림 7(b)의 MUAP에 해당하는 부분이 MUAP #2로 그림 7(c)의 MUAP에 해당하는 것이 MUAP #3 순으로 나타내었다.

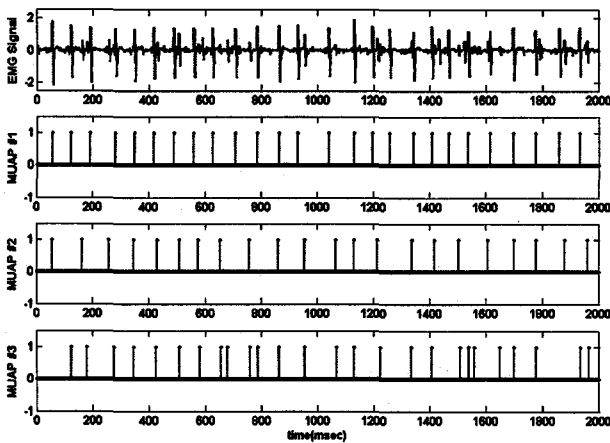


그림 8 실제 근전도 신호와 분해된 각각의 IPI 패턴
Fig. 8 Real EMG signal and each IPI pattern detected

그림 8에서 MUAP #1의 검출된 IPI 패턴을 보면 IPI 발생 구간이 어느 정도 일정한 양상을 띄고 있음을 알 수 있다. 이것은 발생 구간을 포아송(Poisson) 분포로 모델링한 결과와 유사하다[4]. 특히, MUAP #2의 IPI 패턴을 살펴보면 취득한 근전도 신호에서 중첩으로 인하여 잘 드러나 있지 않던 MUAP을 검출하여 역시 IPI 발생 구간이 주기성을

띄는 양상을 살펴 볼 수 있다. 뿐만 아니라, IPI 발생 위치를 MUAP #1과 비교했을 때 비슷한 위치에서도 발생한 것을 찾을 수 있는데 이러한 위치들은 원래 신호에서 관측하기 힘들었던 MUAP를 검출한 것을 의미한다.

제안된 ICA 알고리즘의 정확성을 분석하기 위하여 실제 실험에 앞서 인공적으로 근전도 신호를 발생시켰다. 다음으로 이신호의 중첩된 MUAPT 숫자를 늘려가면서 알고리즘을 수행한 후, 식 (13)를 이용하여 정확도로서 평가하였다.

$$\text{정확도} = \frac{N - \text{error}}{N} [\%] \tag{13}$$

여기서 N 은 생성한 IPI 개수, error 은 부적절한 IPI 개수 표 1은 알고리즘 정확도를 나타낸다.

표 1 제안된 ICA 알고리즘 정확도
Table 1 Accuracy of proposed ICA algorithm

중첩된 MUAPT 개수	1	2	3	4	5	6
정확도[%]	100	100	98.6	83.2	76.7	68.2

중첩된 신호의 개수가 증가함에 따라 정확도가 떨어졌으며, 이는 실제 신호에 대해서는 미약한 MVC 레벨에 대해서만 신뢰성이 있다는 것을 의미한다. 정확도가 떨어진 이유는 검출하려는 MUAP 모양이 중첩된 신호에서 거의 나타나지 않았기 때문으로 볼 수 있다.

이 결과는 중첩된 신호에 대해서 MUAP #1을 검색한 이후에 독립성분분석을 이용하여 원래 근전도 신호로부터 효과적인 분리가 이루어진 것을 의미한다. 즉, 독립성분 분석을 이용함으로써 원래 근전도 신호에서 주요 MUAP를 분리하면서 숨겨져 있던 작은 MUAP들이 검출하기 용이한 상태로 나타나는 것을 알 수 있었다.

3.2.2 근육 특성상수 결정

그림 5의 처음 단계에 나타나는 저역통과 필터에서의 α 는 연축(twitch)후 칼슘이온 농도의 감소율을 나타내는 파라미터로 최대힘 도달시간의 역수로 설정한다.

두 번째 단계에서는 포화현상을 나타내는 식으로서 k , n 값들은 신경전달과정에서 거의 동일한 값을 가지며 이 값들은 생리학적 데이터에 근거하여 1.35, 3.6으로 설정하였다 [6].

b_0 값은 α 값과 마찬가지로 설정하고, b_1 값은 힘이 발산하지 않도록 하는 값으로 $0 \leq b_1 \leq 1$ 에서 결정한다.

B 값은 최대 수축 힘의 값을 표현하는 상수이며 최대 힘을 가했을 때의 힘보다 약간 크게 설정한다. 실험에 의해 APB근육에서는 11.4[N], FDI근육에서는 10.3[N]으로 각각 설정하였다. 표 2는 각각 APB와 FDI에서 측정된 근육 특성상수 값을 나타낸다.

표 2 대상근육별 결정된 근육 특성상수 값

Table 2 Muscle-specific constants for each target muscle

muscle	a	b_0	B	k	n	b_1
APB	2.1	17.5	11.4	1.35	3.6	0.6
FDI	3.4	30	10.3	1.35	3.6	0.6

3.2.3 발생하는 근육힘의 시뮬레이션 결과고찰

신경전달 모델에 IPI패턴을 적용하여 근육의 발생힘을 구하기 위하여 등간격성을 가지는 펄스열과 램프함수를 따르는 펄스열, 스텝함수를 따르는 펄스열을 임의로 생성하여 신경전달 모델 (식(6))에 입력하였다. 이때 입력된 램프함수 펄스열 입력신호는 그림 9와 같으며 40~300[ms] 간격으로 IPI가 발생하도록 하였다.

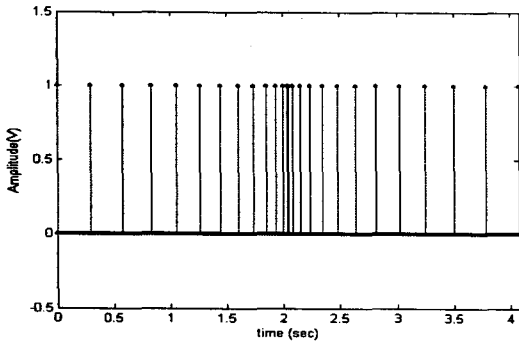


그림 9 램프 패턴의 IPI 열 입력신호

Fig. 9 Ramp pattern IPI train input signal

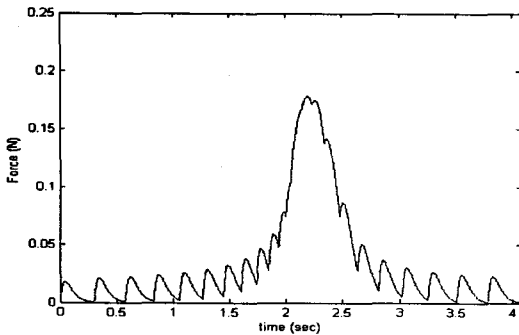


그림 10 램프열 입력에 따른 모델의 응답곡선

Fig. 10 Response curve of the model to the ramp train input

그림 10은 램프함수 입력에 대한 신경전달 모델의 응답곡선을 나타내며 IPI 패턴의 간격이 조밀해 질수록 힘의 크기는 크게 나타남을 볼 수 있다.

일정간격을 가지는 펄스열을 초당 13개로 발생시켜 그림 11과 같이 입력하였으며, 이 때의 응답곡선은 그림 12에서와 같이 초기에 과도 상태를 거쳐 0.5초 이후 정상상태에 도달하였다.

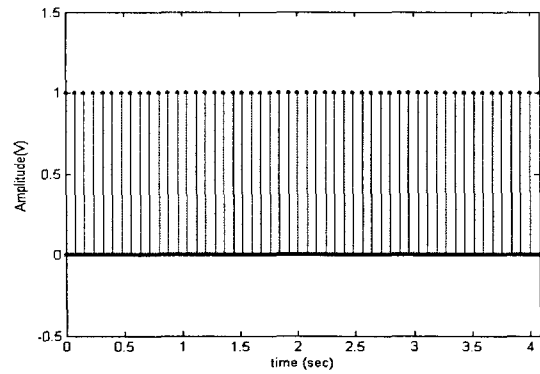


그림 11 Constant 패턴의 IPI 열 입력신호

Fig. 11 Constant pattern IPI train input signal

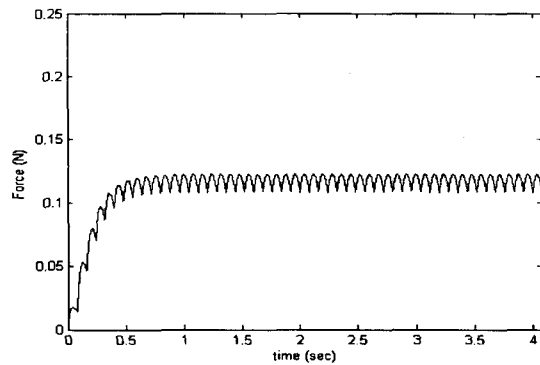


그림 12 Constant IPI 열 입력에 따른 모델의 응답곡선

Fig. 12 Response of the model to the constant IPI train input

그림 13은 일정한 힘을 유지한 후 2배의 힘을 가했을 경우를 가정하여 초당 13개의 IPI 패턴을 발생시켜 2초간 입력한 후 다음으로 초당 26개의 IPI를 인가하는 스텝함수 형태의 펄스열을 가하였다. 이때의 응답곡선은 그림 14에서와 같이 초기 과도상태를 거쳐 정상상태를 유지한 후 2초 이후에서 2배의 힘으로 상승됨을 알 수 있었다.

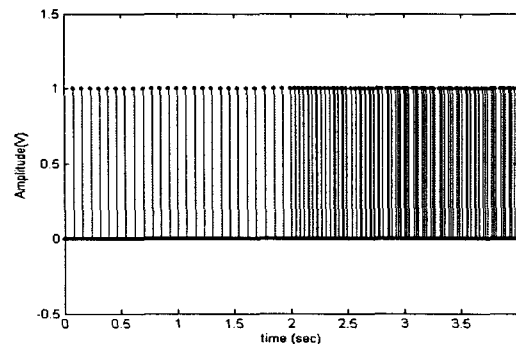


그림 13 스텝 패턴의 IPI 열 입력신호

Fig. 13 Step pattern IPI train input signal

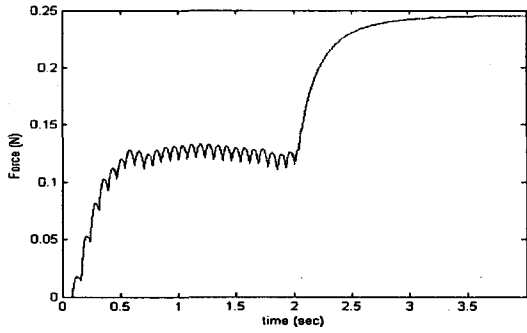


그림 14 스텝열 입력에 따른 모델의 응답곡선
Fig. 14 Response curve of the model to the step IPI train input

3.2.4 제안된 방법에 의한 미세힘의 추정 결과고찰

본 논문에서는 2가지 실험을 수행하였다. 첫째 일정시간이 지난 후 증가하는 힘을 가하였을 경우와 둘째로 랜덤한 힘을 가했을 경우에 대해서 발생되는 근육의 미세힘 추정 실험을 수행하였다. 근육의 미세힘을 추정하기 위한 파라미터 값은 표 2에 제시된 근육 특성상수 값을 사용하였다. 그림 15는 실제 측정된 미세힘의 측정곡선과 RMS, MAV 그리고 제안된 방법으로 추정된 미세한 힘의 곡선을 모두 비교하여 나타내었다.

그림 15에서 볼 수 있듯이 실제로 측정된 힘의 크기 곡선과 제안된 방법이 가장 비슷하게 나타났으며, RMS나 MAV 방법에 의한 추정값은 전체적인 힘의 추이만 알 수 있는 정보만을 가지고 있을 뿐 힘의 크기나 증감되는 시점을 관측하기 어려움을 알 수 있다. 이를 NRMSE(normalized root mean square error)로 나타내면 표 3과 같이 RMS방법인 경우 60[%], MAV방법인 경우 36.2[%], 본연구 방법인 경우 16.7[%]로 나타났다.

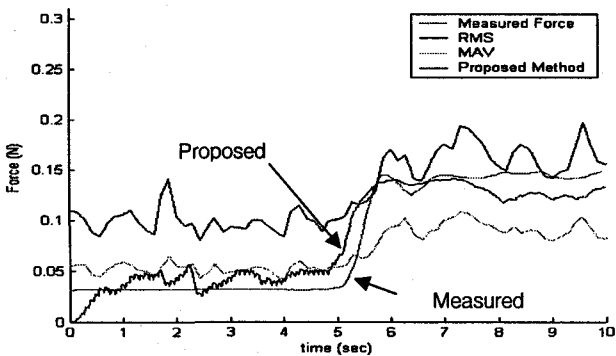


그림 15 스텝 함수 형태로 힘을 주었을 경우 실제로 측정된 힘의 곡선과 추정된 미세힘의 곡선 비교 (이 때 RMS, MAV는 분석주기 250[ms], 50 % 중첩, 미세 힘(0.03-0.25[N]))

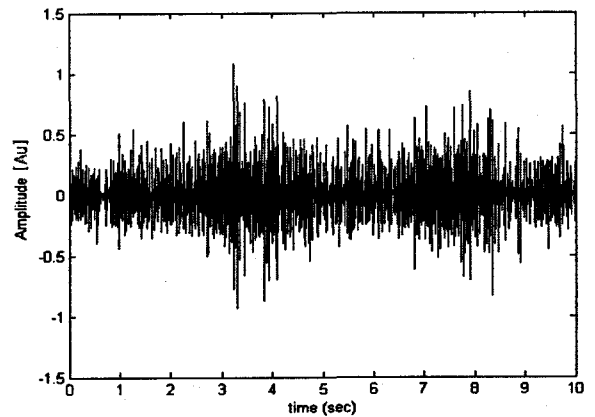
Fig. 15 Comparison of measured force curve and estimated force curve with step-shaped force input (where the analysis period of 250[ms] and 50% overlapping in the case of RMS and MAV, low force of 0.03-0.25[N])

표 3 추정방법에 따른 오차비교

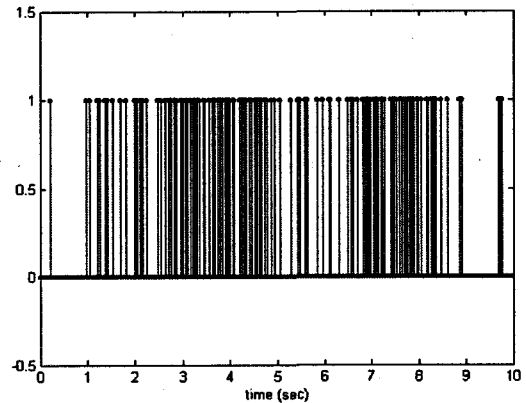
Table 3 Comparison of error on estimation method

	RMS	MAV	Proposed
NRMSE [%]	60.0	36.2	16.7

다음으로 임의의 힘(random force pattern)을 주었을 때 취득한 근전도 신호와 ICA 방법에 의해서 검출된 IPI 패턴을 그림 16에 나타내었다.



(a)



(b)

그림 16 랜덤 패턴의 힘을 주었을 경우 근전도 신호(a)와 ICA 방법에 의해서 검출된 IPI 패턴(b)

Fig. 16 EMG signal with random force pattern(a) and detected IPI pattern with ICA(b)

그림 17은 랜덤한 힘의 입력에 대한 추정된 힘의 크기를 각각 비교하였다. 스텝 입력 패턴에서와 마찬가지로 랜덤 입력 패턴에서도 제안된 추정방법이 실제된 힘의 크기 곡선에 가장 근접하였다.

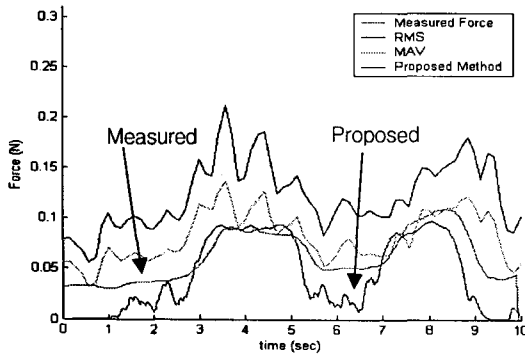


그림 17 랜덤으로 힘을 주었을 경우 측정된 힘의 곡선과 추정된 힘의 곡선 비교
 Fig. 17 Comparison of measured force curve and estimated force curve on random force input

결과적으로 스텝입력과 랜덤입력의 두 가지 경우를 모두 고찰하였을 때 RMS나 MAV의 추정값으로는 짧은 구간에서의 미세 힘의 크기를 추정하기에 적합하지 못하며 긴 시간 구간에 있어서도 전체적인 힘의 추이만을 파악할 수 있었다. 이에 반하여 제안된 방법으로 추정된 미세힘 값은 힘의 상승과 하강의 관점에서 볼 때 실측된 힘의 양상과 거의 일치하였으며, 상대적으로 우수한 성능을 보였다.

이로부터 본 논문에서 제안된 미세힘의 추정방법이 ICA와 신경근육계의 생리학적모델에 기반 하였으므로 기존의 방법 보다 효과적인 추정능력을 보였다고 할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 독립성분분석과 신경전달 모델을 이용하여 근전도 신호로부터 근육의 미세한 힘의 크기를 추정하는 방법을 제안하였다.

이를 위하여 표면근전도 신호로부터 MUAP을 분해하여 각각의 운동단위로부터 발화되는 IPI 패턴을 추출하고 이를 신경전달 모델에 입력 값으로 사용하여 미세힘의 크기를 추정하였다.

제안된 방법은 ICA알고리즘과 두 개의 저역통과 필터로 신경전달과정을 모델링 하여 알고리즘을 단순화하였으며 스텝입력과 랜덤입력의 두 가지 경우에 대하여 미세 힘의 크기를 측정하였다.

독립성분 분석을 이용함으로써 원래 근전도 신호에서 주요 MUAP를 분리하면서, 숨겨져 있던 작은 MUAP들이 검출하기 용이한 상태로 나타나는 것을 알 수 있었다. 결과적으로 RMS나 MAV와 비교해 볼때 스텝 입력 패턴과 랜덤 입력 패턴 모두에 대하여 제안된 추정알고리즘이 실측된 힘

의 크기 곡선에 가장 근접하였다.

이로부터 본 논문에서 제안된 근육의 미세힘 추정방법은 인공의수 제어와 FES및 임상진료 등에 효과적으로 사용될 수 있으리라 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] J.V. Basmajian and C.J. DE Luca, *Muscle alive*, London: Williams & Wilkins, 1985.
- [2] P.A.M. Griep, K.L. Boon and D.F. Stegeman, "A study of the motor unit action potential by means of computer simulation," *Bio. Cybernetics*, vol. 30, pp. 221~230, 1978.
- [3] E.A. Clancy and N. Hogan, "Theoretic and experimental comparison of root-mean-square and mean-absolute-value electromyogram amplitude detectors," *in proc. of 19th int conf. of IEEE in Medicine and Biology Society*, pp.1267-1270, Oct., 1997.
- [4] E. Shwedyk, R. Balasubramanian and R.N. Scott, "A nonstationary model for the electromyogram," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 24, no. 5, pp. 417-424, Aug. 1977.
- [5] E.A. Clancy, S. Bouchard and D. Rancourt, "Estimation and application of EMG amplitude during dynamic contractions," *IEEE Eng. in Medicine and Biology*, pp. 47-54, Nov./Dec., 2001.
- [6] J. Bobet and R. B. Stein, "A Simple Model of Force Generation by Skeletal Muscle During Dynamic Isometric Contraction". *IEEE Trans. on Biomedical Eng.*, Vol. 45, No. 8, pp. 1010-1016, August 1998.
- [7] A. Cichocki and S.I. Amari., *Adaptive Blind Signal and Image Processing*, Wiley, 2002.
- [8] A. Hyvärine, J. Karhunen and E. Oja, *Independent Component Analysis*, Wiley Interscience 2001.
- [9] P. Zhou, W. Z. Rymer, N. Suresh and L. Zhang, "A Study of surface motor unit action potential in first dorsal interosseous (fdi) muscle," *23rd Annual EMBS International Conf.*, pp. 1074-1077, 2001.
- [10] D. L. Donoho, "Denoising by Soft Thresholding," *IEEE Tans. on Info. Theory* vol. 41, pp. 613~627, 1995.
- [11] A. Hyvärine, J. Karhunen and E. Oja, *Independent Component Analysis*, Wiley Interscience 2001.

저 자 소 개



유 세 근 (兪世根)

1992년 연세대학교 의용공학과 졸업.
2004년 서울시립대학교 대학원 전자전기
컴퓨터 공학부 졸업(공학박사). 2006년 1월~
현재 : 와이더댄(주) 구축팀 이사.
e-mail : samwoo@widerthan.com



이 호 용 (李瀨龍)

2004년 3월~현재 서울시립대학교 전자
전기컴퓨터 공학부 박사과정
e-mail : 5678hy@hanafos.com



엄 두 호 (廉斗昊)

2002년 서울시립대학교 전자전기컴퓨터
공학부 졸업 2004년 3월~현재 서울시립
대학교 전자전기컴퓨터 공학부 박사과정
e-mail : dhyoum@gmail.com



김 성 환 (金成煥)

1952년 6월 12일 생. 1975년 2월 연세대
전기공학과 졸업. 1980년 8월 동 대학원
전기공학과(공학박사). 1977~1982년 대
전 기계장. 1982년~현재 서울시립대학교
전자전기컴퓨터공학부 교수.
E-mail : shkim1@uos.ac.kr