論文95-32B-7-2

근전도신호를 이용한 의수의 지능적 궤적제어에 관한 연구

(A Study on Intelligent Trajectrory Control for Prosthetic Arm using EMG Signals)

張 永 健 *, 權 章 禹 **, 洪 勝 弘 ***

(Young Gun Jang, Jang Woo Kwon, and Seung Hong Hong)

요 약

근전도신호를 사용하여 팔의 힘과 이동방향을 추정하여 의수의 방향 및 평균속도를 제어하는 지능적 궤적제어방식을 제안한다. 의수의 운동에 의해 인체에 유기되는 충격량을 최소화하고, 근육의 피로도를 줄이기 위해 실시간궤적제어기로서 3단 선형필터가 사용되었다. 팔의 방향추정에는 MLP와 퍼지필터의 결합형을 사용하며, 카테시안 궤적매개변수를 결정하기 위해 힘의 시간적 모델을 사용한다. 근전도신호는 장애모사기와 2차원 조이스틱을 사용하여 얻었다. 시뮬레이션결과 제안된 방식은 추정된 힘과 방향에 따라 의수의 바람직한 궤적을 얻는데 효과적이었다. 이 방식은 Hogan의 임피던스제어방식을 사용하는 것에 비해 필요한 전극의 수와 전극부착위치가 줄어들어 임상적으로 간편하며, 적용범위가 확대된다.

Abstract

An intelligent trajectory control method that controls a direction and a average velocity for a prosthetic arm by force and direction estimations using EMG signals is proposed. 3 stage linear filters are used as a real time joint trajectory planner to minimize the impact to human body induced by arm motions and to reduce muscle fatigues. We use combination of MLP and fuzzy filter for a limb direction estimation and a time model of force for determining a cartesian trajectory control parameter. EMG signals are acquired by using a amputation simulator and 2 dimensional joystick motion. Simulation results of the proposed method show that the arm is effectively followed the desired trajectory by estimated forces and directions. This method reduces the number of electrodes and attatched sites compared with the method using Hogan's impedance control.

I. 서 론

의수를 전기적으로 제어할 때 가장 중요하게 요구되는 것은 정상인과 같이 인간의 의사를 의수에 전달하는 방법이다. 지금까지의 의수제어는 기계적 언어로 프로그램된 일련의 동작순서로 구동시키는 방식, 스위치의 조작에 의한 방식과 음성인식에 의한 방식등이 있으나, 이들은 인간의 제어방식이 갖는 임의성, 실시간 동작 및 편의성을 만족시키는 문제에는 많은 한계점이 있다.

인간의 의사를 의수에 전달하는 가장 자연스러운 방식은 팔의 잔존하는 근육의 근전도를 해석하여 제어하

* 正會員, 高等技術院
(Institute of Advanced Engineering)
** 學生會員, *** 正會員, 仁荷大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Inha Univ.)
接受日字: 1995年2月15日, 수정완료일: 1995年6月28日

는 방식이다. 이러한 방식은 인간의 운동에서 일어나는 근육의 생리활동을 해석하므로써, 뇌의 명령을 실시간적으로 이용할 수 있는 장점이 있다.

근전도신호를 제어원으로 한 의수제어에 관한 연구분야는 근전신호처리와 제어의 영역으로 대별된다. 신호처리분야에서는 근력을 추정하는 방식에 관한 연구[1-3], 기능분리의 신뢰도 및 정도를 높이는 방식에 관한 연구[4-7], 근전신호의 실시간 처리에 관한 연구등이 있다. 제어분야에선 좌표화[16], 제어방식[8], 제어법칙[12] 등이 있다.

그러나 현재까지의 연구들은 의수제어에 필요한 부분적인 기능분리 및 근력추정, 입력잡음제거 및 제어방식에 치중하여, 근전도신호를 제어원으로 사용하는 의수제어를 위한 신호처리 및 제어에 통합적으로 접근하지 못하였다. 특히 기능분리에 의해 결정된 기능 및 근전신호로부터 추정된 힘을 연속적이고 복합적인 운동의 제어에 연결하는 방식, 임상적 편이성 및 안전성에 대한 구체적인 연구가 부족한 상태이다.

기능분리와 힘 추정을 결합한 연구로서 Triolo[5]는 다중채널시계열근전처리기를 제안하였다. 이 모델은 Doerschuk[4]의 다중모델탐지법을 이용한 기능분리모델과 Hogan[1,2]의 최대우도추정을 통한 힘추정기를 결합한 연구로서 병렬구조를 가져서 실시간적으로 우수하며, 신호 대 잡음비가 크며, 힘 추정이 가능하다. 그러나 근전도신호를 가우스 마르코프(Gauss Markov)프로세스로 가정하여, 신호의 시변적 성질에 대한 대응에는 취약하며, 분류율은 90%정도로서 의수제어에 적용하기에는 신뢰성이 부족하다. 또한 추정된 기능과 힘을 제어에 연결하는 방식에 대한 언급이 없다.

Hogan[9]은 위치제어 및 힘제어를 포함하는 임피던스(impedance)제어란 개념을 의수제어에 도입하였다. 그는 힘을 상관잡음을 제거한 근전도크기의 시간적 합에 비례하는 양으로 정의하고, 근육을 길항적 작용을 하는 두 개의 스프링으로 모델링하여, 근육의 힘이 근육의 길이와 근전도신호의 크기의 곱에 비례하며, 해당 관절의 변이량 즉 위치는 두 스프링의 강성(stiffness)의 함수라고 보았다. 그러나 근육의 힘을 발생시키는 요인은 근육에 작용하는 부하와, 근육의 이동 가속도[10,11]이다. 또한 팔 장애자를 대상으로 한 팔근육운동에 대한 기능분리는 일반적으로 복합근을 사용하는데, 복합근에 대해 길항작용을 하는 근육을 모두 지정하기가 어렵고, 손상된 경우가 많으며, 전극을 부착하기가 까다롭다. 따라서 Hogan의 임피던스제어모델은 물리적으로 단순하고, 명확하다는 장점에도 불구하고 근전도의 기능분리를 주요기능으로 하는 의수제어에는 임상적으로 적합치 않다.

Ailon[12]은 팔의 운동에 대한 제어법칙에 관한 연구를 수행하였다. 그는 연구의 대상을 도달(reaching) 운동에 한정하고, 제어전략은 가속과 감속펄스로 구성되며, 두 구간사이의 전환점을 제어변수와 상위경계사이의 거리를 최적화하여 선택하였다. 실험과 시뮬레이션결과 양자의 궤적이 거의 일치하였다. 이 연구는 실제 인간의 근육체계나 제어체계에 대한 해석적 방식 대신에, 제어방식의 가정으로서 인간의 운동체계를 모사할 수 있다는 것을 보여준다. 그러나 의수는 인체에 연결되는 기계적 구조물로서, 이동에 따른 충격량을 줄이는 방식이 요구된다. 따라서 Ailon의 제어방식은 불연속적 가감속특성을 가져서 이동속도가 클 때 인체에 충격을 주는 단점이 있다.

본 논문에서는 의수의 관절을 제어하는 방식에 있어서 구형파적 가속펄스와 감속펄스를 사용하는 대신에 연속적 가감속제어를, 카테시안 궤적제어에 있어서는 연속적 속도제어를 하는 방식을 채택하며, 이를 위해 선형필터를 각각 3단과 2단으로 종속연결하는 궤적제어방식을 제안한다. 또한 근전도신호를 이용한 근육운동의 기능분리와 힘추정을 제어에 이용하는 방식으로서 카테시안 궤적의 가감속의 크기를 결정하는 선형필터의 길이를 결정하는 방식을 제안한다. 제안된 두 방식은 근전도신호처리를 통한 힘과 이동방향의 추정을 궤적제어와 결합하여, 의수의 불연속적 가감속에 의해 인체에 유기되는 충격을 제거하면서 팔의 자연스러운 운동체계를 모사하는 방식과 임피던스제어방식의 임상적 문제점인 전극부착의 복잡성과 적용상의 제한성을 완화하는 방식에 관한 것이다.

기능분리에 의한 방향추정을 위하여 학습능력을 가진 신경회로망의 일종인 MLP를 분류기로서 사용하고, 분류기가 오분류에 의해 제어에 미치는 영향력을 감소시키기 위해 퍼지필터를 연결하여 분류의 타당성을 검증하고, 결정을 교정하는 MLP와 퍼지필터의 단계적 결합을 통한 변별방식을 제안한다. 제안한 방식은 Doerschuk과 Triolo가 제안한 병렬필터링 팔기능분류기가 근전도신호의 시변성에 대응능력이 부족한 측면과 분류율이 제어의 신뢰도를 유지하는데 비교적 부

족한 단점을 보완하기 위한 것이다.

본 논문에서 기술할 내용은 다음과 같다. 2장에서는 근전도 신호를 이용하는 근력추정과 팔의 이동방향추정에 대해 기술한다. 근력추정을 위해서는 Hogan의 방식을 사용하고, 팔의 이동방향추정을 위해 지능적 신호처리기법인 신경회로망과 퍼지로직을 결합한 기능변별방식을 도입한다. 3장에서는 힘추정과 방향추정을 힘의 시간적 모델과 결합하여 의수의 궤적을 제어하는 방식을 기술하며, 궤적제어방식으로 선형필터를 사용하는 방식을 도입한다. 4장에서는 각 장의 실험방식을 서술하며, 결과에 대해 고찰한다.

Ⅱ. 팔의 근력추정과 이동방향추정

근육으로부터 얻어지는 신호는 종국적으로 근육의 기능 및 힘을 추정하는데 사용되며, 이 추정되는 정보는 의수를 제어하는 기본적 명령으로 사용될 수 있다. 근육의 기능은 팔이 움직일 공간의 방향정보를 내포하므로, 이를 추정하여 의수의 방향벡터로 좌표화할 수 있다. 근육기능의 추정에는 기능변별기가 필요하며, 기능을 공간적으로 좌표화하기 위한 변환기능이 요구된다. 힘의 추정을 위해서는 우선 잡음이 포함된 근전도 신호로부터 원래의 발생된 근전신호를 추정할 수 있는 근전도신호의 모델이 필요하다.

1. 근력추정

근전도신호에 포함된 공간적, 시간적 상관잡음을 제거하고, 근전도크기로부터 힘을 추정하기 위해, Hogan과 Triolo가 사용한 전백색화과정 및 근력추정 방식을 사용한다.

근전도신호는 근육이 수축할 때에 발생하는 전기적 신호로서 추출된 신호는 시간적, 공간적으로 상관성을 가지며 근육의 표피, 뼈, 피부 및 전극등에 의해 필터링된 신호이다. 단일근육의 한 장소의 근전도는 랜덤과정이 근육,피부,전극을 거쳐, 원 근전신호와 합해져서 표면근전도파형으로 관찰되는 형태로 모델링할 수 있다. 근전도의 연속적 샘플이 상관되어 있을 때, 근전도 크기의 이산추정문제에 대한 해는 우선 필터 $H_{time}^{-1}(e^{jw})$로 데이터를 백색화하므로써 발견될 수 있다[2]. 이러한 추정자를 다중채널로 사용할 때, 공간적 상관성을 고려하여 같은 방법으로 백색화시키면, 시간적, 공간적 상관성을 배제한 근전도의 크기를 추정할 수 있다. 근력은 근전도 크기에 비례한다고 볼 수 있고, 최적 근전처리기는 모든 채널의 합해진 분산의 最大尤度 推定을 형성하며, 실험적으로 결정된 힘 $\hat{F}$의 관계로 변환된다. 비상관 샘플에 대한 M개의 채널로 확장한 근전처리기의 형태는 식 (1)과 같다.

$$\hat{F}=\sigma^{-1}\left\{\left[\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\mu_j^2\frac{(k-i)}{\lambda j}\right]\right\} \tag{1}$$

$\hat{F}$: 힘 추정, σ : 신호의 분산, N : 샘플의 수,
M : 채널의 수,
μ_j : 공간적으로 디커플된 시스템의 변환된 신호벡터의 요소,
λ_j : 공분산 매트릭스의 j번째 고유치

Triolo등과 Clancy등은 각각 이동평균모델과 자기회기모델을 利用하여, 전백색화과정을 거친후 식 (1)과 같은 근전도신호에 대한 최적추정을 통해 筋肉의 힘 또는 근전도의 크기를 推定하였다. σ^{-1}는 근력 F와 표준편차 σ간의 逆函數關係를 나타내며, σ와 F와의 관계는 Vredenbregt와 Rau의 식 (2)와 같은 관계로 표현할 수 있다.

$$\sigma = K\cdot F^{a} \tag{2}$$

식 (1)과 식 (2)에 의해 힘의 추정치 $\hat{F}$는

$$\hat{F} = \left\{\frac{1}{K}\left[\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}v_j^2(k-i)/\lambda j\right]^{1/2}\right\}^{1/a} \tag{3}$$

K : 스케일링 요소로 주어지며, a는 $E(\hat{F}) = F$ 의 관계를 最大限 滿足시키는 範圍에서 決定한다.

2. 지능적 패턴변별을 통한 팔의 이동방향추정

근전도신호의 시변적 성질에 대응하기 위해서는 적응적이며 견고한 정보처리기법이 요구된다. 특히 근전발생시스템을 동적 시스템의 관점으로 접근하여, 기계에 지능을 부여하며, 지속적인 학습에 의해 새로운 특성변화에 적응하는 방식을 선택한다. 이는 상징적 언어로서 발견적 기법을 주로 사용하는 일반적 인공지능기법과 구별된다. 입력공간은 상당한 비선형성을 가지므로 비선형근사화 함수를 도입할 수 있으나, 복잡한 기능분리에는 적합하지 않다. 따라서 본 논문에서는 신경회로망과 퍼지 필터로 결합된 단계적 변별기를 제안한다.

신경회로망만으로 제어출력을 만드는 방식은 회로망

내에 정의된 각 층 및 노드의 물리적 의미를 알기가 어렵고, 회로망의 강한 비선형성 및 흡인력때문에 학습시킨 패턴사이의 값들이 입력될 경우 전혀 관계없는 값으로 매핑되는 경향에 대해 대처할 방법이 없다[13]. 또한 합성된 뉴로퍼지회로망의 경우, 귀속도함수의 형태등 제한사항을 도입하기 어렵고, 역전파알고리즘을 사용하여 학습하는 경우, 모든 가중치가 규칙기반과는 무관하게 유사하게 갱신되어, 마지막층에서 첫번째 층으로의 전파가 비효율적이다[14]. 퍼지로직만을 사용하는 경우, 복잡한 시스템일 때는 입출력관계에 대한 통찰력을 얻기가 어렵고, 경험과 적용의 반복으로 귀속도함수를 조절하여야 하며, 입력특징의 크기에 대한 물리적 의미가 분명치 않은 경우, 적용하기가 비교적 애매한 경우가 많다.

제안한 변별기는 신경회로망의 출력의 의미가 분명하여, 퍼지로직을 사용하여 인간의 경험 및 사전지식을 입출력변수의 귀속도함수와 규칙기반에 이식시킬 수 있다. 또한 신경회로망의 학습능력을 이용할 수 있으며, 입력에 대한 퍼지 규칙의 견고성을 최대한 활용할 수 있는 장점이 있다. 이 변별기는 근전도신호의 특징의 패턴를 변별하여, 근육의 기능을 분리하고, 근육의 이동방향을 추정하는데 사용된다. 퍼지로직은 필터의 기능을 담당하며, 이 필터의 출력변수는 공간적 좌표로 설정하여, 방향에 대한 언어적 표현을 공간적 좌표로 변환하는 기능을 갖는 매퍼로 사용한다.

3. 多層퍼셉트론(multi layer perceptron)分類器

다층퍼셉트론(MLP)은 加重化된 연결을 사용하여 相互反應하는 神經들의 층으로 이루어 졌으며, 入力層, 隱匿層 및 出力層으로 구성되며, 은닉층은 다층으로 구성될 수 있다. 외부 입력벡터는 입력층에 있는 노드에 연결되어 回路網에 공급되며, 회로망을 指導學習(supervised learning)방식에 의해 훈련되는 분류기로 사용할 때, 해당출력을 1 상태로, 나머지는 0 상태로 고정하여, 連結加重值를 훈련시킨다. 신경은 活性函數로서 작용하며, 임의의 시간 t에 非制限的 활성입력 $o_i^h(t)$를 제한된 출력신호 $p_i^h(o(t))$로 변환시킨다. 보통 변환은 시그모이드 함수를 사용하며, 제한된 단조증가함수의 형태를 갖는다.

잘 훈련된 MLP의 出力이 特徵벡타의 確率이 크다면, 베이즈 最適 변별기능을 근사적으로 模寫한다는 것과 後確率의 推定이라는 것은 이전의 여러 연구에서 증명되었다[15]. 따라서 MLP의 출력을 $M(p_i^H/O^o)$라 하면

$$M(p_i^H/O^o) \cong P(p_i^H/O^o) \tag{4}$$

O^o: 입력 특징벡터$(o_1^o, o_2^o, \ldots, o_n^o)$

p_i^H: 출력층에서의 i번째 class의 확률

의 식이 성립한다. 또한 베이즈 프로세스에서 最大後確率은 오분류확률을 最小化하는 최대 변별기능에 대응한다는 것이 밝혀져 있다[15]. 따라서 최소 오분류율을 갖고 W_i를 U_i로 결정할 확률은

$$P(U_i) = \max_j P(p_j^H/O^o) \quad : \quad j = 1, 2, \ldots, M \tag{5}$$

가 되며, 식 (5)와 식 (6)의 결과로서 MLP의 최대출력의 선택은 오분류율을 최소화하는 결정이다. 즉

$$P(U_i) \cong \max M(p_j^H/O^o) \tag{6}$$

이 성립한다.

4. 퍼지필터

모든 퍼지장치의 설계에 있어 가장 기본적인 것은 퍼지집합론의 언어표현적 해석이고, 그 핵심은 언어표현적 규칙이다. 규칙에 사용되는 언어는 부정확하나 양질의 정보를 포함한다. 정보는 일반적으로 숫자적 데이터를 제공하는 센서와 그 문제에 관하여 언어표현을 이용하는 전문지식을 가진 인간으로부터 얻어진다. 기존의 필터는 주로 숫자적 데이터만을 처리할 수 있고, 기존의 전문가시스템은 언어적 정보만을 이용할 수 있다.

본 논문에서는 여러가지 경험법칙과 전문지식의 언어적 표현정보와 숫자적 정보를 모두 이용하는 적응적 퍼지필터를 구성하여 MLP에서 출력되는 오분류된 판단을 정정하거나, 판단이 유보된 정보를 이용하여 정확한 판단을 추론하는 방식을 취하였다.

Q를 대상공간이라 하고, Q의 요소를 q라 표시하면, $Q = \{q\}$이다. 퍼지집합 C는 귀속도함수 μ_C에 의해서 특성화되며, Q내에서 $[0,1]$ 범위내의 값을 갖는다. 이는 C내의 q값의 귀속의 정도를 표현한다.

$$\mu_C(q) = [0, 1] \tag{7}$$

$$C = \{q, \mu_C(q) | q \in Q\}$$

본 시스템에서 사용한 퍼지필터의 전체적 시스템은 그림 1과 같다.

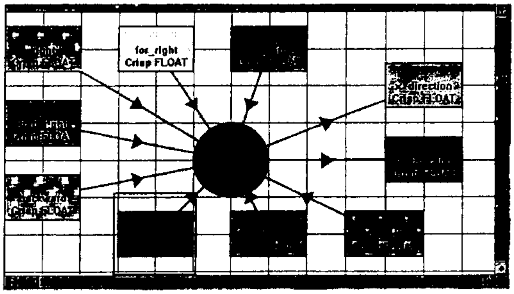


그림 1. 퍼지 필터 및 매퍼의 시스템 블럭도
Fig. 1. System block diagram of fuzzy filter.

조이스틱을 움직이는 팔의 방향들을 분류하기 위하여 MLP를 사용하며, MLP의 출력을 퍼지필터의 입력변수로서 사용한다. 입력변수의 퍼지화를 위해 삼각형 또는 사다리꼴형태의 귀속도함수를 사용한다. 귀속도함수의 구간선정은 원칙적으로 Dempster -Shafer론에 근거하여 신뢰구간, 비신뢰구간과 불확실구간으로 구분하며, MLP출력을 통계적으로 처리하여 선정한다. 출력변수로서 2차원 카테시안좌표로 X방향 및 Y방향의 단위벡터를 지정하였다. 출력변수는 방향을 가리키는 언어적 표현을 공간적 표현인 카테시안방향벡터로 변환시키는 매퍼의 역할을 담당한다.

퍼지추론엔진으로서 인간의 언어로 표현가능한 사전 전문지식을 규칙의 형태로서 사용하며, 이 규칙은 가정과 결과라는 형태로 식 (8)과 같은 R_1에서 R_p까지의 p개의 규칙들로 이루어진 관계식으로 표현할 수 있다.

R_1: If q_1 is C_{11}, q_2 is C_{12}, ..., q_m is C_{1m} then x is B_1
or
R_2: If q_1 is C_{21}, q_2 is C_{22}, ..., q_m is C_{2m} then x is B_2
or (8)
⋮
R_n: If q_1 is C_{n1}, q_2 is C_{n2}, ..., q_m is C_{nm} then x is B_n
or
⋮
R_p: If q_1 is C_{p1}, q_2 is C_{p2}, ..., q_m is C_{pm} then y is B_p

q_i : i=1,2,...,m에 대한 입력퍼지변수,
x,y : 출력퍼지변수
C_{ij}, B_j : 각각 i=1,2,...,m 및 j=1,2,...,p에 대한 입출력값

규칙기반으로서 다음과 같은 기본적 규칙을 사용하며, 사용된 규칙은 모두 30개이다.

1) MLP의 가장 큰 출력이 매우 크고, 두번째 큰 출력과의 차이가 크면 신뢰성이 있다.
2) MLP의 가장 큰 출력이 중간값을 가질 때, 두번째 큰 출력과의 차이가 크면 신뢰성이 있다.
3) MLP의 전우향과 후우향출력이 다 클 때는 우향명령만이 확실하다.
4) MLP의 전우향이나 후우향출력의 크기가 중간값을 갖고, 우향출력과 크기가 유사하면 두 방향사이의 중간에 해당하는 방향으로 매핑한다.

$\mu_{C_{ij}}(y)$과 $\mu_{B_i}(x)$을 C_{ij}과 B_i에 대한 귀속도함수라 할 때 한 입력($q_1, q_2, \ldots, q_m$)에 대한 출력퍼지집합 B는 식 (9)와 같은 최대적 퍼지추론방식에 의해 계산될 수 있다.

$$\begin{aligned}\mu_B(x) &= \max_n\{\mu_{B_i}(x)\min(\mu_{C_{i1}}, \mu_{C_{i2}}, \ldots, \mu_{C_{im}}) \mid i=1,2,\ldots,n\} \\ \mu_B(y) &= \max_p\{\mu_{B_i}(y)\min(\mu_{C_{i1}}, \mu_{C_{i2}}, \ldots, \mu_{C_{im}}) \mid i=1,2,\ldots,p\}\end{aligned} \tag{9}$$

규칙은 효과가 큰 순서로 배열하여 처리속도를 높일 수 있다. 디퍼지화를 위한 기법으로서 무게중심법을 사용하며, 출력 귀속도함수에 대해 식 (10), 식 (11)과 같이 표현한다.

$$x = \frac{\int x\mu_B(x)dx}{\int \mu_B(x)dx} \tag{10}$$

$$y = \frac{\int y\mu_B(y)dy}{\int \mu_B(y)dy} \tag{11}$$

Ⅲ. 義手의 軌跡制御方式

본 논문에서는 힘 추정과 방향 추정을 의수의 궤적계획과 결합하여, 의수의 移動方向 및 平均速度를 제어하는 방식을 제안하고, 이를 포함한 전체적인 근전처리 및 제어방식을 체계화하여 근전처리와 의수제어를 통합적으로 접근하는 방식을 채택한다. 기능추정을 위하여 학습능력을 가진 신경회로망의 일종인 MLP와 인간의 지식수용이 용이한 퍼지필터를 결합한 辨別器를 사용한다.

힘 추정에는 근전도 신호모델과 힘의 發生모델이 필요하다. 그러나 힘의 발생모델에 있어서는 불행하게도 電極을 통해 추출되는 근전도신호만을 가지고 어떤 요인에 의한 것인지를 판별하는 신뢰성있는 방법은 현재까지 보고된 바 없다. 따라서 힘의 發生要因에 의거한 발생모델 대신에, 운동을 일으키는 근전도신호의 초기

상태가 근육의 가속도성분을 가장 많이 포함한다는 物理的 性質[10,11]에 의거한 힘의 시간모델을 제안한다. 이 시간모델에서 추정된 힘을 사용하여 근육의 最大加速度를 추정하며, 이를 2단 線形필터를 이용한 카테시안궤적제어기의 필터의 길이를 산출하는데 사용한다. 따라서 추정된 힘을 사용하여 의수의 속도 및 가속도를 제어할 수 있다.

인체에 대한 안전성과 근피로도를 줄이기 위해 보철물의 이동속도를 높이면서, 인체에 미치는 衝擊量을 줄이기 위해서는 의수의 不連續的 加減速에 의해 발생하는 충격량을 제거하는 것이 효과적이고, 따라서 각 조인트의 가감속을 연속적으로 발생시키는 방식을 취한다. 또한 다중의 모터를 제어하기 위해서는 實時間 처리가 문제가 되며, 실시간처리에 유리한 효율적인 제어 알고리즘이 필수적이라 하겠다.

본 논문에서는 線形 필터를 3段으로 接續시킨 새로운 加減速制御方式을 제안하며, 제안된 방식은 연속적인 가감속궤적을 발생시키며, 계산이 단순하고 도달위치에 대한 정보가 필요하지 않다. 복합근의 카테시안 속도정보를 의수의 관절의 속도로 變換시키기 위해 Whitney[16]의 분해운동율제어방식(RMRC)을 채용한다.

1. 筋肉運動의 時間的 힘의 모델

근육 활동에 대한 관찰결과, 처음 운동을 시작할 때 많은 수의 근육의 모터단위가 점증적으로 발화되며, 운동이 원하는 속도에 이르면 발화율이 줄어들어 이후 어느 정도 일정한 발화율을 보임을 알 수 있다. 이러한 관찰결과는 Solomonow의 실험결과와도 일치한다. 초기의 근육운동에는 근육을 움직이기 위해 단조증가하는 형태의 힘이 작용하다가, 최고점에 이르면 서서히 힘이 단조감소한다. 이 상태를 과도상태로 정의하였다. 운동하는 근육에 대해 길항적으로 작용하는 다른 근육 및 저항체의 저항성분과 힘의 평형상태를 이루는 상태가 존재하며, 이 때는 최소의 힘이 필요하다. 이 상태를 정상상태로 규정하였다. 따라서 근육에 발생되는 힘의 형태를 과도상태와 정상상태를 갖는 시간적 계로 모델링할 수 있다. 이러한 모델의 시간에 대한 힘의 궤적을 나타내면 그림 2와 같다. 이러한 현상을 보철의 매니퓰레이터의 운동의 관계로 나타내면 순시적 힘과 비례적인 가속도 성분을 갖고, 평형상태에서 정속도에 이르는 계로 나타낼 수 있다.

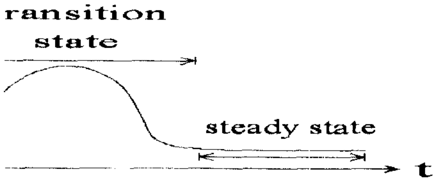


그림 2. 근육운동의 시간적 힘의 모델
Fig. 2. Time model of force in motion of muscle.

그러나 이러한 모델은 Hogan과 Clancy의 "피로하지 않은 등방적 근육수축을 행할 때, 일정한 힘을 가하면 근전도의 크기는 일정하다."는 가정과 배치된다.

본 논문에서는 이 가정을 정상상태에서 적용되는 것으로 한정하였고, 과도상태인 초기상태에서는 "운동을 시작하는 근육에서 근전도의 크기는 변화하며 근전도 크기의 적분은 초기 운동에 기여하는 평균적 힘에 비례한다."라고 가정한다. 이는 근육운동을 반영하는 보철물의 운동의 관점에서는 매우 자연스럽다. 그러므로 같은 방향으로 진행하는 운동에 대한 의수의 제어는 초기정보를 중시하며, 그 때에 발생한 힘에 따라 같은 방향의 속도가 정해지며, 한 플레임내에서 정속도에 도달하는 것으로 제한한다. 의수는 특성상 안전성이 크게 요구되므로 카테시안공간상에서 최대속도를 일정하게 유지하며, 가속도의 기울기를 조절하여 전체 평균속도를 제어하는 방식을 취하였다.

2. 기능추정과 근력추정을 이용한 의수의 궤적제어 매개변수 결정

궤적제어를 위한 매개변수로 카테시안가속도궤적의 가감속시간을 선정하였다. 가감속시간을 매개변수로 규정하므로써 다음 절에 언급할 선형필터에 직접 적용할 수 있다.

근육운동의 과도상태에서 추정되는 힘 $\hat{F}$과 카테시안 최대가속도 a_{cmax}와의 관계식은

$$\hat{F} = K\, a_{cmax} \qquad K : \text{근력계수} \tag{12}$$

이고, 카테시안 속도명령 v_{ccmd}는 패턴변별기에서 추정된 팔의 이동방향인 단위방향벡터성분 $\hat{d}_c$과 원하는 매니퓰레이터의 속도크기 $v_{desired}$의 곱이므로

$$v_{ccmd} = v_{desired}\, \hat{d}_c \tag{13}$$

가 된다. 2단 선형필터를 사용한 카테시안 최대가속도 a_{cmax}는

$$a_{cmax} = \frac{v_{ccmd}}{l_f\, s_r} \tag{14}$$

a_{cmax} : 카테시안 최대 가속도 ,

v_{ccmd} : 카테시안 속도 명령 ,

s_r : 샘플링 시간(sampling time) ,

l_f : 단일 선형필터길이

의 식으로 표현되므로 식 (12)와 식 (13)을 식 (14)에 대입하면, 카테시안 필터의 길이 l_f는

$$l_f = \frac{K\, v_{desired}\, \hat{d_c}}{\hat{F}\, s_r} \tag{15}$$

와 같이 구해진다.

의수의 궤적제어를 행하는 궤적제어기의 구성도는 그림 3과 같다. 추정된 힘 $\hat{F_x}, \hat{F_y}$과 퍼지매퍼로부터 출력되는 추정 단위방향벡터 $\hat{d_x}, \hat{d_y}$를 입력으로 하여, 식 (12)에서 카테시안최대가속도 a_{cmax}를, 식 (13)으로부터 원하는 카테시안선형속도와 $\hat{d_x}, \hat{d_y}$의 적으로 표현되는 카테시안속도 v_x, v_y를 구하고, 식 (15)에서 카테시안필터길이 l_f를 산출하여 2단 선형필터로 구성되는 카테시안궤적계획기에 입력시킨다. 카테시안 궤적계획기는 연속적인 속도 $v_c(n)$을 발생시키며, 초기위치가 주어지면 위치 $p_c(n)$의 궤적도 발생시킨다. 발생된 $v_c(n), p_c(n)$을 역자코비안을 이용한 좌표변환을 통해 조인트공간상으로 매핑하여, 기준조인트속도 $\dot{\theta_r}(n)$을 산출하고, 3단 선형필터로 구성된 조인트궤적제어기를 통하여 조인트속도명령 $\dot{\theta}$를 발생시켜, 조인트제어장치로 출력한다.

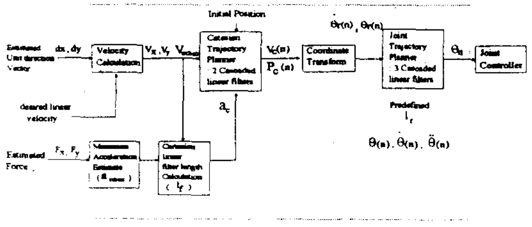


그림 3. 궤적제어기의 구성

Fig. 3. Configuration of trajectory controller.

3. 선형필터를 이용한 연속적 궤적제어

軌跡制御에 있어 의수의 운동에 의해 인체에 미치는 衝擊量을 최소화하고 근피로도를 줄이기 위한 방식으로서, 의수의 구동원인 모터의 불연속적 가감속에 의해 발생되는 충격량을 제거하는 방법을 선택한다. 의수에 사용되는 모터는 물리적으로 가속도가 제한되어 있고, 카테시안공간에서 조인트공간으로 변환할 때 모터의 제한가속도를 초과하는 가속도가 요구될 수 있으므로, 이러한 요인을 줄이기 위해서는 카테시안속도궤적이 연속적일 필요가 있다. 따라서 카테시안궤적계획에 있어서는 연속적인 속도궤적을, 조인트궤적계획에 있어서는 연속적인 가감속방식을 채용하고, 實時間 制御를 우선적으로 고려한다.

의수의 궤적을 연속적으로 발생시키기 위해서는 위치함수에 대한 다항식을 사용하는 것이 일반적이다. 속도궤적 및 가속도궤적을 연속적으로 발생시키기 위해서는 각각 위치를 표현하는 3차와 5차의 다항식을 사용한다. 3차 다항식의 해를 구하기 위해서는 운동시작점의 위치, 속도와 운동의 종착점의 위치, 속도를, 5차 다항식에는 시작점의 위치, 속도, 가속도와 종착점의 위치, 속도, 가속도를 지정해 주어야 한다. 이러한 조건들을 지정하는데 있어서는 가속도모델을 지정하여 각각을 계산하여야 하며, 이러한 모델은 비선형적이므로 부가적으로 시간적 조건을 따져 주어야 하는 번거로움이 있다. 또한 일반적으로 위치서보제어의 샘플링 시간이 1-2ms이므로, 실시간 다축제어를 해야하는 경우 계산량이 많아 일반적 마이크로프로세서로 구현하는 데에 난점이 따른다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 선형필터를 도입한다. 선형필터는 현재의 데이터만을 필요로 하므로, 미리 미래의 조건들을 계산할 필요가 없고, 계산량이 적어 실시간 구현에 유리한 장점이 있다. 선형필터의 z변환된 전달함수는 식 (16)과 같으며, 다단일 경우에는 식 (17)로 표현할 수 있다. 이 필터는 스텝신호를 램프신호로 매핑한다.

$$H_1(z) = k^{-1}((1-z^{-k})/(1-z^{-1})) \tag{16}$$

$$H(z) = H_1(z)^p \quad p: \text{연결단수} \tag{17}$$

램프의 길이는 필터길이에 대응하며, 이 필터는 일정한 길이를 갖는 디지탈 쉬프트레지스터로 구현할 수 있다. 단순히 이들 필터군에 스텝신호를 인가하므로써 부드러운 궤적이 얻어지므로 스텝신호를 보간하고, 계획하는 것으로 경로계획이 충분히 만족된다.

4. 카테시안 經路制御와 조인트 경로제어

카테시안속도의 궤적은 연속적이어야 하며, 이를 위해 속도명령에 대해 선형필터를 2단으로 접속시키는 방식을 사용하였다.

카테시안가속도 a_c는 그림 4에 표현되는데 시간 t에 따라 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} a_c &= \frac{a_{cmax}}{l_f s_r} t & t &\le l_f s_r \\ &= \frac{-a_{cmax}}{l_f s_r} t + 2a_{cmax} & l_f s_r &< t < 2 l_f s_r \\ &= 0 & t &\ge 2 l_f s_r \end{aligned} \qquad (18)$$

카테시안속도 v_c는 가속도를 적분하여 시간 t에 따라 식 (19)로 표현된다.

$$\begin{aligned} v_c &= \int_0^t a_c \, dt \\ &= \frac{a_{cmax}}{2 l_f s_r} t^2 & t &\le l_f s_r \\ &= -a_{cmax} l_f s_r + 2a_{cmax} t - \frac{a_{cmax}}{2 l_f s_r} t^2 & l_f s_r &< t < 2 l_f s_r \\ &= a_{cmax} l_f s_r & t &\ge 2 l_f s_r \end{aligned} \qquad (19)$$

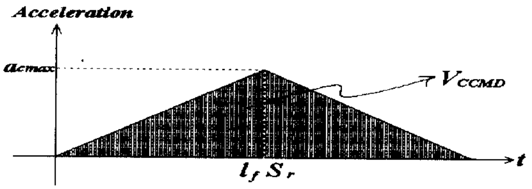


그림 4. 카테시안필터의 카테시안가속도궤적

Fig. 4. Cartesian acceleration profile of cartesian filter.

의수의 조인트의 연속적인 가감속제어를 위해 선형필터를 3단으로 종속연결하여 사용한다. 3단 선형필터에 스텝입력을 인가했을 때, 각 단 별로 출력되는 파형의 모습을 그림 5에 표시한다. 이 그림에서는 3단 선형필터의 출력이 연속적인 가감속파형임을 알 수 있다. 조인트 스텝속도를 필터에 입력하면, 필터 입력의 기울기는 조인트 가속도에 대응한다. 출력의 기울기는 필터길이의 함수이며, 필터길이를 조정하는 것은 궤적의 가속도를 조절하는 것과 같은 효과를 갖는다. 필터길이는 특정한 의수에 규정된 최대 조인트 속도에 의해 결정된다.

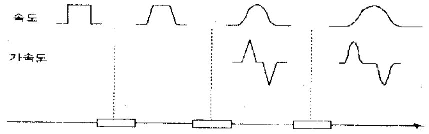


그림 5. 3단 선형필터의 구성도

Fig. 5. Configuration of 3 cascaded linear filters.

Ⅳ. 실험 및 고찰

신호의 취득에서 의수의 궤적제어까지의 실험 및 시뮬레이션에 대한 과정 및 결과를 서술하며, 실험에 대해서는 신호의 취득과 특징추출에서 논의한다. 패턴변별에 사용된 MLP분류기 및 퍼지필터와 궤적제어는 시뮬레이션을 하였다. 시뮬레이션에 사용된 의수제어시스템의 구조를 그림 6에 표시한다. 근전도신호는 생체

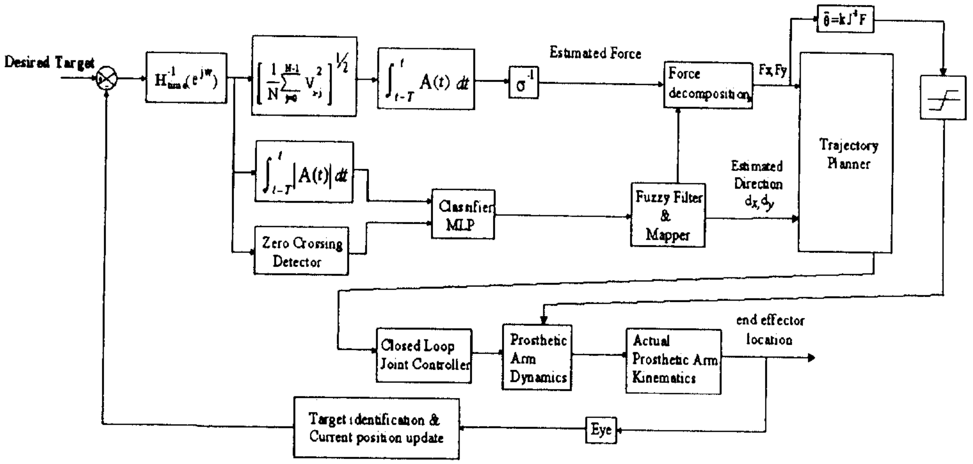


그림 6. 근전도신호를 제어원으로 하는 의수제어 시스템의 구조

Fig. 6. Structure of prosthetic arm control system using EMG signals as control source.

증폭기를 사용하여 필요로 하는 주파수대역을 통과시키고 증폭하며, 전백색화필터를 써서 신호의 공간적, 시간적 상관성을 제거한다. 특징추출을 하여 신호를 압축하며, 기능변별을 하여 근육운동의 기능을 분리하며, 공간적 좌표로 변환시킨다. 기능변별에서 추정된 운동방향 $\hat{d}_x, \hat{d}_y$에 따라 추정된 힘을 공간적으로 분해하며, 분해된 힘 F_x, F_y과 운동방향에 의해 의수의 카테시안궤적을 제어한다. 관절좌표로 변환된 속도를 속도제어기에 출력하여 의수의 관절의 평균속도를 제어한다.

1. 신호의 취득 및 특징추출

제안한 시스템의 타당성검증을 위해 우선 모사장에서 2차원 조이스틱평면을 조종공간으로 운전을 행하고, 운전을 행하는 팔로부터 근전도신호를 획득하였다.

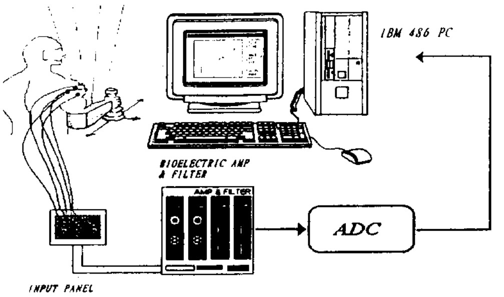


그림 7. 시험시스템 구성도
Fig. 7. Test system configuration.

시험시스템의 구성은 그림 7과 같으며, 실험대상자는 절단모사기를 사용한 정상인을 선택하여 실험하였다. 증폭기는 Nihon Kohden사의 생체증폭기인 AB-621G를 사용하였으며, 시간상수는 피부와 전극사이에 움직임으로 유기되는 포텐셜 및 극포텐셜등이 원인인 저주파잡음제거등을 고려하여 0.01초로 하였고, 감도는 0.2 mV/div를 사용하여, A/D변환기의 입력범위를 충분히 사용할 수 있게 하였다. 획득하는 근전도신호의 한 플레임길이는 80 ms이고, 샘플링주파수는 10 kHz로 하였다. 조이스틱의 운동은 2차원 평면을 45° 각도로 나누어 그림 8과 같이 8가지 운동형태로 구성되며, 각각의 운동에 대해 10회의 반복실험을 하였다. 어깨의 삼각근에 쌍극법을 사용하여 5개의 전극을 부착하였고, 이중 하나는 접지로서 사용하였다. 2개 채널에서 추출한 근전도신호를 그림 9에 표시하였다. 이 신호에서 상관잡음을 제거하고, 특징을 추출한다. 근전도신호의 특징으로서 절대적분치, 영교차수를 선정하였다.

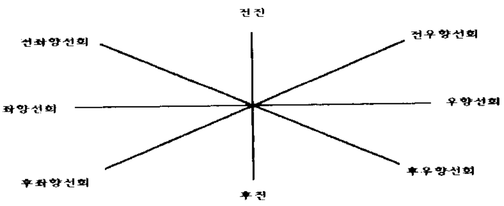
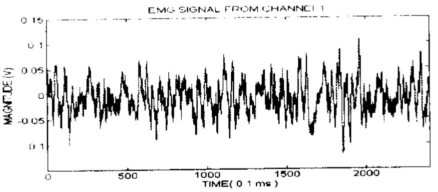
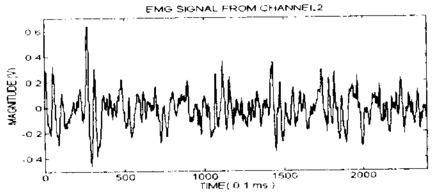


그림 8. 조이스틱 좌표계의 클래스 설정
Fig. 8. Class definition in joystic coordinate.



(a)



(b)

그림 9. 채널별로 획득된 근전도신호
(a) 채널1에서의 신호
(b) 채널2에서의 신호
Fig. 9. EMG signals in each channel.
(a) Signals in ch. 1.
(b) Signals in ch. 2.

2. 방향추정 및 힘 추정

방향추정을 위해 제안된 변별기는 MLP와 퍼지필터로 구성된다. MLP의 입력은 근육의 두위치로부터 취득되는 각각의 절대적분치와 영교차수를 사용하며, 출력은 그림 8에서와 같이 8개의 이동방향의 종류로 규정하여 학습하였다. 학습이 완료된 MLP 모델을 사용하여 설계샘플, 시험샘플, 혼합샘플에 대해 시뮬레이션을 하고, 그 출력을 평가하여 평가화일을 만든다. 설계된 분류기의 성능을 평가하는 데 있어서 최소오분류확

률추정에는 재치환법을 사용하였으며, 최대오분류확률 추정에는 LOOM(leaving one out method)을 사용하였다.

퍼지필터의 설계에 있어 튜닝대상은 귀속도함수와 규칙기반이다. 귀속도함수는 통계적 기법에 근거하며, MLP출력을 입력퍼지변수로 보고 빈도함수화하였다. 빈도함수는 전체입력공간을 0.1단위로 균등하게 분배하여 처리하였고, 모든 MLP의 출력의 분포를 대상으로 하였다. 귀속도함수의 선정은 신뢰구간, 비신뢰구간과 불확실구간으로 구분하였으며, 변수간에 상관관계가 큰 클래스에 대해서는 특성구분을 할 수 있는 좀 더 세분화된 귀속도함수의 분할이 필요하였다. 빈도함수는 정분류의 경우와 오분류의 경우를 별도로 구분하여 입력공간에서 정분류빈도와 오분류빈도가 유사한 구간을 불확실구간으로 선정하였다.

기본적 성질에 근거한 규칙들을 근간으로 제어표면을 만들고, 제어표면상에 입력값들을 대입해가는 시뮬레이션을 통해 얻은 통찰력에 근거하여, 세부적 규칙들과 가정의 귀속도함수를 튜닝해 가는 방식을 취하였다. 각 입력변수들과 출력퍼지변수와의 관계인 제어표면을 그림 10에 3차원적으로 표시하였다. 규칙의 가중치, 귀속도함수의 α cut값의 튜닝은 MLP출력을 구성된 퍼지필터에 입력시켜, 시뮬레이션하면서 출력에 미치는 영향과 효과를 보아 조정하였다. 만들어진 규칙기반의 유용성은 효과가 큰 규칙순으로 규칙들을 재배열하면서 평가하였고, 입력데이터에 대해 적용이 되지 않거나, 규칙간에 논리적으로 모순이 되는 규칙은 제거하였다.

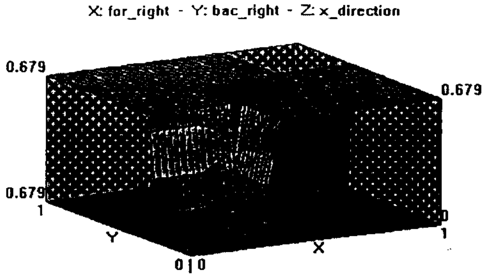
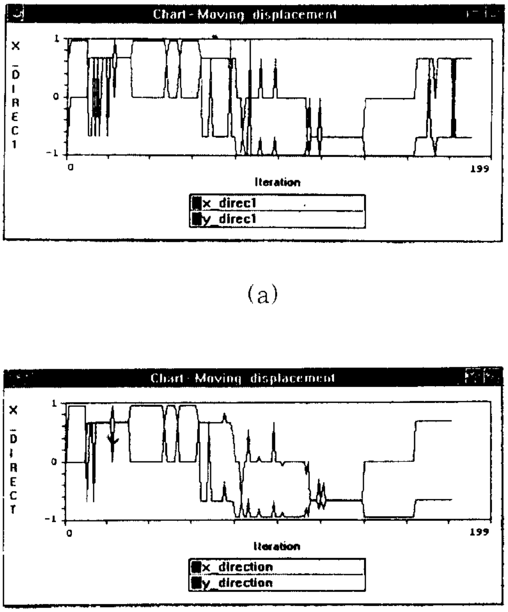


그림 10. 전우향,후우향 변수와 x방향 출력변수와의 제어표면

Fig. 10. Control surface for_right/bac_ right variables and x direction variable.



(a)

(b)

그림 11. 퍼지필터와 Crisp매퍼의 성능비교
(a) Crisp 매퍼 출력 (b) 퍼지필터의 출력

Fig. 11. Performance comparison between crisp mapper & fuzzy filter.
(a) Crisp mapper output.
(b) Fuzzy filter output.

시뮬레이션결과로서 MLP의 최대출력을 맵핑한 경우를 그림 11의 (a)에 표시하였고, 퍼지필터를 사용하여 맵핑한 결과를 그림 (b)에 표시하였다. 그림의 세로축은 단위방향벡터의 x와 y방향의 성분을 표시하며, 가로축은 사용된 샘플의 시간적 순서를 표시한다. (a)에서 특히 두번째 패턴인 전우향방향이 후우향방향으로 오분류되는 빈도가 큰 것을 알 수 있다. (b)에서는 (a)에서 나타났던 전우향방향에서의 오분류빈도가 ½ 이하로 줄어들었고, (a)의 후반부에서 보여지는 전좌향방향에서의 오분류결과가 전부 제거되었음을 알 수 있다. 또한 중반부에 후우향,후향,후좌향방향에서 (a)에서 나타났던 오분류된 오차의 크기가 (b)에서는 크게 줄어들었다. 따라서 퍼지필터가 규칙기반에 의해 MLP출력의 오분류판단을 잘 필터링하며, 오차크기를 감소시키는데 효과적이란 것을 알 수 있다.

방향추정에 사용된 변별기의 크기추정오차 및 오분류율을 제시한다. MLP모델 및 MLP/퍼지필터 결합형

에 대하여 각각 결정된 단위방향벡터들과 원하는 방향과의 오차벡터를 구하여, 그 절대값을 누적시켰고, 그 누적치를 표 1에 표시하였다.

표 1. MLP와 MLP/퍼지필터의 오차크기누적치 비교

Table 1. Comparision of accumulation of error magn-itude between MLP and MLP/fuzzy model.

구분 \ 모델		MLP	MLP/fuzzy filter	크기오차 감소율(%)
단위벡터 오차의 누적치	Class 1	0	0	0
	Class 2	7.76	3.56	54.1
	Class 3	1.52	1.52	0
	Class 4	4.64	3.45	25.6
	Class 5	4.28	2.71	36.7
	Class 6	1.52	0.80	47.4
	Class 7	0	0	0
	Class 8	4.14	0	100
	Total	23.86	12.04	49.5

표 2. 각모델의 단계별 오분류확률 추정결과

Table 2. Error probability estimate of each model.

단위 : %

단계	모델 / 오분류 추정방식	MLP 모델	확률 모델	합성모델 (MLP/확률)	합성모델 (MLP/FUZZY FILTER)
1	최소추정	5.00	2.50	1.25	0.85
	최대추정	32.04	29.76	25.72	12.04
	대표추정	18.08	20.38	18.06	6.05
2	최소추정	3.33	0.00	0.00	0.00
	최대추정	18.76	14.09	14.29	6.28
	대표추정	8.88	7.11	6.33	1.25
3	최소추정	1.25	0.00	0.00	0.00
	최대추정	15.25	8.30	8.57	1.82
	대표추정	5.58	3.43	2.02	0.03

표 1에서는 추정의 크기오차가 MLP를 단독으로 사용하는 방식에 비해 MLP와 퍼지필터의 결합형이 평균적으로 49.5% 감소함을 알 수 있다. 표 2에는 MLP 모델과 MLP/퍼지필터의 단계별 오분류확률추정결과를 비교하여 표시하였다. 표 2에서 알 수 있는 것과 같이 단계별 오분류율은 MLP와 퍼지필터의 결합형의 대표추정이 1 단 결정에서 6%로서, MLP를 단독으로 사용할 때의 3단으로 결정할 때와 유사하였고, 2 단 결정에서는 99%정도의 正分類率을 갖는 효과를 나타내어, 90%의 MLP모델, 93%의 확률모델, 94%의 확률모델과 MLP모델의 합성모델의 정분류율결과에 비해 신뢰성이 향상되었다. 따라서 MLP와 퍼지필터의 결합형은 학습능력의 보유에 의한 장점뿐만 아니라, 타 방식에 비해 훨씬 신뢰도가 높은 기능분리능력을 보이며, 고신뢰도를 유지하면서 결정단수가 줄어들어서, 실시간 결정능력이 증대되었다.

표 3. 운동방향에 따른 힘의 추정

Table 3. Estimated forces for motion directions.

최대 힘에 대한 %

운동방향	전향 (1)	전우향 (2)	우향 (3)	후우향 (4)	후향 (5)	후좌향 (6)	좌향 (7)	전좌향 (8)
추정된힘	59.4	31.3	62.4	31.1	57.8	35.5	59.6	29.2

筋電圖신호처리의 전처리과정으로 前白色化필터를 사용하여 信號의 시간적, 공간적 상관 雜音을 제거한후에 힘의 추정을 행하였다. 잡음제거효과는 신호 대 잡음비가 20.04를 얻어 효과적으로 잡음이 제거되었다. 筋力 F와 標準偏差 σ간의 관계는 식 (2)와 같은 비선형관계를 적용하였으며, 推定된 신호와 原 信號사이의 相關係數를 구하여, 偏向性을 최대한 억제하는 범위에서 係數 a를 결정하였다. 힘 추정은 전후좌우운동은 빠른 운동, 사각운동에 대해서는 보통속도에 의한 데이터를 사용하였다. 각각의 운동에 대한 힘 추정을 표 3에 表示하였다. 힘 推定은 筋肉運動의 最大 速度에서 발생되는 힘을 100%로 했을 때 實驗에서 使用한 힘의 %로 나타내었다. 표 3에서의 힘의 推定結果는 E(F)=0.9976F의 相關係數를 가지므로, Hogan등의 0.98F보다 조금 큰 상관값을 보였고, 信賴性이 있다고 판단할 수 있다.

3. 궤적제어

3단 선형필터는 5차 다항식에 비해, 초기조건과, 도착했을 때의 가속도를 지정해 줄 필요가 없으며, 계산량이 상당히 줄어든다. 이러한 특성은 일반적으로 위치서보샘플링시간이 1-2ms정도인 경우, 5차 다항식은 일반적 마이크로프로세서로서 구현이 매우 어려운 반면, 실시간 구현을 가능케 한다 . 두 방식의 계산량비교는 표 4에 표시하였다.

근전도신호에서 추정된 힘과 변별기에 의해 추정된 단위방향벡터를 사용하여, 제안한 궤적제어방식에 대해

컴퓨터로 시뮬레이션하였다. 의수의 모델은 2관절 조작기로서, 링크의 길이가 각각 0.35, 0.4m이고, 카테시안 선속도를 0.2m/sec로 선정하였다. 시험에 사용된 최초위치는 (-0.548, 0.148)이며, 운동방향에 따른 단위방향벡터는 표 5와 같다.

표 4. 3단 선형필터와 5차 다항식의 계산량비교
Table 4. Comparison of comp. complexity between 3 cascaded linear filters and quintic polynomial method.

단위 : 횟수, (%)

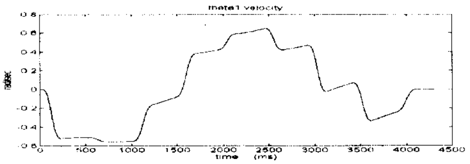
기본계산 \ 계획기 방식	3단 선형필터	5차 다항식
나눗셈	3 (75)	4 (100)
곱 셈	6 (11.54)	52 (100)
덧셈/뺄셈	6 (30)	20 (100)

표 5. 운동방향별 단위벡터
Table 5. Unit direction vectors for the motion directions.

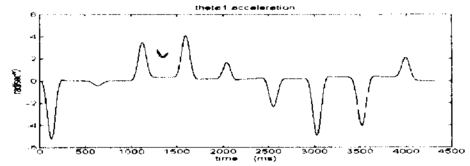
운동방향	1	2	3	4	5	6	7	8
단위벡터	(0,1)	(0.707, 0.707)	(1,0)	(0.707, -0.707)	(0, -1)	(-0.707, -0.707)	(-1, 0)	(-0.707, 0.707)

시뮬레이션에 사용된 운동은 같은 방향으로 6번씩의 운동을 연속적으로 발생시켰으며, 그 순서는 표 5에 표시한 운동방향에서 (3),(2),(1),(8),(7),(6),(5),(4)이다. 추정된 힘과 가속도의 선형적 관계를 규정한 식 (12)에서 계수 k는 0.05와 0.03으로 정해 시험하였다. 조인트궤적발생기를 통해 발생하는 조인트속도 θ와, 이에 따라 계산되는 가속도 및 위치를 그림 12에 표시하였다. 이 조인트 위치로부터 계산된 카테시안 속도의 궤적과 원하는 속도궤적을 그림 13에 표시하였다.

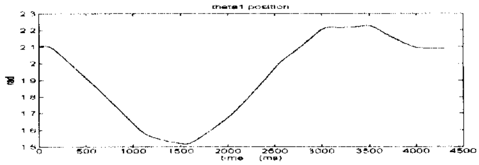
그림 12(b)에서 보는 바와 같이 θ_1의 가속도가 연속적으로 변화하여, 가속도의 불연속으로 인해 인체에 유기되는 충격량이 없음을 알 수 있다. 또한 그림 12(c)에서 조인트의 위치가 부드럽게 변화하고 있음을 알 수 있다. 그림 13은 퍼지필터에서 출력되는 추정방향벡터와 힘 추정기에서 출력되는 추정된 힘을 사용한 카테시안 공간상에서의 의수의 속도궤적을 표시한 것이다. 추정된 방향과 의수에 요구되는 운용속도에 따라 카테시안속도(실선표시)가 변화하고 있음을 알 수 있고, 추정된 힘에 따라 속도가 연속적으로 변화하는 양상을 점선으로 표시된 속도궤적을 보아 확인할 수 있다. 이러한 속도성분은 근전도를 발생시킬 때의 운동속도와 일치한다. 또한 그림 12(b)와 같은 속도를 카테시안 공간으로 변환한 속도궤적(일점쇄선표시)이 부드럽게 변화하고 있음을 알 수 있다.



(a)

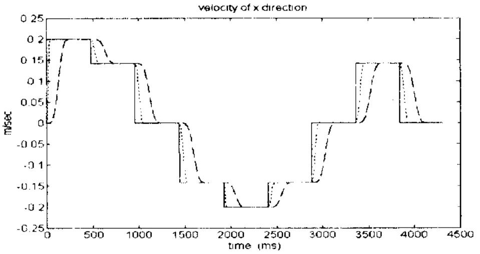


(b)



(c)

그림 12. θ_1의 궤적
(a) 속도 (b) 가속도 (c) 위치
Fig. 12. Trajectory of θ_1.
(a) Velocity (b) Acceleration
(c) Position



—— Original cartesian velocity trajectory
······ Velocity trajectory of cartesian trajectory planner
-·-·- Cartesian velocity trajectory of joint trajectory planner using inverse jacobian

그림 13. x 좌표의 속도궤적
Fig. 13. Velocity trajectory of x coordinate.

따라서 근전도신호를 해석한 방향추정과 근력추정을 궤적제어 매개변수결정에 이용하여 의수의 카테시안속도를 연속적으로 제어하였고, 조인트가속도를 연속적으로 제어하여 불연속적 가감속에 의해 인체에 유기되는 충격량을 제거하였다. 이 시험에는 5개의 전극이 사용되어 같은 운동을 제어하는데 필요한 임피던스제어모델의 24개 전극에 비해 필요한 전극의 수가 줄어들었다. 따라서 Hogan의 방식보다 적은 전극부착으로 의수의 방향 및 속도를 제어할 수 있어 임상적으로 간편하며, 적용범위가 넓다. 또한 Triolo[5]나 권장우[3] 등의 근전도신호를 이용한 근육운동의 기능추정과 힘추정의 합성모델을 의수의 궤적제어에 직접적으로 사용할 수 있으며, Ailon의 팔의 제어규칙에 있어서의 절환함수(switching function)에 대신할 수 있다.

V. 결 론

본 논문은 근전도신호를 제어원으로 하여, 신호처리 및 제어를 궤적제어를 통해 결합하는 지능적 의수제어 시스템을 제안하였다. 본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다.

1. 팔의 복합근에서 생성된 근전도신호를 해석하여 근육에 작용하는 힘과 운동방향을 추정하고, 추정된 힘과 운동방향을 사용하여 의수의 연속적인 카테시안 속도궤적의 최대가속도를 결정하여 의수의 평균속도를 제어할 수 있었다.

이 방식은 의수의 연속적인 조인트 가속도궤적제어 방식과 결합하여 부드러운 의수의 궤적을 발생시켜 장착자의 편의성과 안전성을 제고시킨다. 또한 Hogan의 임피던스제어방식과 비교하여 적용범위를 단일근에서 복합근으로 확장시켰으며, 적용에 필요한 전극의 수가 8가지 운동기능의 경우 24개에서 5개로 줄어들어 Hogan의 방식보다 임상적으로 간단하며 적용대상의 범위가 확대되었다.

실험에 의해 획득된 근전도신호를 사용하여 시뮬레이션한 결과 실제 팔의 운동궤적을 잘 추종하였으며, 부드러운 의수의 궤적을 얻을 수 있었다.

2. 기능분리를 이용한 팔의 이동방향추정을 위하여 MLP와 퍼지필터를 단계적으로 결합한 팔의 기능변별 방식이 제시되었다.

이 변별기의 성능을 평가하기 위하여 시뮬레이션한 결과 변별에 대한 1 단 결정을 할 때 변별기의 출력인 방향단위벡터의 誤差 크기의 累積値가 MLP를 단독으로 사용하는 것에 비해 49.5% 감소하였고, 2 단 결정을 할 때 99%정도의 正分類率을 갖는 효과를 나타내어 같은 데이터에 대한 90%의 MLP모델, 93%의 확률모델, 94%의 확률모델/ MLP모델의 합성모델과 보고된 Triolo의 90%의 정분류율결과에 비해 변별의 신뢰성이 향상되었다. 이 방식은 Triolo의 근전처리기에 비해 자기학습능력을 가지며, 인간의 지식을 지속적으로 추가할 수 있는 장점이 있다.

3. 線形 필터를 3段으로 접속시킨 새로운 실시간 加減速制御方式을 이용하여 의수의 불연속적 가감속 운동에 의해 인체에 유기되는 충격량을 제거하고, 의수의 이동속도를 높여서 근피로도를 줄일 수 있다.

시뮬레이션 결과, 제안된 방식은 연속적인 가감속궤적을 발생시켜서 義手의 불연속적 가감속에 의해 인체로 전달되는 衝擊量을 제거할 수 있었다. 계산량은 위치에 대한 5차 다항식을 사용하는 것에 비해 곱셈의 경우 11.54%, 나눗셈과 덧셈도 각각 75%, 30%로 줄어 들었다. 따라서 일반적 마이크로프로세서를 사용하여 실시간구현이 가능하다.

본 연구는 근전도신호처리에 있어서 팔의 복합근을 사용한 기능분리와 힘추정을 의수의 궤적제어를 위한 매개변수 추정에 이용한 연구이며, 의수를 장착한 장애자의 근피로도를 고려하였으며, 임상적 측면에서도 길항근을 이용한 Hogan의 임피던스제어에 비해 필요한 전극수와 부착대상위치를 줄여서, Hogan의 방식에 비해 좀더 광범위한 활용범위를 갖는다고 생각된다. 근전도신호의 패턴변별을 위해 뉴로퍼지적 기법을 적용하여, 결정속도와 분리능측면에서 변별능력을 제고시키고, 근전도신호가 갖는 시변적 성질에 적응코자 하였다. 변별능력의 제고측면에서는 효과적이었으나, 효과적인 적응을 위해서는 실시간 온라인 적응방식에 대한 구조와 실시간 구현에 대한 연구가 필요할 것으로 보인다.

참 고 문 헌

[1] N. Hogan et al, "Myoelectric signal processing : Optimal estimation applied to electromyography - Part I : deri-

vation of the optimal myoprocessor", IEEE Trans onBME, Vol 27, No 7, July 1980.

[2] E.A. Clancy and N. Hogan, "Single Site Electromyograph Amplitude Estimation", IEEE Trans on BME, Vol 41, No 2, pp168-180, Feb. 1994.

[3] 권장우,장영건 등,"근전도의 패턴분류와 근력 추정에 관한 연구", 의공학회지, 제 13권 1호, pp1-8, 1992. 3.

[4] P.C.Doerschuk and A.S.Willsky et al,"Upper Extremity Limb Function Discrimination Using EMG Signal Analysis", IEEE Trans on BME, Vol.30 , No.1 , pp18-28, Jan 1983.

[5] R.J. Triolo, G.D. Moskowitz, "The Developement of a Multichannel Time SeriesMyoprocessor for Simultaneous Limb Function Detection and Muscle Force Estimation",IEEE Trans on BME Vol.36, No.10, pp1004-1017, Oct 1989.

[6] 장영건, 홍승홍 등, "신경회로망과 확률모델을 이용한 근전도신호의 패턴분류에 관한 논문", 전자공학회지, 91-28B-10-10, pp85-95, 1991.10.

[7] Y.G. Jang & S.H. Hong et al, "Probabilistic Neural Pattern Classifier and Muscle ForceEstimation", Proceedings of the 15th Int. Conf. of the IEEE EMBS, pp1045-1046, 1993.10.

[8] Y.G. Jang & S.H. Hong, "A Study on the Fuzzy Controller for Prosthesis Arm Control using EMG Signals", Proceedings JTC-CSCC'94, pp260-263 , 1994.7.

[9] N. Hogan, "Mechanical Impedance Control in Assistive Devices and Manipulators", Preceedings of the 1980 Joint Automatic Control Conference, San Francisco, pp.TA10-B.

[10] Carlo J. De Luca,"Physiology and Mathmatics of Myoelectric Signals", IEEE Trans on BME, Vol 26, No. 6, pp313-325, June 1979.

[11] Moshe Solomonow et al, "The EMG-Force Model of Electrically Stimulated Muscle: Dependence on Control Strategy and Predominant Fiber Composition", IEEE Trans onBME, Vol. 34, No. 9, pp692-703, Sep. 1987.

[12] A.Ailon et al, "An Approach to control Laws for Arm Motion", IEEE Trans on BME, Vol. 31 , No. 9, pp605-610, Sep. 1984.

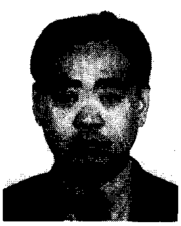
[13] Koichi Hashimoto, Ed., "Visual Servoing",pp285-315 Singapore: World Scientific, 1993.

[14] Abraham Kandel eds., "Fuzzy Control Systems", pp4-19, CRC Press, 1994.

[15] E.A.Wan "Neural Network Classification : A Bayesian Interpretation" IEEE Trans on Neural Networks, Vol 1, No 4, pp303 - ppp304, Dec 1990.

[16] D.E. Whitney, "The Mathmatics of Coordinated Control of Prosthetic Arm and Manipulators", *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, pp.303-309, 1972.

저 자 소 개



張 永 健(正會員)

1957년 4월 28일생. 1976년3월-1980년 2월 인하대 전자공학과 (공학사). 1989년 9월-1991년 8월 인하대 대학원 전자공학과 (공학석사). 1991년 9월-1995년 2월 인하대 대학원 전자공학과 (공학박사). 1979년 12월-1983년 1월 국방과학연구소 연구원. 1983년 1월-1994년 2월 대우중공업 중앙연구소 책임 연구원. 1995년 3월-현재 고등기술연구원 생산기술 연구원 책임 연구원. 주관심분야는 생체신호처리, 재활공학, 지능제어, 신경회로망, 퍼지로직, 로보틱스 등임.

洪 勝 弘(正會員)

1941년 10월 2일생. 1963년 12월 인하대 졸업(학사). 1966년 인하대 대학원 (석사). 1975년 日本東京大大學院(박사). 1969년-1978년 광운대학교 전자공학과 부교수. 1981년-1982년 일본 동경대 교환교수. 1978년-현재 인하대 공대 전자공학과 교수. 1992년 9월-1994년 1월 인하대학교 기획처장. 대한의용생체공학회 이사, 부회장 역임. 대한전자공학회 이사, 부회장, 회장 역임. 현재 재단법인 인천정보통신센터 이사. 사단법인 인천 아카데미 이사. 中國 延邊大學 겸직 교수, 인하대학교 부설 정보전자공동연구소 소장, IEEE Seoul Section 부회장. 주 관심 분야는 의용 영상처리, 생체정보처리분야, 재활 공학, 컴퓨터응용 등임.

權 章 禹(學生會員)

1968년 4월 15일생. 1986년 3월-1990년 2월 인하대 전자공학과 (공학사). 1990년 3월-1992년 2월 인하대 대학원 전자공학과 (공학석사). 1992년 3월-현재 인하대 대학원 전 자공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 생체신호처리, 재활공학, HMM, 신경회로망, 컴퓨터 응용 등임.