

근전도 신호를 기반한 대퇴의족의 슬관절 제어

이주원, 이건기, 이상민*, 장두봉*, 이병로**

경상대 전자공학과, *남해전문대학 전자통신과, **진주산업대 전자공학과

Knee Joint Control of Transfemoral Prosthesis based on the EMG Signal

J. W. Lee, G. K. Lee, S. M. Lee*, D. B. Jang*, B. R. Lee**

Dept. of Electronics Engineering, Gyeongsang National University

*Dept. of Electronics Comm., Namhae College

**Dept. of Electronics Engineering, Chinju National University

Abstract

대부분의 보조기 및 의족은 기계식이 주류이며 환자가 착용시 정상보행은 부드럽지 못하고 원활한 보행을 위해서는 장기간 동안 훈련이 요구된다. 따라서 대퇴의족에서 발생하는 이러한 문제점을 개선하기 위해 본 연구에서는 대퇴절단자(transfemoral amputee)의 보행을 정상보행에 일치하는 보행 능력을 복원하기 위해 근전도 신호와 인공신경망을 이용하여 적응 PID 제어기를 설계하였고 그 제어 결과를 제시하였다.

I. 서 론

질병이나 사고로 인하여 기능이 정지된 인체의 기능을 회복 시켜주기 위한 보조기 및 의족은 기계식이 주류이며 환자가 착용시 정상보행은 부드럽지 못하고 원활한 보행을 위해서는 장기간 동안 훈련이 요구된다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 마이크로콘트롤러를 이용하여 전자식으로 국내외에서는 연구가 개발되고 있고, 국외(미국:오토복사, 일본: 나부코사 등)에서는 이미 상품화하여 시판하고 있다.

그러나 상품화된 의족은 보행상의 기준의 문제점을 많이 개선되었지만 정상보행과 상당하게 차이가 있으며, 아직도 개선되어야 할 부분으로 연구가 진행되어

야 한다. 따라서 본연구에서 이러한 문제점을 개선하기 위해 정상인의 고관절의 대둔근과 장요근으로부터 발생하는 근전도를 기반하여 슬관절의 자세를 추출하고, 추출된 슬관절의 각으로부터 대퇴의족의 슬관절을 제어하였다. 슬관절 제어는 대퇴절단자(transfemoral amputee)의 보행을 보다 정상보행에 일치하는 보행 능력을 복원하기 위해 학습능력이 뛰어난 인공신경망을 이용하여 적응 PID 제어기를 설계하였고 그 제어 결과를 제시하였다.

II. 대퇴의족의 동역학 모델링

인간의 하지(low limb)는 고관절(hip joint), 슬관절(knee joint), 발목관절(ankle joint) 등 3개의 관절과 발(foot)의 상호작용 관계로 운동이 이루어지기 때문에 모두를 고려하여 동역학 모델링을 하여야 한다. 그러나 본 연구에서는 발목 관절은 고정되어 있고 고관절 제어는 절단자로부터 제어가 가능하다고 가정하고, 링크의 무게중심 위치는 슬관절 애츄에이터와 링크의 하중보다 매우 크다고 가정하면 링크의 무게 중심은 발의 위치에 있게 됨을 가정할 수 있다. 이러한 가정을 기반으로 한 그림 1의 구조로 동역학을 해석하였다.

그림 1에서 θ_1 , θ_2 는 고관절의 각과 슬관절의 각이며, L_1 , L_2 는 각 링크의 길이이다. 그리고 일반적

으로 대퇴의족의 보행 운동은 단진자 시스템과 매우 유사하다. 그림 1에서 고관절을 원점으로 설정하여 슬관절의 위치 x_1, y_1 과 발의 위치 x_2, y_2 는 다음으로 식으로 표현된다.

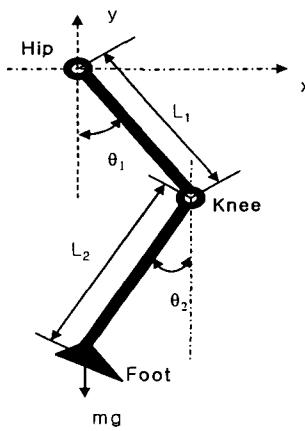


그림 1. 의족 모델

$$x_1 = L_1 \sin \theta_1 \quad (1)$$

$$y_1 = -L_1 \cos \theta_1 \quad (2)$$

$$x_2 = L_1 \sin \theta_1 + L_2 \sin \theta_2 \quad (3)$$

$$y_2 = -L_1 \cos \theta_1 - L_2 \cos \theta_2 \quad (4)$$

대퇴의족 제어에서 고관절 제어를 위한 토크는 절단자로부터 제어된다고 가정하면, 제어대상은 슬관절이다. 따라서 슬관절 제어를 위한 토크 τ 를 구하기 위해 다음의 해석 과정으로 이루어진다. 먼저 식(3), (4)로부터 시간 t 로 미분하여 x_2, y_2 의 속도를 구하면 다음의 식으로 표현된다.

$$\dot{x}_2 = \theta_1 L_1 \cos \theta_1 + \theta_2 L_2 \cos \theta_2 \quad (5)$$

$$\dot{y}_2 = \theta_1 L_1 \sin \theta_1 + \theta_2 L_2 \sin \theta_2 \quad (6)$$

식 (5),(6)을 기초로하여 운동에너지 T 와 위치에너지 U 는 다음의 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} T &= \frac{1}{2} m \mathbf{v}^T \mathbf{v} = \frac{1}{2} m([\dot{x}_k \ \dot{y}_k]^T [\dot{x}_k \ \dot{y}_k]) \\ &= \frac{1}{2} m(\dot{x}_2^2 + \dot{y}_2^2) \\ &= \frac{1}{2} m\{(\theta_1 L_1 \cos \theta_1 + \theta_2 L_2 \cos \theta_2)^2 \\ &\quad + (\theta_1 L_1 \sin \theta_1 + \theta_2 L_2 \sin \theta_2)^2\} \end{aligned} \quad (7)$$

$$U = mg(L_1 \cos \theta_1 + L_2 \cos \theta_2) \quad (8)$$

여기서 g 는 중력상수이고, m 은 발의 질량이다. 그리고 회전 운동으로부터 발생되는 링크의 관성 모멘트(moment)는 제외하였다. 식(7)과 (8)에서 슬관절 토크는 라그랑지안(Lagrangian) 방정식으로부터 구해진다.

$$L = T - U \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \tau &= \frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}_2} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta_2} \\ &= mL_2^2 \ddot{\theta}_2 + mL_1 L_2 \dot{\theta}_1 \cos(\theta_1 - \theta_2) \\ &\quad - mL_1 L_2 \dot{\theta}_1^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) + L_2 mg \sin \theta_2 \end{aligned} \quad (10)$$

III. 슬관절 제어

인간의 보행은 사람의 보행속도, 자세, 길의 형태 등에 따라 다르며, 인간의 하지(lower limb)는 고관절(hip joint), 슬관절(knee joint), 발목관절(ankle joint) 등 3개의 관절과 발(foot)의 상호작용 관계로 운동이 이루어지기 때문에 모두를 고려하여 제어하여야 한다. 그러나 본 연구에서는 발목 관절은 고정되어 있고 고관절 제어는 절단자로부터 제어가 가능하다고 가정하고, 슬관절을 제어하였다. 따라서 본 연구에서는 인공지능의 한 기법인 신경망과 근전도 신호를 이용하여 슬관절을 제어하였다.

사람의 보행 특성의 형태에 따라 변화하는 근전도 신호를 고관절 운동에 연관된 대둔근과 장요근^[1]으로부터 얻어 저역통과 필터로 필터링 한 다음 그림 2와 같이 두 근전도 신호의 절대치를 입력으로 RBF 신경망^[5]을 이용하여 슬관절 각을 추정하도록 설계하였다. 그리고 추정된 슬관절 각을 제어기의 기준신호로 설정하고 제어기에 입력하였다.

제어기는 PID구조를 가지고 있으며 PID의 최적 파라미터를 신경망 학습을 통하여 추출하는 것이다. 그 구조는 다음의 그림 3과 같다.^[2]

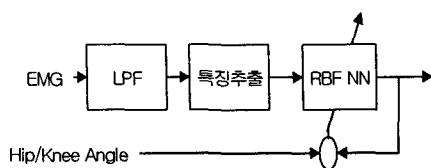


그림 2. 슬관절 각 추정

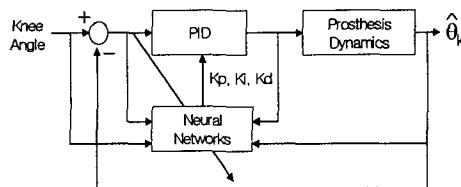


그림 3. 대퇴의족의 슬관절 제어기 구조

그림 3에서 사용되는 신경망의 구조는 다층 신경망이며 학습 알고리즘은 오류역전과 알고리즘을 사용하고 활성화 함수는 단극성 시그모이드 함수를 갖는다.

IV. 실험 및 결과

인간의 보행은 사람의 보행속도, 자세, 길의 형태 등에 따라 다르다. 따라서 본 연구에서는 인공지능의 한 기법인 신경망을 이용하여 사람의 보행 특성의 형태에 따라 발생하는 대둔근과 장요근으로부터 발생하는 근전도 신호를 1Khz로 샘플링한 다음, 그림 1의 구조로 신호를 절대 에너지 처리, 차단주파수 200Hz인 59차 저역 필터(FIR 구조)로 필터링, 고관절의 신전과 굴곡에 따른 근전신호를 합성으로 특징 추출하였다. 추출된 특징 신호를 RBF 신경회로망에 입력하였으며, 신경망의 학습 후, 순방향 연산으로 고관절 각과 슬관절 각을 추출하였다. 슬관절 제어기는 PID구조를 가지고 있으며 PID의 최적 파라메터를 단극성 시그모이드 활성화 함수를 갖는 다층신경망과 BP알고리즘의 학습을 통하여 추출 및 제어하였다. 제안된 그림 1과 2의 제어구조로 슬관절 제어를 실험하기 위해 RBF 신경망은 시지연신경망 형태로 10개의 입력뉴런과 은닉층 10개, 출력층 1개로 설정하였으며, 제어를 위한 신경망 구조는 다층구조 퍼셉트론 형태인 3층 구조와 단극성 시그모드 활성화함수를 갖는 신경망을 구성하였다. 제어

신경망의 입력 벡터는 제어 에러 $e(n)$, $e(n-1)$, 고관절의 각 θ_h , 바라는 슬관절의 각 θ_k , 과 PID제어기의 출력 $u(n)$, $u(n-1)$, 그리고 대퇴의족의 출력인 θ_k 로 설정하여 제어하였다.

근전도 신호로부터 슬관절 각을 추정한 결과는 그림 4에 나타내었으며, RBF 신경망을 100회 학습 후 추정 오차는 0.00212로 나타났다,

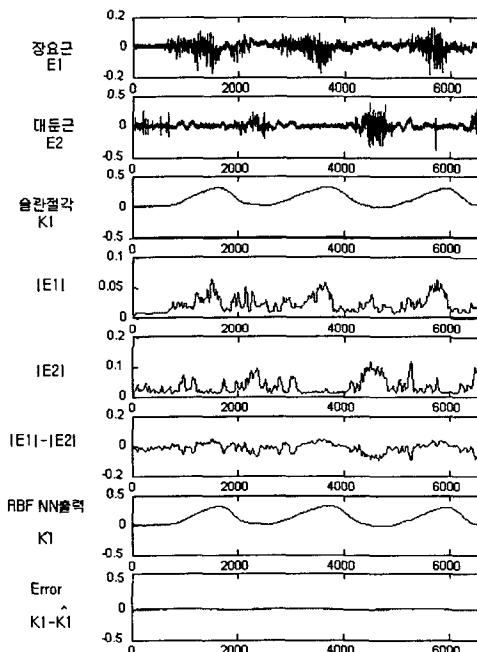


그림 4. 슬관절 각에 대한 추정 결과

그리고 제어 출력은 실험에서 표 1와 같이 대퇴의족의 물리적 파라메터로 의족을 모델링하여 실험하였다. 제어기의 구조는 PID의 파라메터인 K_p , K_i , K_d 출력을 갖도록 3개의 뉴런으로 구성하였으며, 구성된 신경망 제어기로 10회 학습한 후 단위 계단 입력에 따른 슬관절 제어 결과를 그림 5에 나타내었다.

표 2. 대퇴의족의 물리적 파라메터

m	L ₁	L ₂
0.780Kg	0.435m	0.412m

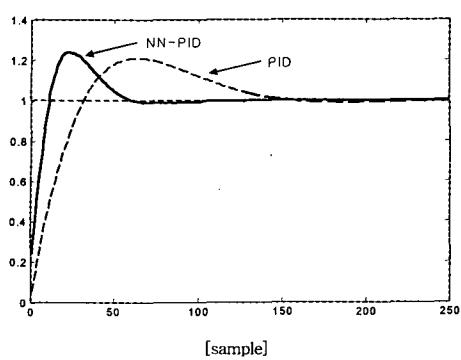


그림 5. 단위계단 응답특성

그리고 보행 중에 대퇴부 근전도와 슬관절의 각을 BioPAC사의 MP-100 AD보드로부터 획득하여 제어한 결과, 우수한 제어 결과를 나타내었다.

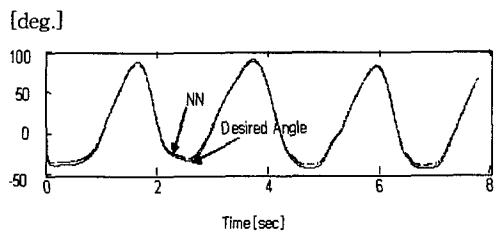


그림 8. 보행시 슬관절 각 제어

V. 결 론

본 연구에서는 대퇴의족을 착용후의 보행을 보다 정상보행에 일치하는 보행 능력을 복원하기 위한 목적으로 인공신경망을 이용하여 고관절의 근전도에 따른 슬관절에 적응 PID 제어기를 설계하여 제어하였으며, 그 결과 우수한 성능을 보였다. 그러나 본 연구에서는 슬관절의 각을 정상인의 보행 각을 추출한 다음 보행 패턴으로 설정하여 제어하였다.

향후 대퇴 절단자의 정상 보행상태시 오르막길과 계단 등 보행 환경에 따른 환자의 자세를 추출하는 알고리즘과 이에 따른 관절각을 추정하는 알고리즘에 관한 연구가 진행 되어야 할 것으로 사료된다.

참고문헌

- [1]. 한태륜, 김진호, “재활의학”, 군자출판사, 1999.

- [2]. Sigeru Omatsu, "Neuro-Control and its Applications", Springer, 1996.
- [3]. Ozkaya, Nordin, "Fundamentals of Biomechanics", Springer, 1998.
- [4]. V.D. Kalanovic, "Feedback Error Learning Neural Network for Trans-Femoral Prostheses", IEEE Trans., Rehabilitation Engineering, Vol. 8, No. 1, pp. 71-80. 2000.
- [5] Lin Lee "Neural Fuzzy System", Prentice Hall, 1996.