

근전도에 기반한 근력 추정

추준욱*, 홍정화, 김신기, 문무성(재활공학연구소), 이진희(IPSI)

EMG-based Prediction of Muscle Forces

J. U. Chu, J. H. Hong, S. K. Kim, M. S. Mun(Korea Orthopedics and Rehabilitation Engineering Center),
J. H. Lee(IPSI)

ABSTRACT

We have evaluated the ability of a time-delayed artificial neural network (TDANN) to predict muscle forces using only eletromyographic (EMG) signals. To achieve this goal, tendon forces and EMG signals were measured simultaneously in the gastrocnemius muscle of a dog while walking on a motor-driven treadmill. Direct measurements of tendon forces were performed using an implantable force transducer and EMG signals were recorded using surface electrodes. Under dynamic conditions, the relationship between muscle force and EMG signal is nonlinear and time-dependent. Thus, we adopted EMG amplitude estimation with adaptive smoothing window length. This approach improved the prediction ability of muscle force in the TDANN training. The experimental results indicated that dynamic tendon forces from EMG signals could be predicted using the TDANN, *in vivo*.

Key Words: Time-delayed Artificial Neural Network (TDANN), Muscle Forces, Eletromyographic (EMG) Signals, Adaptive Smoothing Filter

1. 서론

동적상태에서 근육에 의해 발생하는 근력을 결정하는 것은 매우 중요한 일이며 방법론적으로도 흥미로운 연구주제이다. 생체역학 분야에서 각 근육의 근력산출은 운동메커니즘의 정확한 해석에 필수적이며, 재활공학 분야에서는 장애인의 보행 및 상지운동에 따른 내부근력의 추정이 요구되어진다. 일반적으로 근력의 예측은 근골격계의 구성요소들 즉, 경골, 연골, 근육, 건, 인대 등의 기능적 관계를 규명하는데 중요한 단서를 제공할 수 있다.

지금까지의 근력예측은 직접적인 근력 측정방법과 근전도에 의한 추정방법이 주로 연구되어지고 있다. 먼저 직접적인 근력측정은 체내 삽입형 센서를 이용하여 건에 발생하는 장력을 측정하였다. 이러한 측정방법은 Herzog *et al.* [1], Xu *et al.* [2] 에 의해 연구되었으며 동물 및 인체에 적용되었다. 다른 한편으로 Guimaraes *et al.* [3] 은 직접적으로 측정된 근력신호와 근전도와의 관계를 규명함으로써 근력을 추정하고자 했다. 근전도에 의한 근력추정은 침

습적인 근력측정을 대신할 수 있으며 재활공학과 같은 응용분야에서 유효하게 이용될 수 있다. 그러나 동적상태에서의 근력과 근전도간의 관계는 매우 비선형적이며 시간 의존적이다. 또한 피검자의 상태, 운동의 종류 등 다양한 요소에 따라 심한 차이를 유발한다.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 신경회로망의 이용을 고려한다. 신경회로망은 생체신호 처리분야를 비롯하여 여러 공학분야에서 대상 변수들의 복잡한 연관관계를 효율적으로 묘사하고 있다. 특히 의, 수족 제어분야에서는 근전도의 패턴 인식에 적용되어 다양한 동작구분을 가능케 하였다. 신경회로망의 비선형 묘사능력은 기본구조에 기인하며, 입력, 출력 변수의 연결형태에 따라 정적 및 동적 특성을 부여할 수 있다. 이러한 특징은 앞서 기술한 근력과 근전도간의 관계를 효과적으로 표현할 수 있다.

다른 한편으로 근력추정을 위해 선행되어야 할 중요한 문제로서 근전도 신호처리를 언급할 수 있다. 정적상태와 달리 근전도의 진폭이 동적으로 변

화할 경우 기존의 고정된 길이를 갖는 필터는 진폭 오차를 유발하며 이는 근력추정 성능을 저하시킨다. 따라서 본 연구에서는 적응필터를 사용하여 동적으로 변화하는 근전도의 진폭을 추정하며 이를 근력 추정을 위한 신경회로망의 입력으로 사용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 근전도를 위한 적응필터와 근력추정을 위한 신경회로망의 설계문제를 다룬다. 다음으로 3장에서는 측정된 데이터에 기반하여 신경회로망의 학습결과를 보임으로써 제안한 알고리즘의 유효성을 보인다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

2. 적응필터와 신경회로망

2.1 적응필터

동적상태 즉, 활성근력, 근육길이, 수축기간 등이 함께 변화하는 경우, 근전도의 진폭추출을 위한 적절한 필터길이의 선택은 중요한 연구주제이다. 진폭오차는 필터길이가 증가할수록 줄어드는 분산 오차와 반대로 필터길이가 감소할수록 줄어드는 추적오차로 구분될 수 있다. 따라서 최적의 고정 필터길이를 찾고자 하는 연구들에서는 근전도의 추정 진폭에 따라 균형된 선택이 필요했다. 최근 들어 추정진폭에 따라 지역적으로 필터길이를 변화시키는 적응필터의 연구가 활발히 진행되고 있다. 즉, 시간의 흐름에 따라 추정진폭의 변화가 클 경우, 필터길이를 줄이고 반대의 경우 늘임으로써 출력오차를 최소화한다[4-6].

본 연구에서는 다음과 같은 필터를 고려한다.

$$x(t) = \frac{1}{2M+1} \sum_{i=-M}^M |m(t+i)| \quad (1)$$

여기서 $m(t)$, $x(t)$, 그리고 $2M+1$ 는 각각 측정된 근전도, 진폭, 그리고 필터길이를 의미한다. 다음으로 시간 t 에서 필터길이를 결정하기 위해 근전도의 추정진폭 $s(t)$, $\dot{s}(t)$, 그리고 $\ddot{s}(t)$ 가 필요하며 다음의 미분필터로부터 얻어진다.

$$\frac{d^j s(t)}{dt^j} = \sum_{n=-N}^N c_j m(t+n), \quad j=0,1,2. \quad (2)$$

여기서 $2N+1$ 는 미분필터의 길이를 의미하며 $c_j, j=0,1,2$ 는 다음 행렬의 각 행을 의미한다.

$$C = (A^T \cdot A)^{-1} \cdot A^T$$

$$A_{ij} = i^j, \quad i=-N, \dots, N, \quad j=0,1,2$$

이제 필터길이의 적응알고리즘은 (1)과 (2)로부터

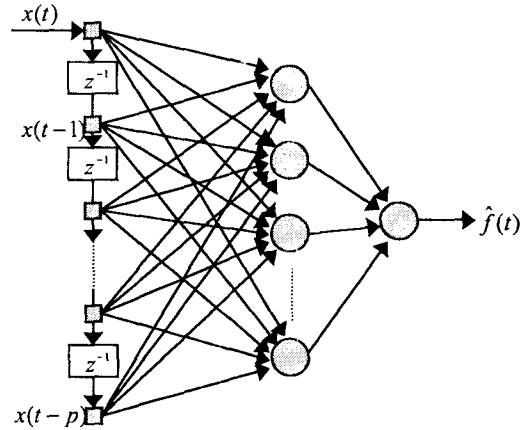


Fig. 1 Time-delayed artificial neural network

다음과 같이 유도될 수 있다.

$$2M(t)+1 = f \cdot \left[\frac{72}{g} \right]^{1/5} \cdot \left[\frac{s^2(t)}{\dot{s}^2(t)} \right]^{1/5} \quad (3)$$

여기서 f 는 샘플링 주파수를, g 는 데이터의 특성에 따른 상수값이다.

2.2 신경회로망

서론에서 근력과 근전도의 관계는 동적상태에서 비선형적이며 시간 의존적인 특성이 있음을 언급하였다. 이러한 관계는 기본적인 다층 피드포워드 신경회로망에 입, 출력변수의 연결형태를 변화시킴으로써 묘사 가능하다. 본 연구에서는 이를 위해 시간지연 입력을 갖는 신경회로망[7]을 선택하였으며 그 구조를 그림 1에 보인다.

입력변수로 사용되는 근전도 진폭신호는 시간 t 보다 p 차원 지연된 값들의 집합 $\{x(t-k)\}_{k=0}^p$ 으로 구성되며 출력변수 $\hat{f}(t)$ 는 시간 t 에서 추정된 근력으로서 다음과 같다.

$$\hat{f}(t) = \sum_{j=1}^n w_j h_j(t) + b_0 \quad (4)$$

$$h_j(t) = \varphi \left(\sum_{l=0}^p w_{jl} x(t-l) + b_j \right)$$

여기서 w_j 와 w_{jk} 는 하중벡터를, h_j 는 은닉층 출력, b_0 와 b_j 는 바이어스를, φ 는 활성화함수를 나타낸다. 측정된 근력 $f(t)$ 를 학습을 위한 목표값으로 두면 추정오차는 $e(t) = f(t) - \hat{f}(t)$ 로 정의된다.

하중벡터는 역전파 학습법에 의해 다음과 같이 학습된다.

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta \cdot e(t) \cdot h_j(t) \quad (5)$$

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \eta \cdot e(t) \cdot w_j(t) \cdot h'_j(t) \cdot x(t-k)$$

3. 실험결과

3.1 근력 및 근전도 측정

신경회로망의 학습을 위해 사용되는 입, 출력 변수인 근력과 근전도는 개의 장딴지근으로부터 획득되어지며 실험동물은 트레드밀에서 0.8m/s 의 속도로 보행을 훈련시켰다. 장딴지근의 근력은 체내 삽입형 센서를 이용하여 건의 장력으로부터 측정되었으며 근전도 신호는 표면전극을 통해 10-600 Hz 대역폭으로 제한, 저장되었다. 근력 및 근전도는 모두 1200 Hz 의 샘플링 주파수로 동시에 획득되었다. 측정된 근전도는 앞서 기술한 적응필터에 의해 진폭으로 변환되며 이때 사용된 미분필터의 길이는 250msec 이다. 그림 2 에서는 측정된 근력을 나타내며 그림 3 에서는 근전도와 적응필터의 진폭출력을 도시한다.

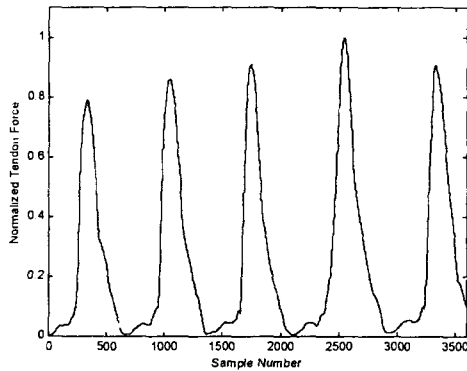


Fig. 2 Force record of dog gastrocnemius

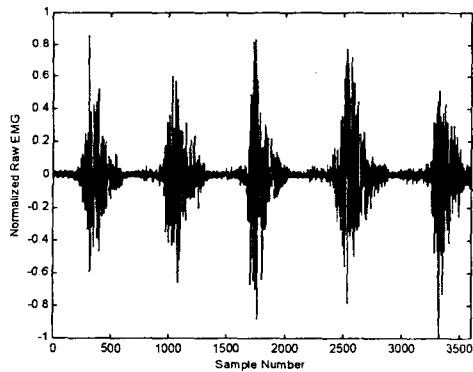


Fig. 3(a) EMG record of dog gastrocnemius

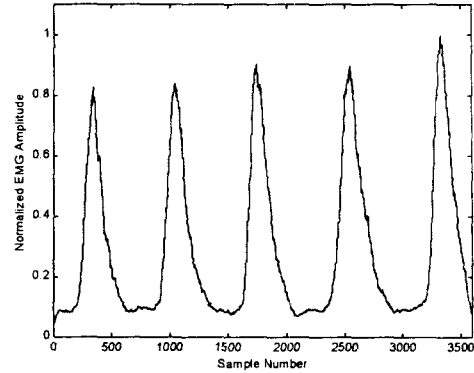


Fig. 3(b) Envelope estimation of EMG

3.2 신경회로망의 학습

이제 근력추정을 위하여 그림 2, 3 에서와 같은 3600 개의 근력 및 근전도 진폭 데이터를 바탕으로 신경회로망을 학습시킨다. 3400 개의 학습패턴은 샘플수 100 에서 3500 중 무작위로 추출되며 각 패턴은 100 개의 연속된 입력변수 집합으로 구성된다. 신경회로망의 입, 출력변수와 은닉층의 구조는 표 1 에 나타낸다. 학습이 완료된 후 근전도 진폭신호에 의해 추정된 근력 $\hat{f}(t)$ 를 측정된 근력 $f(t)$ 와 함께 도시하면 그림 4 와 같다.

Table 1 Composition of TDANN

Order of time delay	100
Hidden layer	50
Activation function of hidden layer	Sigmoid
Output layer	1
Activation function of output layer	Linear
Learning rate	0.1

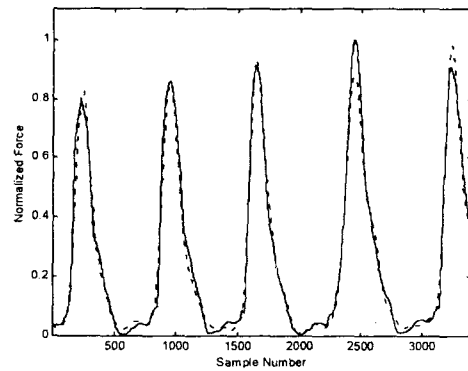


Fig. 4 Force predicted by the TDANN(dashed line) and force measured by the transducer(solid line)

4. 결론

본 연구에서는 근전도를 이용한 근력추정을 위하여 시간지연 입력을 갖는 신경회로망을 도입하였다. 또한 적응필터를 사용하여 동적상태에서의 근전도 진폭오차를 고려하였다. 이러한 접근방법의 유효성을 보이기 위해 실험을 통한 근력추정의 결과를 제시하였다. 추후 과제로서 다양한 동작, 서로 다른 대상, 피로 등이 고려될 수 있는 근력추정의 일반성에 관한 연구가 필요할 것이다.

후 기

본 연구는 과학기술부 국책연구개발사업-엔지니어링핵심공통기반기술개발사업(M1-0139-08-0000)의 지원으로 수행되었으며 관계자 여러분께 깊이 감사드립니다.

참고문헌

1. W. Herzog, A. Stano, and T. R. Leonard, "Telemetry system to record force and EMG from cat ankle extensor and tibialis anterior muscles," *J. Biomechanics*, Vol. 26, No. 12, pp. 1463 - 1471, 1993.
2. W. S. Xu, D. L. Butler, D. C. Stouffer, E. S. Grood, and D. L. Glos, "Theoretical analysis of an implantable force transducer for tendon and ligament structures," *Journal of Biomechanical Engineering*, Vol. 114, pp. 170 - 177, 1992.
3. A. C. Guimaraes, W. Herzog, T. L. Allinger, and Y. T. Zhang, "The EMG-force relationship of the cat soleus muscle and its association with contractile conditions during locomotion," *Journal of Experimental Biology*, Vol. 198, pp. 975 - 987, 1995.
4. E. A. Clancy, "Electromyogram amplitude estimation with adaptive smoothing window length," *IEEE Trans., biomedical engineering*, Vol. 46, No. 6, pp. 717 - 729, 1999.
5. E. A. Clancy, S. Bouchard, and D. Rancourt, "Estimation and application of EMG amplitude during dynamic contractions," *IEEE engineering in medicine and biology*, November/December, pp. 47 - 54, 2001.
6. T. D. Alessio and S. Conforto, "Extraction of the envelope from surface EMG signals," *IEEE engineering in medicine and biology*, November/December, pp. 55 - 61, 2001.
7. S. Haykin, *Neural networks: a comprehensive foundation*, New Jersey: Prentice-Hall, 1999.