

표면 근전도 신호처리 기반 인간 팔 동작의 추종 알고리즘

Human Arm Motion Tracking based on sEMG Signal Processing

최영진*, 유현재
(Youngjin Choi and Hyeon-Jae Yu)

Abstract : This paper proposes the human arm motion tracking algorithm based on the signal processing for surface EMG (electromyogram) sensors attached on both upper arm and shoulder. The signals acquired by using surface EMG sensors are processed with choosing the maximum in a short period, taking the absolute value, and filtering noises out with a low-pass filter. The processed signals are directly used for the motion generation of virtual arm in real time simulator. The virtual arm of simulator has two degrees of freedom and complies with the flexion and extension motions of elbow and shoulder. Also, we show the validity of the suggested algorithms through the experiments.

Keywords : sEMG(surface electromyogram) sensor, flexion, extension, signal processing, scaling function, biceps brachii, deltoideus, real time motion tracking

I. 서론

최근 다양한 연구 분야에서 HCI(Human/Computer Interface), HRI(Human/Robot Interface)에 관한 관심이 높아지면서, 인간의 기본적인 생체신호 또한 중요한 화제로 떠오르고 있다. 인간의 몸은 EOG, ECG, EEG, EMG 등 여러 가지 생체신호를 발생시킨다. 이러한 인간의 생체신호 중에서 EMG 신호처리는 진단의학[1], 스포츠 과학[2], 재활 공학[3]과 같은 분야에서 인간의 골격근 분석 및 진단, 동작 모방을 위해 활발히 연구되어 왔다. 특히, EMG 신호는 재활공학에 로봇 기술을 접목시켜서 생체기계 시스템을 개발하기 위한 중요한 핵심이라고 할 수 있다. EMG 신호를 이용한 이전의 연구 방법으로는 학습 방법[3], AR모델을 사용한 방법[4], Hill모델을 사용한 방법[5] 등이 있으며, 최근에는 EMG 신호의 패턴인식을 통해 손의 동작을 시뮬레이션 하는 연구가 진행되었다[6]. 또한, ARMAX 모델을 이용하여 평면상으로 동작하는 EMG 기반의 원격 조종 로봇 팔에 대한 연구가 진행되었고[7], EMG 센서가 아닌, MARG 센서를 이용하여 인간의 동작을 모방하는 시뮬레이터를 개발한 연구도 수행되었다[8]. 이러한 기존의 연구방법들은 대부분이 패턴인식 방법을 사용했으며, 패턴 인식방법은 전처리 시간이 길어지며, 패턴의 수가 늘어나면 인식을 위한 과정에서의 시간 또한 늘어난다. 그리고 유사한 패턴을 가질 경우 오 인식이 커진다는 단점이 있다. 또한, 참고 문헌[8]과 같은 경우에는 인간 동작을 인식하는데 있어 가속도센서, 자기센서 등 여러 가지 센서를 필요로 하므로 개발비용이 늘어나는 단점이 있다.

본 논문에서는 실시간 동작 추종을 위해 근육의 표면 EMG 신호로부터 관절의 각도 값을 얻는 방법을 제안한다.

제안된 방법에서의 신호처리는 일정한 주기 동안의 EMG 신호 중에서 최대값을 선택하여 절대값을 취한 후, 저 대역 통과 필터(LPF)를 이용하여 처리된 신호를 여과 시킨다. 그리고 처리된 신호는 실시간 시뮬레이터의 가상 팔의 동작 생성을 위해 사용된다. 실시간 동작 추종 시뮬레이터는 팔꿈치 관절과 어깨 관절에 일치하는 2개의 자유도를 가지며, 우리는 2채널의 표면 근전도 센서를 이용하여 인간의 팔꿈치와 어깨의 굽힘 동작을 수행하는 시뮬레이터를 개발한다. 본 논문에서 제안된 신호처리 방법은 원신호의 진폭 값을 간단한 신호처리법을 통해 관절의 각도 값으로 바로 매칭시킴으로써 신호처리과정을 단순화하여 계산시간을 줄일 수 있으며, 실시간으로 지연시간(delay time)이 거의 없이 구현이 가능하다.

본 논문은 다음과 같은 구성을 갖는다. II장에서는 인간의 팔꿈치의 굽힘 및 펴는 동작과 관련하여 1-자유도 동작 생성을 위한 신호처리 방법과 스케일링(scaling) 방법을 제안하고 III장에서는 II장에서 제안된 방법을 어깨의 굽힘 및 펴는 동작을 포함한 2-자유도의 동작 생성 방법으로 확장하여 제안한다. IV장에서는 실시간 동작 추종 시뮬레이터를 통한 실험 결과를 보이며, V장에서는 본 논문의 결론을 기술한다.

II. 1-자유도 동작 추종 알고리즘

본 논문에서 1 자유도 (DOF: Degree of Freedom) 동작은 팔꿈치의 굽힘 및 펴는 동작으로 정의한다. 일반적으로 인간의 팔꿈치 관절의 굽힘의 동작범위(ROM: Range of Motion)는 그림 1에서 보여지듯이 약 0~145도이며, 과신전(hyperextension)

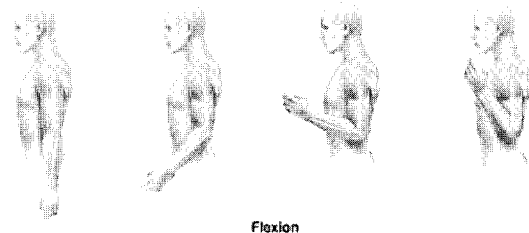


그림 1. 팔꿈치 굽힘 동작의 ROM(0~145도) [10].
Fig. 1. ROM (0~145 degrees) of the elbow flexion[10].

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 5. 15., 채택확정 : 2007. 6. 25.

최영진 : 한양대학교 전자컴퓨터공학부(cyj@ihanyang.ac.kr)

유현재 : 한양대학교 대학원 전자전기제어계측공학과

(yhj730@hanmail.net)

※ 본 연구는 2006년도 정부재원(교육인적자원부 학술 연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음. (KRF-2006-331-D00186).

의 ROM은 약 0~5도 정도로 알려져 있다[9].

과신전의 ROM은 매우 작으므로 제안된 알고리즘의 단순화를 위해 과신전은 제외한다. 일반적으로 해부학상 팔꿈치의 굴근(flexor: 굽히는 동작을 하는 근육)은 상완 이두근(biceps brachii)이며, 신근(extensor: 펴는 동작을 하는 근육)은 상완 삼두근(triceps brachii)이다. 하지만, 제안된 알고리즘의 단순화를 위해 상완 이두근의 근전도 신호만을 사용하고자 한다. EMG 신호는 환경 및 여러 변수에 민감하므로 신호 획득을 위한 전극의 부착 지점이 매우 중요하다. 본 연구에서는 상완 이두근의 중앙 운동 점에 전극을 부착 하였다[9]. 생체 신호 획득을 위해서 이용된 전극은 일반적으로 EMG 신호 측정 시 많이 사용되고 감도가 뛰어난 1회용 전극인 Ag/AgCl (bipolar) 전극을 사용한다.

1. 신호 처리

첫째, 빠르고 정확한 데이터 수집을 위해 샘플링 주파수를 1024Hz로 설정하였으며, 획득된 데이터는 다음과 같은 형태로 절대값을 취한다.

$$X[k] = |x[k]| \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

여기서 $x[k]$ 는 EMG 센서로부터 얻어진 원 신호의 데이터를 의미하며, $X[k]$ 는 절대값을 취한 후의 신호의 데이터 값이다. 그리고 n 은 전체 샘플의 수이다.

둘째, 알고리즘의 단순화를 위해 우리는 획득된 데이터를 64개의 샘플을 한 구간으로 나누어, 다음과 같이 64개씩 나누어진 절대값 신호 $X[k]$ 중에서 최대값만을 획득한다.

$$X_{\max}[i] = \max_{1 \leq k \leq 64} X[k] \quad (2)$$

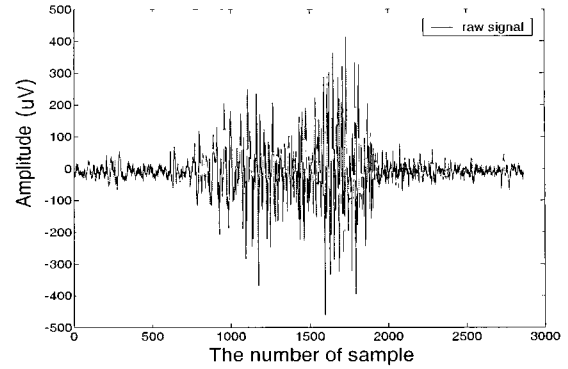
여기서 $X_{\max}[i]$ 는 64개 샘플로 나누어진 $X[k]$ 에서 최대값을 의미하고 i 는 1, 2, 3, ..., (n/64) 이다.

셋째, 일반적으로 근전도 신호의 주파수 정보는 근육 파워(power)나 근육 피로(fatigue)와 같은 근육의 상태에 관한 다양한 정보를 포함하고 있지만, 본 연구에서는 팔 동작에 따른 근전도 신호의 진폭만을 추출한다. 근전도 신호의 진폭 정보는 측정 부위 근육을 이용한 동작과 가장 관련이 깊다. 또한 근전도 신호의 저주파 성분에 일반적으로 동작관련 정보가 내포되어 있다. 그러므로 우리는 다음과 같이 (2)에 의해 얻어진 신호를 저 대역 통과 필터(LPF: Low Pass Filter)를 이용하여 다음과 같이 처리한다.

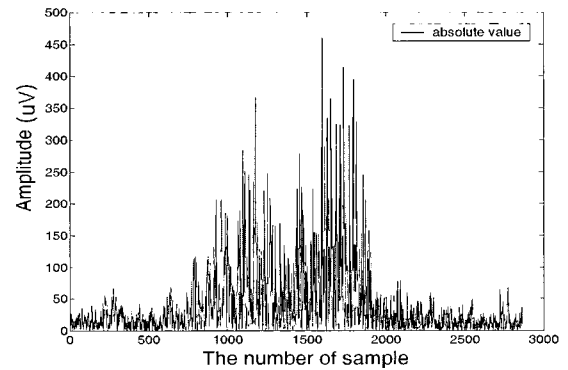
$$X_{LPF}[i] = AX_{\max}[i] + (1 - A)X_{LPF}[i - 1] \quad (3)$$

여기서 $X_{LPF}[i]$ 는 LPF를 사용하여 얻은 최종 신호이며, $A = T/\tau$, $\tau = 1/(2\pi f_c)$, T 는 샘플링 주기로 여기서 T 는 0.0625[s] (64/1024)이다. 그리고 f_c 는 차단 주파수(cut-off frequency)를 의미한다.

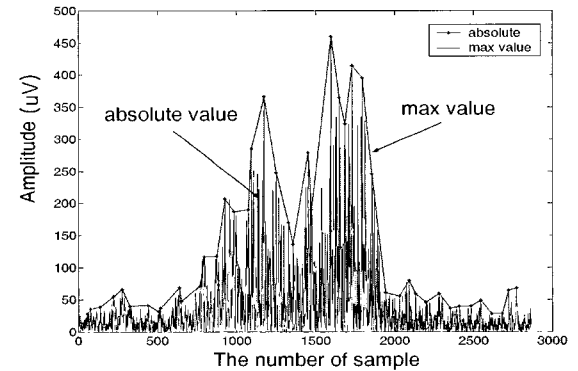
위의 신호처리 절차는 매우 간단하므로 제안된 알고리즘은 실시간으로 구현이 가능하다. 팔꿈치의 굽힘과 펴는 동작에 관한 (1)-(3)까지의 전체 신호처리 절차를 그림 2를 통해 자세히 보였다. 최종적으로 그림 2(d)에서 제시된 신호는 실시간 시뮬레이터의 가상 팔 동작을 위해 이용된다. 또한 시뮬



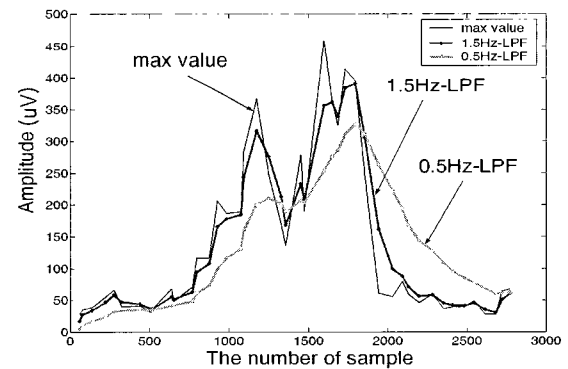
(a) 팔꿈치의 굽힘 및 펴는 동작에서 얻어진 원신호



(b) 절대값을 취한 후의 신호



(c) 64개의 샘플을 한 구간으로 최대값을 얻은 신호



(d) LPF를 이용하여 필터링한 신호 (fc=1.5, 0.5[Hz])

그림 2. 팔꿈치의 굽힘/펴는 동작에 관한 EMG 신호처리 절차.
Fig. 2. The sEMG signal processing procedures about the flexion/extension motion of an elbow.

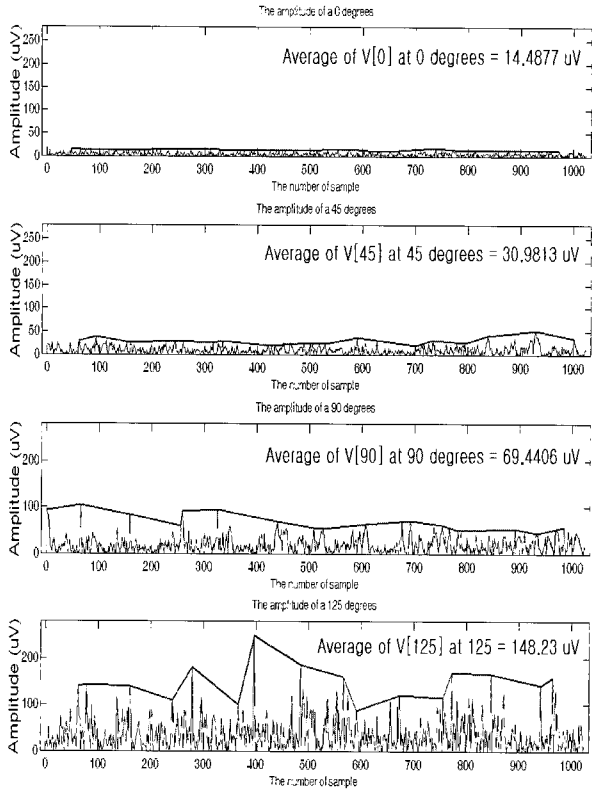


그림 3. 팔꿈치 관절의 특정 동작에 관한 EMG 신호의 최대 진폭 값의 평균 (1st: 0도, 2nd: 45도, 3rd: 90도, 4th: 125도).
 Fig. 3. Averages of maximum amplitude values of EMG signal about specific static motion (1st: 0 degree, 2nd: 45 degree, 3rd: 90 degree, 4th: 125 degree).

레이터에서 가상 팔이 인간의 팔꿈치 동작을 추종하기 위해서는 그림 2(d)와 같이 얻어진 최종신호의 진폭을 해당 관절의 구동 각도에 일치하게 하는 스케일링 함수를 찾아야 한다. 다음 절에서 이러한 방법을 설명한다.

2. 팔꿈치 동작의 스케일링 함수와 각도 계산

위에서 얻어진 최종 신호는 굽힘 및 펴 동작에 관하여 선형적이지 않으므로 본 연구에서는 curve fitting 알고리즘을 이용하여 스케일링 함수를 얻고자 한다. 즉, 실제 팔꿈치 동작에 맞게 앞 절에서 얻어진 최종 신호를 팔꿈치 관절의 각도로 매칭시키는 스케일링 함수를 찾아야 한다. 그림 3에서와 같이 먼저, 팔꿈치의 굽힘 동작에서 0도, 45도, 90도, 125도의 특정 각도에 관한 EMG 신호의 최대 진폭 값의 평균을 얻는다. 여기서 팔꿈치 굽힘 동작을 0도, 45도, 90도로 규정한 것은 인간이 아무런 계측장비 없이 팔꿈치 각도를 가장 유사하게 표현할 수 있는 각도이기 때문이다. 그리고 팔꿈치의 최대 굽힘 각이 앞에서 언급한 145도가 아닌 이유는 인간의 근육의 크기에 따라 MROM(Maximum Range Of Motion)이 달라지기 때문이며, 본 연구에서 EMG 신호 측정을 위한 피 실험자의 팔꿈치 최대 굽힘 각은 125도 이다.

- 0도에서의 평균 진폭 값 : 14.4877[uV]
- 45도에서의 평균 진폭 값 : 30.9813[uV]
- 90도에서의 평균 진폭 값 : 69.4406[uV]
- 125도에서의 평균 진폭 값 : 148.23[uV]

앞에서 제시된 특정한 4개의 정지 동작에서의 데이터를 이용하여 스케일링 함수를 얻는다. 일반적으로 EMG 신호는 주위 환경 및 근육의 상태에 따라 변하는 특성을 가진다. 이러한 EMG신호의 가변성으로 인하여 시뮬레이션을 수행할 때마다 스케일링 함수를 얻어야 한다는 (초기화 과정의) 번거로움이 발생한다. 그러므로 이러한 스케일링 함수는 동작의 개수가 증가할수록 더욱 정확한 스케일링 함수를 얻을 수 있지만, 동작의 개수가 증가하면 함수를 얻기 위한 계산 시간이 증가하고 데이터를 얻기 위한 초기화 과정에서의 시간 또한 증가하는 단점이 있다. 본 논문에서는 알고리즘의 단순화를 위하여 다음과 같이 스케일링 함수를 얻는다.

$$q_i = a_0 + a_1V[q_i] + a_2V[q_i]^2 + a_3V[q_i]^3 \tag{4}$$

위의 (4)와 같이 스케일링 함수를 얻기 위한 특정 동작이 4개이므로 스케일링 함수가 3차 식의 형태를 가진다고 가정한다. 여기서 q_i 는 각각의 i -번째 특정 동작에서 측정된 각도를 의미하고, $V[q_i]$ 는 i -번째 특정 동작에서 측정된 굽힘 각 q_i 에서 측정된 최대 진폭 값의 평균을 의미한다. 그리고 a_0, a_1, a_2, a_3 는 계산되어야 할 스케일링 함수의 계수들이다. (4)에서 다음과 같이 그림 3에서의 얻어진 데이터를 이용하여 4개의 식을 얻는다.

$$\begin{aligned} 0 &= a_0 + a_1V[0] + a_2V[0]^2 + a_3V[0]^3 \\ 45 &= a_0 + a_1V[45] + a_2V[45]^2 + a_3V[45]^3 \\ 90 &= a_0 + a_1V[90] + a_2V[90]^2 + a_3V[90]^3 \\ 125 &= a_0 + a_1V[125] + a_2V[125]^2 + a_3V[125]^3 \end{aligned} \tag{5}$$

위의 (5)에서 각각의 미정계수들은 다음과 같이 역 행렬을 이용하여 쉽게 결정된다.

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & V[0] & V[0]^2 & V[0]^3 \\ 1 & V[45] & V[45]^2 & V[45]^3 \\ 1 & V[90] & V[90]^2 & V[90]^3 \\ 1 & V[125] & V[125]^2 & V[125]^3 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ 45 \\ 90 \\ 125 \end{bmatrix} \tag{6}$$

여기서 각각의 계수 a_0, a_1, a_2, a_3 는 표 1에서 제시된 것과 같이 결정된다. 그리고 위 (6)에 의해 결정된 계수를 이용한 (4)의 스케일링 함수 그래프가 그림 4에 나타나 있다. 그림 4에서 보여지듯이, 진폭 값이 결정되면, 스케일링 함수를 이용하여 팔꿈치 관절의 각도 값을 항상 결정할 수 있다. 즉, 스케일링 함수는 다음 (7)과 같이 (3)에 의해 처리된 최종 신호로부터 팔꿈치 관절의 각도를 계산하는데 이용된다.

$$\therefore q[i] = a_0 + a_1X_{LFF}[i] + a_2X_{LFF}[i]^2 + a_3X_{LFF}[i]^3 \tag{7}$$

표 1. 팔꿈치 관절 스케일링 함수의 계수.

Table 1. Coefficients of scaling function (elbow).

i	q_i (degree)	$V[q_i]$ (micro-voltage)	a_i
0	0	14.4877	-5.742 E+1
1	45	30.9813	4.615 E+0
2	90	69.4406	-4.740 E-2
3	125	148.2350	1.657 E-4

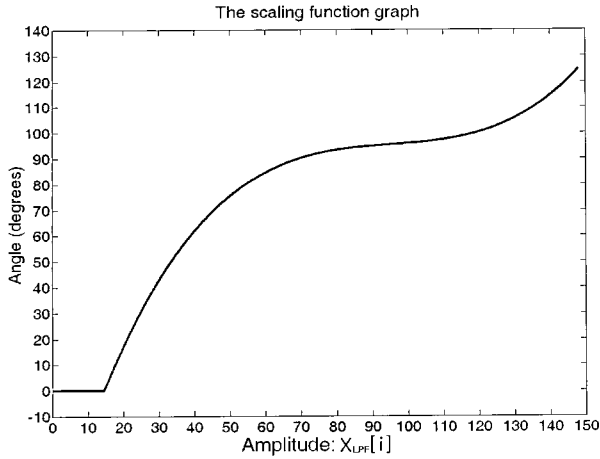


그림 4. 팔꿈치 관절의 스케일링 함수그래프.
Fig. 4. The scaling function graph.

III. 2-자유도 동작 추종 알고리즘

본 논문에서 2자유도 동작은 두 번째 자유도 동작인 어깨의 굽힘 및 펴 동작을 앞장에서 설명한 팔꿈치의 굽힘 및 펴 동작에 추가하여 정의된다. 어깨 굽힘의 ROM은 그림 5와 같이 약 0~180도이며, 파신전의 ROM은 약 0~50도 정도이다[9].

어깨 파신전의 EMG 신호는 분류하기가 까다롭기 때문에 본 연구에서는 오직 어깨의 굽힘과 펴 동작만을 해석한다. 어깨의 굴근은 상완 이두근과 부리 상완근이다. 부리 상완근은 상완 이두근에 덮여 있기 때문에 표면 EMG 신호를 측정하기가 거의 불가능하다. 또한, 상완 이두근은 앞 장에서 제시한 첫 번째 자유도 동작을 위해 사용하기 때문에 어깨 동작의 구분을 위한 EMG 신호 측정의 부위로는 부적당하다. 그래서 우리는 부리 상완근이나 상완 이두근 대신에 어깨에 위치한 근육 중 가장 비중이 큰 어깨 삼각근(deltoidus)의 중앙 운동 지점에 전극을 부착하여 신호를 측정한다. 어깨의 굽힘 및 펴 동작의 신호처리는 앞 장에서 설명한 팔꿈치 동작의 신호처리 방법과 거의 유사하다. 어깨 삼각근에서 측정된 EMG 신호는 어깨 관절의 동작에서 독립적으로 나타나야 되지만, 앞에서 설명하였듯이 어깨의 굽힘 동작의 굴근은 상완 이두근도 포함되므로 그림 6에서 보여지는 것처럼 어깨 동작에서 삼각근의 EMG 신호뿐만 아니라, 팔꿈치의 동작 구분을 위해 사용되는 상완 이두근의 EMG 신호 또한 어깨

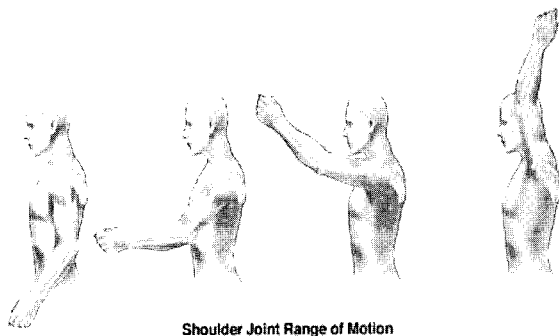


그림 5. 어깨 굽힘 동작의 ROM(0~180도)[10].
Fig. 5. ROM(0~180 degrees) of a shoulder flexion[10].

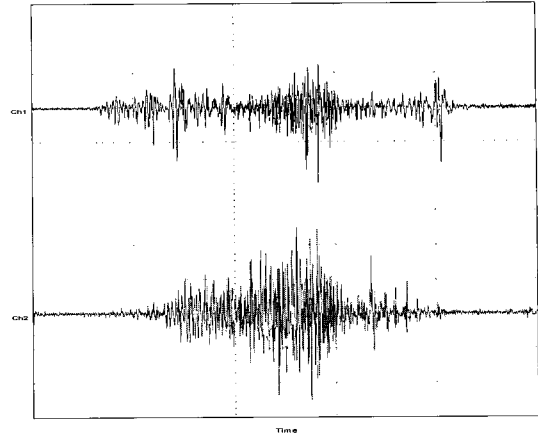


그림 6. 어깨 관절의 굽힘 동작 동안의 상완 이두근의 EMG 신호(위: 상완 이두근의 EMG 신호, 아래: 삼각근의 EMG 신호).

Fig. 6. The EMG signal of the *biceps brachii* during the flexion of a shoulder (top: the EMG signal of the *biceps brachii*, bottom: the EMG signal of the *deltoidus*).

동작과 함께 변화한다. 그래서 2자유도 동작 추종을 위해서 앞에서 제시된 상완 이두근에 대한 (2)를 다음의 (8)과 같이 수정한다.

$$X_{max}[i] = \max_{1 \leq k \leq 64} X[k] - X_{ref} \quad (8)$$

여기서 X_{ref} 는 어깨의 굽힘 동작 동안의 각 구간(0, 45, 90, 135, 180)에서 측정된 상완 이두근의 EMG 신호의 최대값을 의미한다. 나머지 신호처리 방법에 관한 내용은 앞장에서 설명한 1-DOF 동작의 신호처리 방법과 같으므로 여기서는 생략하고 다음 절에서 어깨 동작에서의 스케일링 함수에 관하여 설명한다.

1. 어깨 관절 동작의 스케일링 함수와 각도 계산

어깨 관절 동작에서의 스케일링 함수를 얻는 방법은 이전 장에서 설명한 방법과 유사하다. 먼저, 그림 7에서 보여지는 것과 같이 어깨 관절의 굽힘 동작의 특정한 각도 0도, 45도, 90도, 135도, 180도에서 측정된 EMG 신호의 최대 진폭 값의 평균을 얻는다. 여기서 어깨 굽힘 동작을 0도, 45도, 90도, 135도로 규정한 것은 인간이 아무런 계측장비 없이 어깨 각도를 가장 유사하게 표현할 수 있는 각도이며, 180도는 어깨의 MROM(Maximum Range Of Motion)이다.

- 0도에서의 평균 진폭 값 : 26.9994[uV]
- 45도에서의 평균 진폭 값 : 57.3736[uV]
- 90도에서의 평균 진폭 값 : 192.4087[uV]
- 135도에서의 평균 진폭 값 : 322.8396[uV]
- 180도에서의 평균 진폭 값 : 430.1279[uV]

어깨 관절의 ROM은 앞 장에서 설명된 팔꿈치 관절의 ROM보다 크므로, 어깨 관절의 스케일링 함수를 얻을 때는 팔꿈치 관절에서 스케일링 함수를 얻을 때보다 많은 5개의 특정 동작에서의 데이터를 이용한다. 그러므로 어깨 관절의 스케일링 함수는 5개의 특정동작을 가지므로 다음 (9)와 같이 4차 식의 형태를 갖는다.

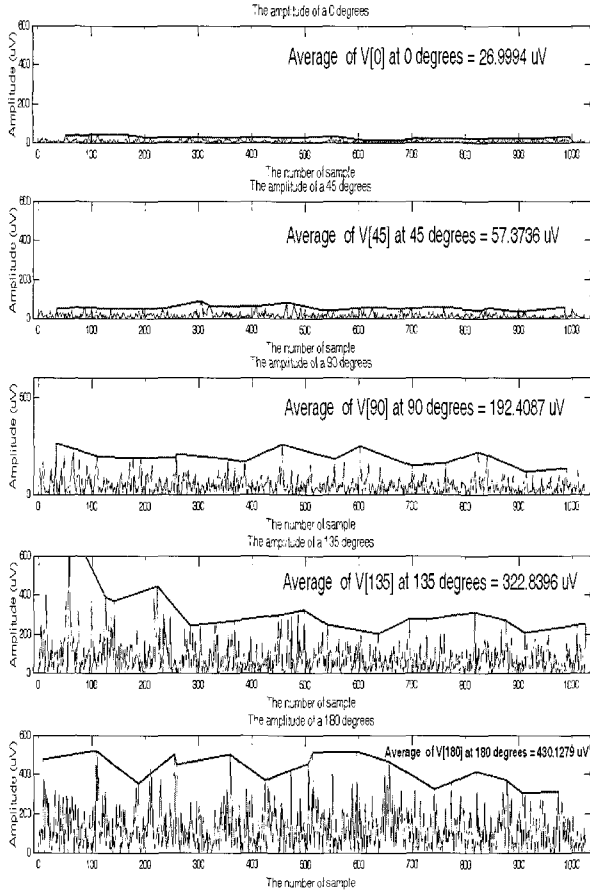


그림 7. 어깨 관절의 특정 동작에 관한 EMG 신호의 최대 진폭 값의 평균 (1st: 0도, 2nd: 45도, 3rd: 90도, 4th: 135도, 5th: 180도).

Fig. 7. Averages of maximum amplitude values of EMG signal about specific static motion (1st: 0 degree, 2nd: 45 degree, 3rd: 90 degree, 4th: 135 degree, 5th: 180 degree).

$$q_i = a_0 + a_1V[q_i] + a_2V[q_i]^2 + a_3V[q_i]^3 + a_4V[q_i]^4 \quad (9)$$

위 (9)에서 그림 7에서의 각각의 데이터를 이용하여 다음과 같이 5개의 식을 얻는다.

$$\begin{aligned} 0 &= a_0 + a_1V[0] + a_2V[0]^2 + a_3V[0]^3 + a_4V[0]^4 \\ 45 &= a_0 + a_1V[45] + a_2V[45]^2 + a_3V[45]^3 + a_4V[45]^4 \\ 90 &= a_0 + a_1V[90] + a_2V[90]^2 + a_3V[90]^3 + a_4V[90]^4 \\ 135 &= a_0 + a_1V[135] + a_2V[135]^2 + a_3V[135]^3 + a_4V[135]^4 \\ 180 &= a_0 + a_1V[180] + a_2V[180]^2 + a_3V[180]^3 + a_4V[180]^4 \end{aligned} \quad (10)$$

위 (10)에서 각각의 미정계수들은 다음과 같이 역 행렬을 이용하여 쉽게 결정된다.

$$\begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & V[0] & V[0]^2 & V[0]^3 & V[0]^4 \\ 1 & V[45] & V[45]^2 & V[45]^3 & V[45]^4 \\ 1 & V[90] & V[90]^2 & V[90]^3 & V[90]^4 \\ 1 & V[135] & V[135]^2 & V[135]^3 & V[135]^4 \\ 1 & V[180] & V[180]^2 & V[180]^3 & V[180]^4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ 45 \\ 90 \\ 135 \\ 180 \end{bmatrix} \quad (11)$$

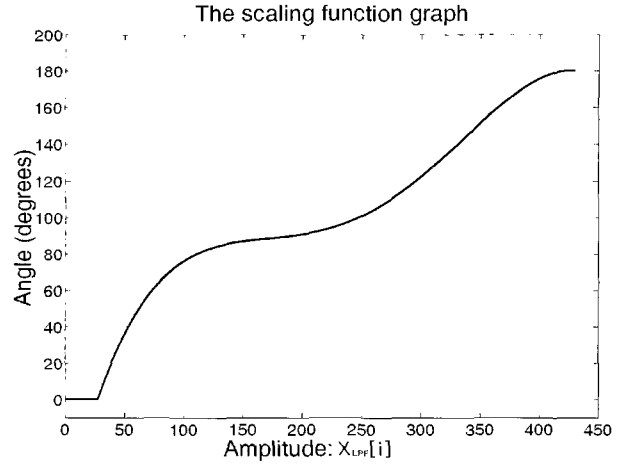


그림 8. 어깨 관절의 스케일링 함수.

Fig. 8. The scaling function graph.

표 2. 어깨 관절 스케일링 함수의 계수.

Table 2. Coefficients of scaling function (shoulder).

i	q _i (degree)	V[q _i] (micro-voltage)	a _i
0	0	26.9994	-6.326 E+1
1	45	57.3736	2.830 E+0
2	90	192.4087	-1.960 E-2
3	135	322.8396	5.777 E-5
4	180	430.1279	-5.679 E-8

여기서 각각의 계수 a₀, a₁, a₂, a₃, a₄ 는 표 2와 같이 결정된다. 그리므로 다음과 같이 어깨관절 동작을 위한 스케일링 함수를 얻을 수 있다.

$$\therefore q[i] = a_0 + a_1X_{LPF}[i] + a_2X_{LPF}[i]^2 + a_3X_{LPF}[i]^3 + a_4X_{LPF}[i]^4 \quad (12)$$

그림 8에 위 함수의 그래프를 제시하였으며, 이를 이용하여 어깨 삼각근에서 측정된 EMG 신호로부터 어깨 관절의 각도를 계산할 수 있다.

IV. 실험 결과

EMG 신호 측정을 위한 전극에서부터 최종 동작 시뮬레이터까지의 전체적인 신호처리 과정과 시스템 구성의 블록 다이어그램을 정리하여 그림 9에 나타내었다. 표면 EMG 신호

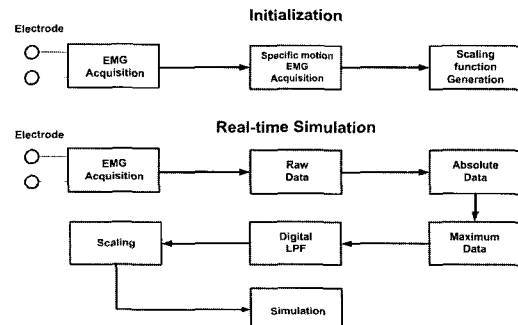


그림 9. 전체 시스템의 블록 다이어그램.

Fig. 9. Block diagram of total system.

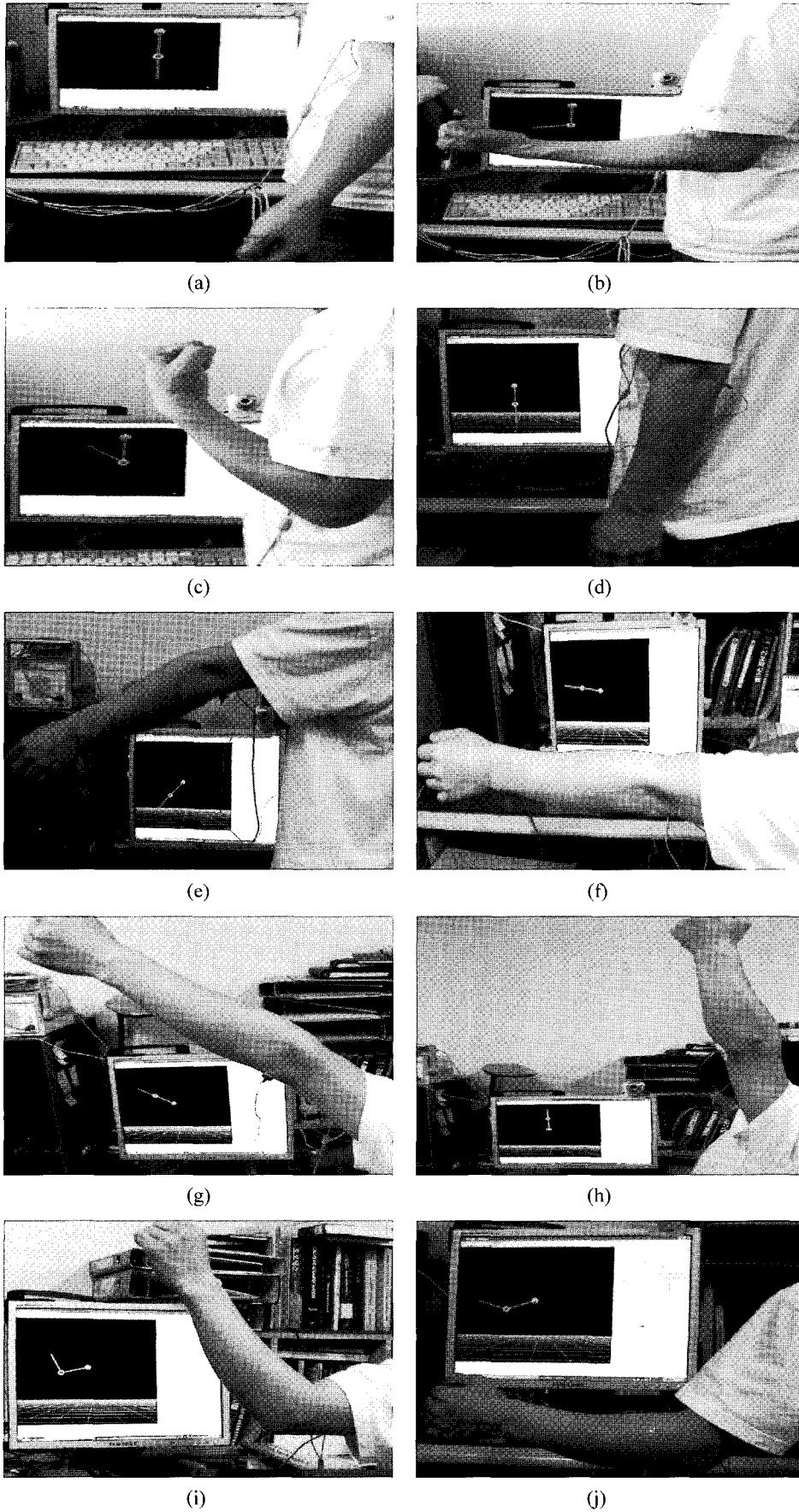


그림 10. 다양한 동작에 대한 추종 알고리즘의 실험 결과.

Fig. 10. Experimental results of the tracking algorithm about various human arm motions.

획득을 위한 장비로는 12비트 A/D 변환기를 갖는 QEMG-4 (LAXTHA Co.)를 사용하였으며, 동작 시뮬레이션을 위한 GUI(graphic user interface)는 Visual C++과 OpenGL을 사용하여 작성하였다.

시뮬레이터에서의 가상 팔의 전체 자유도 수는 어깨 관절의 3개, 팔꿈치 관절의 1개로 총 4개의 자유도를 가지고 있지만, 이 논문에서는 제안된 실시간 동작 추종 알고리즘의 유효성을 보이기 위해 어깨 관절의 1개와 팔꿈치 관절의 1개로 총 2개의 자유도만을 이용하였다. 실험은 총 두 단계로 진행된다. 첫 번째 과정은 스케일링 함수를 얻기 위한 각각의 특정 자세에서의 초기화 과정이며, 다음은 실시간 동작 추종을 위한 실제적인 동작 추종 실험과정이다.

1. 초기화 과정

표면 EMG 신호는 주위환경, 피실험자의 신체상태, 전극의 부착점 등에 따라 매우 민감하게 변화하기 때문에 먼저, 피실험자의 실험시의 몸 상태에 맞는 스케일링 함수를 얻어야 한다. 여기서 얻어진 스케일링 함수는 절대적 기준(reference)이 될 수 없으므로 매 실험 시 마다 초기화 과정을 반복 실행하여 얻어야 한다. 이러한 스케일링 함수를 얻기 위해서는 각각의 특정 각도에서의 EMG 신호를 획득한다. 정확한 신호 획득을 위해 인체 관절 각도계(goniometer)를 이용하여 신호를 획득하였으며, 신호 획득을 위한 전극은 각각 상완 이두근과 어깨 삼각근에 부착하였다. 획득된 신호는 앞의 II장과 III장에서 제시된 방법에 따라서 팔꿈치 관절에 대해서는 3차 함수로, 어깨 관절에 대해서는 4차 함수로 스케일링 함수들을 얻었다.

2. 실시간 동작 추종

초기화 과정이 끝난 후, 그림 10과 같은 실험 결과를 얻었다. 그림 10에서의 실험 결과에서 동작 추종 시뮬레이터에서의 가상 팔은 팔꿈치 관절과 어깨 관절의 움직임을 비교적 잘 따라감을 볼 수 있으며, 반복 실험을 통하여 유사한 결과가 나옴을 확인할 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 표면 EMG 신호 처리 기반의 실시간 동작 추종 알고리즘을 제안하였다. 특히, 신호 처리와 스케일링 함수에 관하여 자세하게 설명하였고 실시간 동작 추종을 구현하기 위해 가능한 단순한 알고리즘이 되도록 개발하였다. 결과적으로 제시된 단순한 알고리즘은 전체 시스템의 계산 시간을 거의 소모하지 않아서 시뮬레이터의 실시간 동작 추종을 가능하게 되었다. 또한, 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 타당성을 보였다. 현재의 연구에서는 EMG 신호 획득 장비(QEMG-4)의 유선으로 인한 측정 범위의 한계로 정적 거동 상태에서의 팔 동작을 추종하는 시뮬레이션만을 구현하였다. 개발된 신호처리 방법이 동적 거동 상태에서도 유효한지는 알 수 없지만, 현재 무선으로 EMG 신호를 측정할 수 있는 센서를 개발 중에 있으며, 이러한 센서가 개발될 경우 동적

거동 상태에서의 팔 동작을 추종하는 시뮬레이션을 구현할 수 있을 것이라 생각된다. 또한 우리는 본 연구에서 근육의 일률(power) 특성을 내포하고 있는 주파수 분석에 대한 연구를 수행하지 못했으며, 보다 효율적인 동작 추출을 위해서는 주파수 분석에 대한 연구가 필요하다.

앞으로의 연구에서는 인간의 전체적인 팔 동작을 묘사하는 팔 전체 동작 추종 알고리즘을 개발할 예정이며, 본 개발을 통하여 궁극적으로는 팔 절단 환자의 로봇 의수 장비에 제안된 알고리즘을 적용할 예정이다.

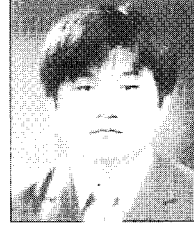
참고문헌

- [1] R. J. P. de Figueiredo *Et al.*, "An algorithm for sequential signal estimation and system identification for EMG signals," *IEEE Trans on BME*, vol. 31, no. 3, March, 1984.
- [2] S. H. Lee and G. N. Saridis, "The control of a prosthetic arm by EMG pattern recognition," *IEEE Trans on Automatic Control*, vol. 29, no. 4, pp. 290-302, Apr, 1984.
- [3] D. Nishikawa, W. Yu, H. Yokoi, and Y. Kakazu, "EMG prosthetic hand controller using real-time learning method," *Proc. Of IEEE Int'l Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, 1999.
- [4] J. Zhao, Z. Xie, L. Jiang, H. Cai, H. Liu, and G. Hirzinger, "Levenberg-MarQuardt based neural network control for a five-fingered prosthetic hand," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Barcelona, Spain, April 2005.
- [5] E. Cavallaro, J. Rosen, J. C. Perry, S. Burns, and B. Hannaford, "Hill-based model as a myoprocessor for a neural controlled powered exoskeleton arm-parameters optimization," *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Barcelona, Spain, April 2005.
- [6] Y. Su, M. H. Fisher, A. Wolczowski, G. D. Bell, D. J. Burn, and R. X. Gao, Senior Member, IEEE, "Towards and EMG-controlled prosthetic hand using a 3-D electromagnetic positioning system," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 56, no. 1, pp. 178-186, February 2007.
- [7] P. K. Artemiadis and K. J. Kyriakopoulos, "EMG-based teleoperation of a robot arm in planar catching movements using ARMAX model and trajectory monitoring techniques," *Proceedings of the 2006 IEEE international conference on robotics and automation*, pp. 3244-3249, Orlando, Florida, May 2006.
- [8] X. Yun, C. Aparicio, E. R. Bachmann, and R. B. McGhee, "Implementation and experimental results of a quaternion-based Kalman filter for human body motion tracking," *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 317-322, Barcelona, Spain, April 2005.
- [9] 위승두, 윤상화, 윤진환, "근기능 해부학," 도서출판 대경, 서울, 1998.
- [10] <http://www.zimmer.com/>



최영진

1994년 한양대학교 정밀기계공학과(공학사). 1996년 포항공과대학교 기계공학과(공학석사). 2002년 포항공과대학교 기계공학과(공학박사). 2002년~2005년 한국과학기술연구원(KIST) 지능로봇연구센터 선임연구원. 2005년~현재 한양대학교 전자컴퓨터공학부 조교수. 관심분야는 생체로봇, 재활공학, 휴먼모델링, 휴머노이드, 로봇 보행, 전신공조, PID제어.



유현재

2006년 부산외국어대학교 정보통신공학과 졸업. 2006년~현재 한양대학교 대학원 전자전기제어계측공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 생체로봇, 재활공학, 휴먼 모델링.