

손가락 동작과 힘 추정 시스템

Motion and Force Estimation System of Human Fingers

이 동 철, 최 영 진*
(Dong Chul Lee¹ and Youngjin Choi²)

¹Daewoo Shipbuilding & Marine Engineering Co., LTD.

²Hanyang University

Abstract: This presents a motion and force estimation system of human fingers by using an Electromyography (EMG) sensor module and a data glove system to be proposed in this paper. Both EMG sensor module and data glove system are developed in such a way to minimize the number of hardware filters in acquiring the signals as well as to reduce their sizes for the wearable. Since the onset of EMG precedes the onset of actual finger movement by dozens to hundreds milliseconds, we show that it is possible to predict the pattern of finger movement before actual movement by using the suggested system. Also, we are to suggest how to estimate the grasping force of hand based on the relationship between RMS taken EMG signal and the applied load. Finally we show the effectiveness of the suggested estimation system through several experiments.

Keywords: EMG (Electromyography), data-glove system, hand pattern prediction, relation between force and EMG

1. 서론

최근 인간의 생체 신호에 대한 관심이 높아 지면서 인간의 몸에서 발생하는 생체 신호처리와 응용에 대한 연구가 활발히 진행 되고 있다[1-14]. 인간의 몸에서 발생하는 생체 신호는 다양하다. 눈동자의 움직임을 유발하면서 생성되는 EOG (ElectroOculoGram 안전도), 심장 박동과 관련된 ECG (ElectroCardioGram 심전도), 사람의 두뇌와 관련된 EEG (ElectroEncephaloGram 뇌전도) 그리고 근육의 움직임과 관련하여 생성되는 EMG (ElectroMyoGram 근전도)가 대표적이며 이중에서 EMG 신호에 관한 연구가 가장 활발하다. 근전도는 인체의 움직임 시 근육 표면으로부터 근섬유를 따라 일어나는 전기적 신호를 의미한다. 표면 근전도 신호의 크기는 수십~ 수백 μV 정도이며 주파수 범위는 12 ~ 500Hz로 알려져 있다. 근전도 신호는 재활의학 분야에서는 활동의 어려움이 있는 신체 절단환자나 노인과 같은 근육계통의 문제가 있는 경우의 사람들의 치료나 의수/의족과 같은 로봇의 제어 신호로도 적용되고 있다. Cavallaro는 Hill 근육 모델을 사용하여 마이크로프로세서를 개발하였다[1]. 또한 Bitzer와 Nishikawa는 손의 동작 패턴을 근전도 신호의 학습을 통한 방법을 이용하여 의수를 개발하였다[2,3]. 미국 미시간 대학의 Powered Lower Limb Orthosis는 근전도 신호를 이용하여 환자의 재활을 목적으로 연구되었으며[4] 독일의 베를린 대학에서 또한 근전도를 이용하여 다리 보조 근력 기구인 Powered Leg Exoskeleton을 개발하였다. 미국 Rehabilitation Institute of Chicago에서 개발된 근전도 기반 의수는 팔의 절단환자의 기

능을 대신하는 로봇 의수로 만들어졌으며 제어 신호를 근전도 신호만을 사용하고 있다. 사용된 근육은 절단된 팔의 신경을 가슴 부위의 근육에 이식하여 학습을 통한 제어 방법을 사용하게 된다. 중국 하얼빈대학의 Hirzinger와 Zhao는 AR (Parametric Autoregressive) 모델과 LM (Levenberg-Marquardt) 기반의 신경망을 이용하여 동작을 통한 표면 근전도 신호의 패턴 분류 방법을 제시했다[5]. 또한 근전도 신호에서 측정된 IAV (Integral Absolute Value), 분산, 영교차점과 같은 특징점을 추출하여 근전도 신호의 패턴을 인식하는 방법을 제안하였다[6]. 근전도 신호로부터 사용자의 의도를 정확히 파악하기 위해 D. Graupe은 근전도 신호를 정상적인 시계열 신호의 연속으로 모델링하여 인식하려는 시도를 하였다[7]. R.W. Wirta는 판별함수를 이용하여 근전도 신호를 분류하였다[8]. Saridis는 영교차점과 분산 등의 확률적 변수를 이용하여 각 동작 기능에 해당하는 변수들을 2차원 평면상에 일정 영역으로 표시하여 학습형 선형 분리를 이용하여 동작 패턴 분리를 시도하였으나 일정 오차의 한계를 극복하지 못하였다[9,10]. Doerschuk는 자기 상관 함수와 상호 상관 함수를 이용한 동작 패턴 분리방법을 제안하였으나 사용 전극의 수가 너무 많고 여러 동작을 동시에 처리해야 하므로 로봇 의수 제어에는 적합하지 못한 것으로 알려져 있다[11]. Graupe는 근전도 신호를 자기회귀 모델과 같은 안정된 시계열로 모델링 하여 얻어진 매개 변수를 바탕으로 미리 정해진 동작에 대하여 기준이 되는 파라미터와의 비교를 통해 동작을 분류하였다[12,13,14].

본 논문에서는 생체신호 연구분야 중 하나인 근전도 신호의 처리 방법을 제시하고 응용 시스템을 제안한다. 기존의 근전도 센서 모듈과 차별화된 설계 과정으로 보다 단순하면서도 정확한 신호를 획득하는 센서보드 개발과정을 소개하고 그 성능을 평가한다. 또한 하드웨어를 통한 아날로그 필터를 최소한으로 사용하고 소프트웨어를 통한 디지털 필터를 사용한 신호처리 방법을 제안한다. 첫째 본 논문은 손가

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 7. 4., 수정: 2011. 7. 25., 채택확정: 2011. 8. 1.

이동철: 대우조선해양 중앙연구소 로봇R&D (ldc@dsme.co.kr)

최영진: 한양대학교 ERICA캠퍼스 전자시스템공학(cyj@hanyang.ac.kr)

※ 이 논문은 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단의 중견연구지원사업(No. 2008-0061778)과 지식경제부의 전략기술인력양성사업 및 정보통신연구진흥원의 자율주행기술연구센터 지원사업에 의하여 수행되었음.

락의 움직임에 관장하는 근육에서 발생하는 근전도 신호를 획득 및 추출하는 방법을 제시한다. 둘째 손가락 관절 각을 기계적으로 측정할 수 있는 Flex Sensor (제조사: Sensor Products Inc.)를 사용하여 데이터 글러브 시스템을 개발한다. 셋째 생체 신호인 근전도가 기계신호인 데이터 글러브 신호보다 시간적으로 앞섬을 실험적으로 확인하고 실제 손가락 움직임을 사전에 예측할 수 있는 가능성을 보이고자 한다. 넷째 개발된 두 시스템을 이용하여 부하 변화에 따른 근전도 변화를 수학적식으로 제안하고 이를 손가락에 가해지는 임의의 부하를 예측하는데 활용하는 것을 본 연구의 목적으로 한다.

II. 근전도 센서 모듈과 데이터 글러브의 개발

1. 근전도 센서 모듈의 개발

근전도 신호를 측정하기 위하여 본 연구에서는 근전도 센서 모듈을 개발하였다. 그림 1은 본 논문에서 사용한 근전도 센서 모듈의 블록다이어그램을 표시하고 있다.

근육 신호는 Bipolar 스펙전극을 통하여 피부에서 획득하게 된다. 측정 근육마다 차이는 있지만 수십 ~ 수백 μV 사이의 신호를 획득하고 근전도 신호를 Passive High Pass Filter를 통하여 DC성분을 제거한다. DC성분이 제거된 근전도 신호를 10000배 증폭하여 Maximum $\pm 10V$ Level의 신호로 증폭한다. 마지막 단계로 증폭된 신호의 레벨을 원하는 진폭 레벨로 필요시 조정 가능하도록 Level Shift 기능을 추가하였다. 그림 2는 본 연구에서 개발된 1채널 근전도 센서 모듈이다. 이 모듈들을 이용하여 다축의 근전도 신호를 측정할 수 있다.

2. 데이터 글러브 개발

데이터 글러브의 하드웨어는 크게 두 부분으로 나눌 수 있다. 첫째 손가락의 움직임 변화에 따른 동작정보를 획득하여 데이터화 한다. 둘째 ZigBee 프로토콜을 사용한 무선 데이터 전송을 한다.

그림 3은 데이터 글러브의 블록 다이어그램이다. 손가락의 굽힘 정보를 기계적으로 측정할 수 있는 Flex 센서를 이용하여 손가락의 굽힘 정도에 따라 각도 정보를 나타내는 신호로 변환하게 된다. Flex 센서로부터 발생한 정보는 아날로그 신호이며 DSP를 이용하여 디지털 신호로 변환하게 된다. 10bit 분해능의 ADC를 가지고 있는 DSP를 사용하였다. 많은 실험

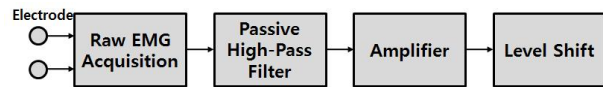


그림 1. 개발된 근전도 센서 모듈 블록다이어그램.
Fig. 1. Block diagram of the developed EMG sensor module.

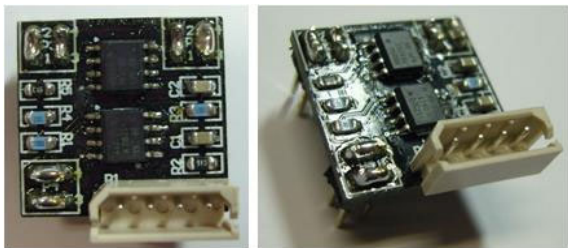


그림 2. 1채널 근전도 센서 모듈.
Fig. 2. 1-CH EMG sensor module.

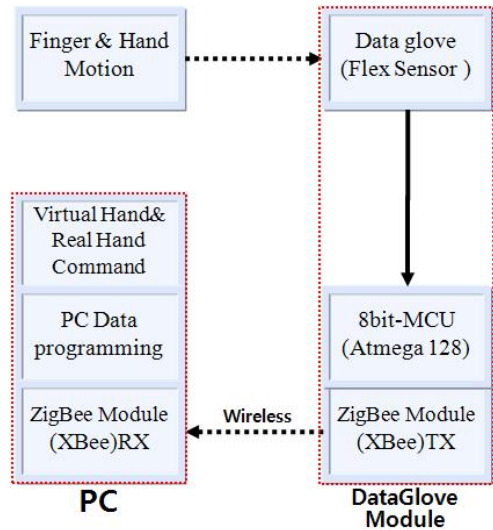


그림 3. 데이터 글러브 계통도.
Fig. 3. Schematic diagram of the developed data glove.



그림 4. 개발된 데이터 글러브 시스템의 모습.
Fig. 4. Appearance of the developed data glove system.

을 통해 DSP에서의 ADC 값이 손가락 각도와 근사적으로 선형 관계를 갖는 것을 확인할 수 있었으며, 선형성을 기반으로 DSP에서 얻어진 손가락 각도 정보는 ZigBee 무선통신 모듈을 이용하여 PC로 전송하게 된다. 이를 통해 개발된 데이터 글러브는 손가락의 각도 정보를 확인할 수 있다.

그림 4는 개발된 데이터 글러브의 외관 모습이다. 글로브 안쪽의 손가락 마디 사이에는 Flex Sensor가 삽입되어 있다. DSP와 Zigbee 모듈을 결합하여 하나의 통합 모듈로 개발되었다. 센서에 영향을 주지 않도록 손등에 위치해 있으며 DC 5V의 배터리로 구동이 된다. 기존에 개발된 데이터 글로브보다 단순한 형태를 가지며 손가락의 동작정보를 빠르게 측정이 가능하다. 앞에서 언급되었듯이 Flex Sensor는 얇고 유연하며 손가락이 구부러지는 동작범위 안에서의 센서 값은 선형성이 보장된다. Zigbee 모듈의 통신 속도는 115200[bps]로 설정되어 있으며 MaxStream 사의 상용 Zigbee 모듈인 XBee PRO 모듈이 데이터 글러브의 개발에 활용되었다. 원격 서버 PC에서 받은 데이터는 모니터링될 수 있도록 Matlab과 Visual C++을 이용하여 개발되었다.

III. 근전도 신호 기반 동작 및 힘 추정 방법

1. 근육 선정

사람의 손은 여러 근육들의 유기적인 조합으로 이루어져 있다. II 장에서 개발된 근전도 센서 모듈과 데이터 글러브를 이용하여 인간의 손가락 동작을 예측하기 위해서는 각 손가

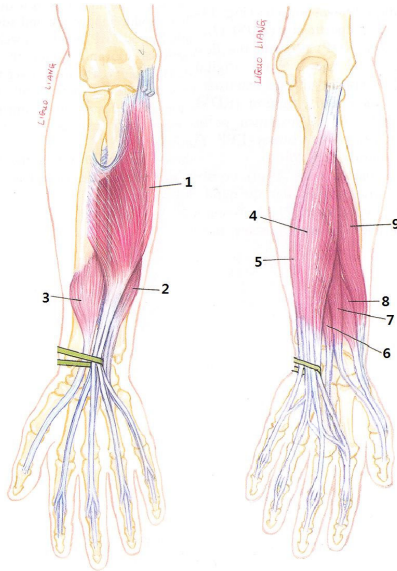


그림 5. 외적인 손가락 굽힘근과 펴는근 [16].
 Fig. 5. Extrinsic digital flexors and extensors [16].

표 1. 외적인 손가락 굽힘근과 펴는근의 종류 [16].
 Table 1. Extrinsic digital flexors and extensors [16].

1	Extrinsic Digital Flexors.	Flexor digitorum superficialis(FDS)	얇은 손가락 굽힘근
2		Flexor digitorum profundus(FDP)	깊은 손가락 굽힘근
3		Flexor pollicis longus(FPL)	긴 엄지 손가락 굽힘근
4	Extrinsic Digital Extensor.	Extensor digitorum(ED)	손가락 펴는근
5		Extensor digiti minimi(EDM)	새끼 손가락 펴는근
6		Extensor indicis(EI)	집게 손가락 펴는근
7		Extensor pollicis longus(EPL)	긴 엄지 손가락 펴는근
8		Extensor pollicis brevis(EPB)	짧은 엄지 손가락 펴는근
9		Abductor pollicis longus(APL)	긴 엄지 손가락 벌림근

락의 움직임을 관장하는 근육을 선정해야한다. 생물학적으로 사람의 손은 27개의 뼈와 35개의 근육 그리고 약 17,000개의 기계수용체(mechano-receptor)로 구성되어 있다고 한다. 엄지와 검지는 15개의 근육과 연결되어 있다. 각 근육이 위치한 곳에 따라 외근(extrinsic muscle)과 내근(intrinsic muscle)으로 분류된다. 외근은 사람의 하완(아래팔)에 위치한 근육으로써 근육의 크기가 크고 큰 힘을 발생시키는 반면, 내근은 사람의 손에 분포되어 있으며 작고 세밀한 힘의 조절을 위해 사용된다[15].

그림 5는 인간의 손 근육 중에서 외근의 엄지와 검지의 움직임에 영향을 주는 주요 근육들을 나타내고 있다. 또한 각 외근의 명칭은 표 1에서 나타낸 것과 같다[16]. 본 실험에서는 손가락의 움직임을 관장하는 근육 중에서 가장 큰 힘을 내고 손가락의 움직임에 직접적으로 작용하는 EPL (Extensor

Pollicis longus, 긴 엄지 손가락 펴는근, 그림 5와 표 1의 7번 근육)와 ED (Extensor digitorum, 그림 5와 표 1의 4번 근육)에서 근전도 신호를 획득한다. EPL과 ED는 모두 손가락의 펴는 동작이 발생 할 때 활성화가 된다. 두 신호 모두 펴는 동작에 의해 근전도 신호가 발생되지만 EPL은 엄지 손가락의 펴는 동작에 의해 근전도 신호가 발생이 되고 ED는 엄지를 제외한 나머지 손가락의 펴는 동작에 의해 근전도 신호가 발생이 된다. 두 근육에서 발생하는 근전도 신호를 이용하여 엄지와 그 이외의 손가락의 펴는 동작을 구분하며 각 손가락이 펴는 동작과 동시에 발생하는 데이터 글러브 신호와 근전도 신호를 확인하여 본 실험을 진행하게 된다.

2. 근전도와 데이터 글러브 신호의 시간 흐름에 따른 비교

통합적으로 근전도 센서 모듈과 데이터 글러브를 사용하여 획득한 신호를 PC에 전송하여 각 신호를 동시에 처리하여 동기화를 수행한다. Flex Sensor에서 발생하는 각 손가락의 펴는 정보를 데이터 글러브에서 처리하여 무선으로 전송하게 되며 선정된 근육인 EPL근육 부위와 ED근육 부위에 전극을 부착하여 EMG 신호를 처리하여 획득하게 된다. PC에서는 각각의 시스템에서 전송된 신호를 매 Sampling time마다 동기화하여 저장 및 모니터링 하게된다.

선정된 근육에서 발생하는 근전도 신호와 데이터 글러브와의 신호의 차이를 정밀하게 측정하기 위해 Sampling time은 1ms으로 설정되었다. ED 근육은 넓은 범위에 분포하기 때문에 비교적 쉽게 전극을 부착하여 신호 획득이 가능하지만 EPL 근육은 비슷한 근육들의 분포가 조밀하게 분포해 있어 전극을 부착할 때 주의가 필요하다.

그림 6과 7은 측정된 EPL 부위의 근전도 신호, ED 부위의 근전도 신호, 데이터 글러브에서 측정된 엄지와 중지 손가락 등에서 발생한 각도 정보를 나타낸 것이다. 그림 6은 처음 주먹을 쥔 상태에서 전체 손가락을 자연스럽게 펴는 동작을 실시하였다. 그림 6에서 볼 수 있듯이 손의 움직임을 보여주는 데이터 글러브의 신호가 나타나기 전에 근전도 신호가 시간적으로 앞서서 발생한다는 것을 실험적으로 확인할 수 있다. 그림 7은 주먹을 쥔 상태에서 엄지 손가락 만을 펴는 동작을 한 실험이다. 데이터 글러브에서는 엄지 손가락의 변화만이 확인 되었고 근전도 센서 모듈 또한 엄지손가락의 펴는 동작을 관장하는 EPL에서 근전도 신호가 발생하는 것을 볼 수 있다. 참고문헌 [17]에서도 사람의 움직임 이전에 근전도 신호가 50 ~ 200ms 정도 먼저 발생한다는 연구가 진행된 적이 있으며 본 실험에서 이를 다시 한번 더 확인할 수 있었다. 그림 6과 7은 모두 수직으로 실선과 점선이 그려져 있다. 이것은 획득한 데이터 글러브의 펴는 정보와 근전도 신호 정보를 출력하는 동시에 데이터 글러브의 움직임이 발생하는 순간을 점선으로 수선을 그었으며 실선은 그 시간의 50ms 이전 지점에 수선을 표현한 것이다. 그림 6과 7 모두에서 데이터 글러브의 움직임 이전에 모든 근육에서 활성화가 이루어지는 것을 볼 수 있으며 최소 50ms이전보다 더 빠르게 움직임을 예측할 수 있다. 또한 각 근육이 관장하는 움직임에서만 신호가 발생하는 것을 볼 수 있다. 근전도 센서 모듈은 하드웨어 자체에서 제공하는 12Hz High-pass Filter와 10000배 증폭을 제외하곤 아무런 가공을 하지 않은 Raw EMG 신호를

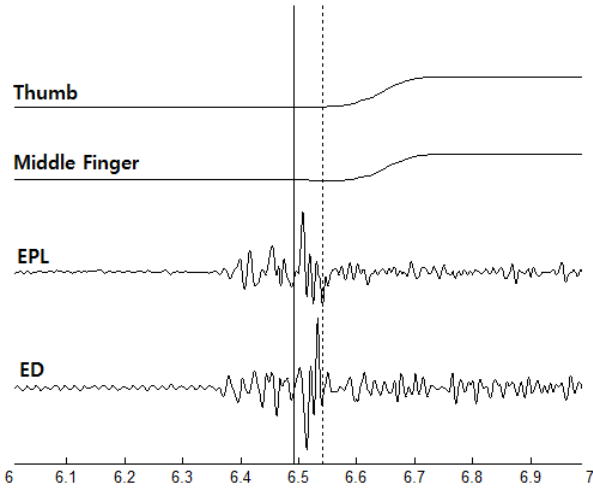


그림 6. 주먹에서 보자기로의 변화시 근전도와 각도 신호.
Fig. 6. EMG and angle signals while rock to paper.

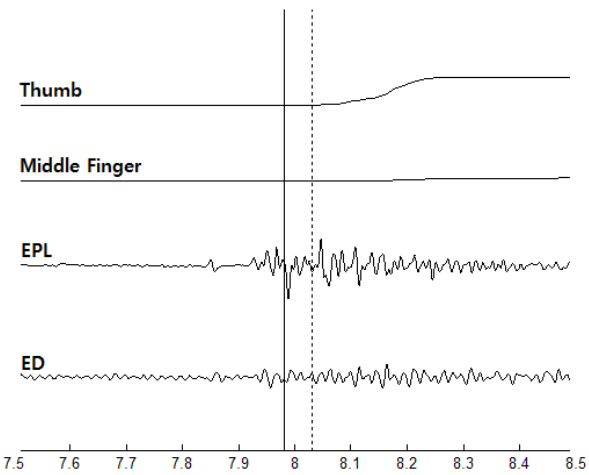


그림 7. 주먹에서 엄지손가락만을 펼친 변화시 측정된 신호.
Fig. 7. EMG and angle signals while extending thumb from rock.

측정하였고 데이터 클러브 또한 Flex 센서에서 발생하는 손가락 각도 정보를 전송하여 두 신호간의 비교만을 하였다.

3. 부하변동에 따른 근육 신호

본 절에서는 손에 가해지는 부하에 따른 근전도 신호의 차이를 분석하고 측정된 근전도 신호에 RMS를 취하여 부하변동에 따른 평균값을 찾는 방법을 제안한다. 그림 8은 FDS 부위에서 부하의 변화에 따른 근전도 신호 값을 측정하는 것이다. 인가된 부하는 처음 8kg에서 16kg으로 다시 24kg으로 8kg씩 증가하며 선형적으로 가변 하였다. 부하는 가변이 가능한 악력기인 GD GRIP 3단 조절 악력기(GD Co., Korea)를 사용하였다.

부하의 변화에 따라서 근전도 신호의 크기가 증가하는 것을 확인할 수 있다. 이것을 선형적으로 모델링 하기 위해서는 RMS를 취한다. 부하 변화에 따라 획득한 근전도 신호를 RMS (Root Mean Squares)를 취하여 근사적인 포락선(envelope) 정보를 추출한다. 또한 RMS 정보는 근사적인 힘 정보를 포함하고 있는 것으로 알려져 있다. 다음 식과 같이 RMS를 취한다.

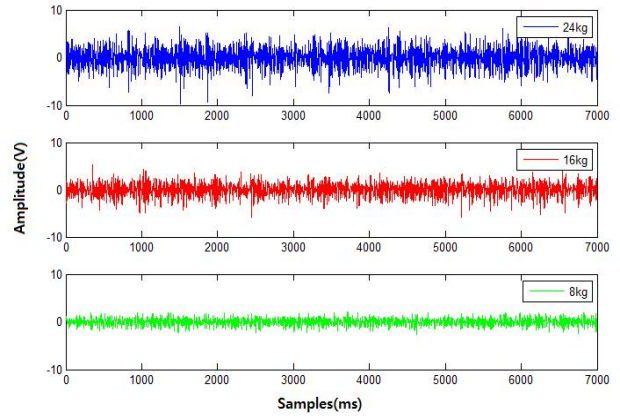


그림 8. 부하 변화에 따른 근전도 신호.
Fig. 8. EMG signals according to load variations.

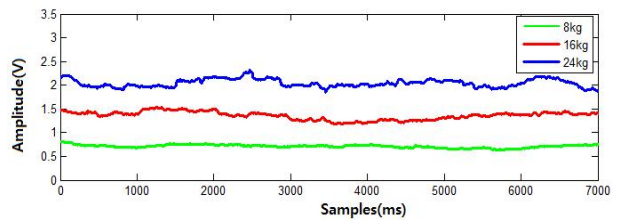


그림 9. N=500 에서의 RMS 근전도 데이터.
Fig. 9. RMS data when N=500.

$$RMS[n] = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=n-(N-1)}^n EMG[k]^2} \quad \text{for } n = 0, 1, \dots, m \quad (1)$$

여기서 N은 RMS를 취하는 Moving Window Size 를 의미한다. RMS[n]는 한 구간인 N개 샘플의 RMS 값을 나타내는데 현재의 입력신호를 기준으로 N-1 샘플시간만큼 뒤의 Raw EMG 신호를 각 샘플타임마다 제공하여 더한 결과에 제곱근을 취한 결과이다. 또한 m은 전체 샘플데이터의 수를 의미한다. 본 실험에서 N=500으로 실시하였다. 그림 9는 그림 8에서 획득한 Raw EMG 신호에 식 (1)을 적용하여 얻은 결과이다. 손에 가해지는 부하의 변화가 8, 16, 24kg으로 선형적으로 변하는 것에 비례하여 RMS 결과값 역시 근사적으로 선형적인 크기의 차이를 보이고 있다. Moving Window의 크기를 좀더 늘린다면 좀더 선형적인 신호를 얻을 수 있지만 데이터의 빠른 처리를 위해 Window크기를 500(500ms)으로 하였다. 그림 9의 데이터를 이용하여 각 부하에 따른 RMS 평균값을 결정하게 된다. 표 2는 그림 9에서 나타낸 RMS Data 모두를 더한 후 전체 Sampling 갯수로 나눈 평균값이다. 수치상으로 비교하여도 근사적 선형성을 확인할 수 있다. 본 실험을 통하여 근전도 신호의 RMS값과 부하의 변화가 근사적으로나마 선형적임을 확인하였고 보다 정확한 관계를 찾기 위하여 Fitting을 하고자 한다.

4. 부하와 근전도 신호의 다항식

그림 10은 그림 9에서 얻어진 데이터를 ANOVA(분산분석) 테스트를 한 것이다. ANOVA테스트를 통하여 7000개의 RMS 데이터의 분산과 평균을 한눈에 볼 수 있으며 낮은 부하 일수록 분산 값이 작고 부하의 크기가 커질 수록 분산 값이 커지는 것을 볼 수 있다. 이것은 부하가 커짐에 따라 FDS에서

표 2. N=500 샘플링 RMS 데이터의 평균.

Table 2. Mean of RMS data when N=500.

Load	RMS
8kg	0.7131
16kg	1.3594
24kg	2.044

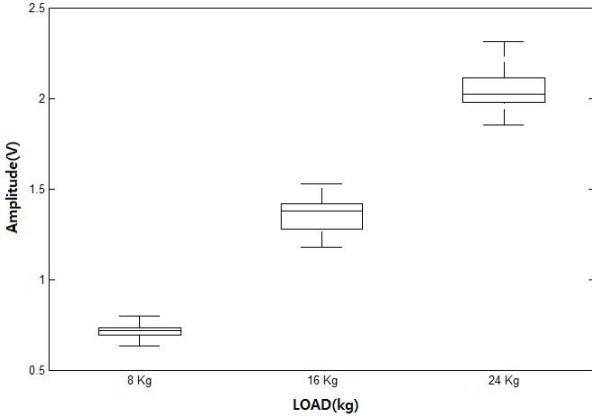


그림 10. 분산분석 실험.

Fig. 10. ANOVA test.

발생하는 EMG 신호가 불규칙 해진다는 것을 의미한다. 24kg의 악력은 쉽게 파지할 수 없을 정도로 큰 부하이므로 좀 더 높은 부하로 갈수록 분산 값이 커지는 것은 자연스러워 보이거나 혹은 악력이 커짐에 따라 다른 근육에서 생성되어 전가되는 노이즈의 강도가 커져서 나타나는 현상일 수도 있다. 본 논문에서는 사람이 물체를 파지할 때 무리가 가지 않을 정도의 24kg의 부하까지만 사용하는 것으로 실험 조건을 제시한다. 앞에서 제시한 표 2를 통하여 부하와 RMS 근전도 신호와의 관계를 보다 정확하게 유추할 수 있다. 다음 식을 이용하여 다항식을 유추 한다.

$$P(x)=P_1x^k + P_2x^{k-1} + \dots + P_kx + P_{k+1} \quad (2)$$

여기서 x는 RMS[n]을 의미한다. Matlab의 Polyfit 함수를 통하여 다항식의 계수를 얻었으며 구체적으로 차수 k=4을 사용하여 다음을 얻었다.

$$P(x)=-0.1629x^4 + 1.3902x^2 + 10.2893x \quad (3)$$

지금까지 제시한 식 (3)을 이용하여 손에 감지되는 부하의 크기를 추정하는 데 이용하고자 한다.

IV. 결과 및 고찰

1. 손가락 움직임과 힘 추정

개발된 데이터 글러브를 통하여 손가락의 움직임 정보를 제공하면서 앞장에서 제안한 4차 다항식을 통한 손 움직임과 손에 가해지는 부하를 예측하는 시스템을 제안한다. 기본적인 시스템 구조는 앞절의 설명과 동일하며 측정된 근전도 신호는 500 Samples RMS를 거쳐 4차 다항식을 통한 부하 정보로 나타나게 된다. 또한 데이터 글러브는 손가락의 굽힘 정보를 전송하여 가상 로봇 손의 움직임 정보를 만들어 내게 된다. 그림 11은 본 연구를 목적으로 만든 가상 로봇 손이며

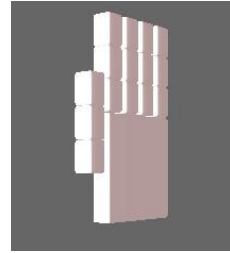


그림 11. 가상 로봇 손.

Fig. 11. Virtual robot hand.

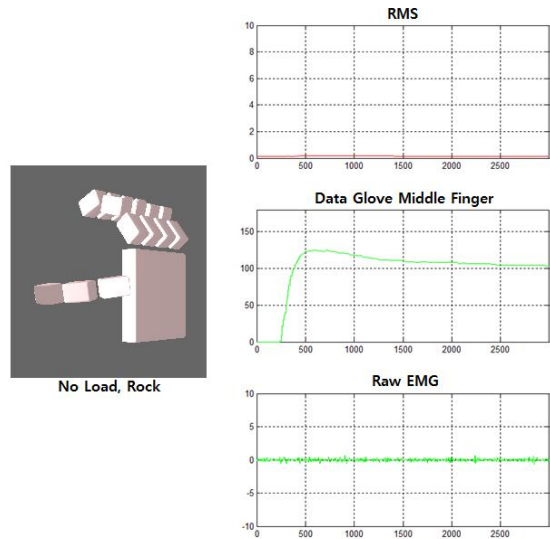


그림 12. 손에 가해지는 부하가 없을 때.

Fig. 12. When no load.

그림 속의 상태는 손을 펴고 아무런 움직임도 가지 않은 상태이다.

그림 12는 부하가 없는 상태에서 주먹을 쥔 상태를 나타낸다. 이때 전송되어 들어온 신호를 출력 하였으며 손에 감지되는 부하가 없기 때문에 EMG 신호도 아주 미약하게 발생하였다. 또한 로봇 손의 구부름 또한 부하가 있을 때보다 더 많이 굽혀지는 것을 확인할 수 있다. 그림 13은 8kg부하가 손에 발생한 상태이다. 8kg이라는 상대적으로 가벼운 부하이기 때문에 상대적으로 작은 EMG 신호가 발생 하게 된다. 하지만 부하가 없는 상태인 그림 12와는 움직임에서 차이가 있다. 손의 굽힘 각도 또한 부하가 없는 주먹을 쥔 상태보다 더 굽혀지지 않는 것을 확인할 수 있고 로봇의 표면 색이 연 분홍색을 띠는 것을 알 수 있다. 손의 부하정보를 빠르게 표현하기 위해서 흰 색에서부터 붉은 색까지를 255등분 하여 색의 농도가 연하면 낮은 부하가 손에 가해진 것을 표현하였고 색의 농도가 진해 질수록 높은 부하가 손에 가해지는 것을 표현하여 부하의 변동을 쉽게 확인할 수 있도록 하였다. 실제 시스템에는 부하의 정보가 빠르게 출력된다. 그림 14는 손에 가해지는 부하가 16kg일 때를 그림 15는 손에 가해지는 부하가 24kg일 때의 측정 결과를 나타내고 있다.

그림 16은 실험 과정과 결과를 보여주고 있다. 본 실험을 통하여 데이터 글러브를 통하여 손의 동작 정보를 획득함과 동시에 손에 가해지는 부하 정보를 근전도 센서 모듈을 통하

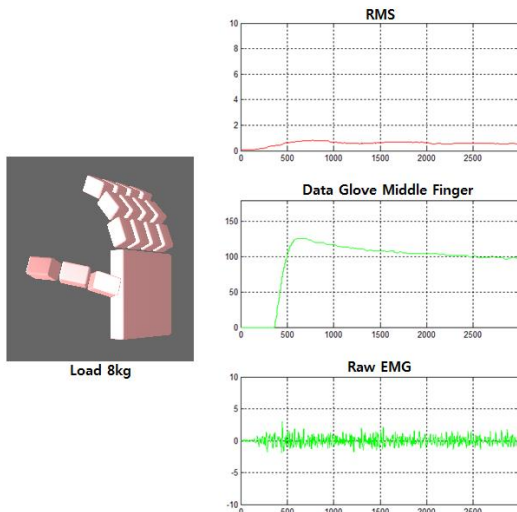


그림 13. 손에 가해지는 부하 8kg일 때.
Fig. 13. When load is 8kg.

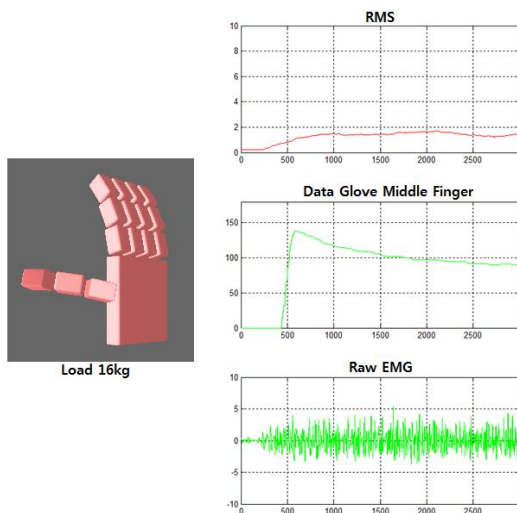


그림 14. 손에 가해지는 부하 16kg일 때.
Fig. 14. When load is 16kg.

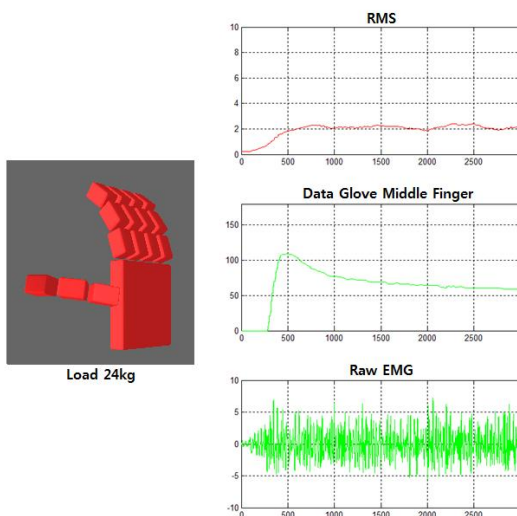


그림 15. 손에 가해지는 부하 24kg일 때.
Fig. 15. When load is 24kg.

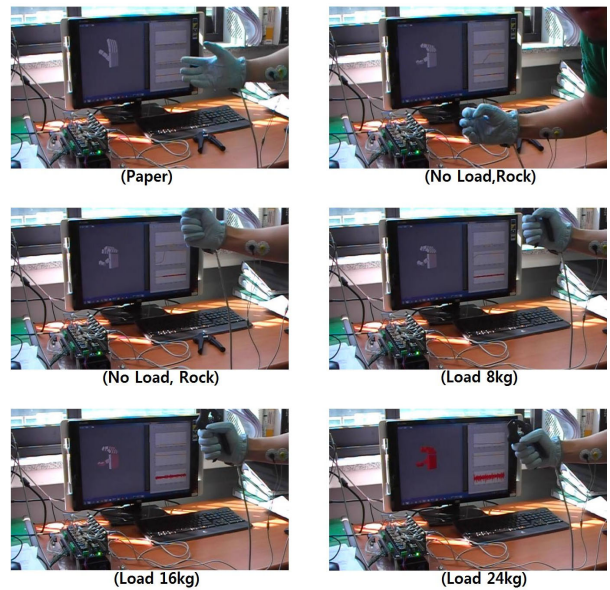


그림 16. 손가락 힘 예측.
Fig. 16. Finger force prediction.

여 얻었다. 실제 로봇 손을 제어하는데 있어 힘을 측정하는 방법은 다양한 센서를 통해 제안되었지만 본 논문에서는 근전도 신호만을 이용하여 손가락의 쥐는 힘을 추정방법을 제시하였다. 또한 본 실험을 통하여 손에 가해지는 부하의 무게를 예측하는 것을 보였다.

V. 결론

본 논문에서 근전도신호 획득 및 처리를 위해 최소 아날로그 필터를 이용하여 설계하는 방법을 제시하였다. 기존에 개발된 상용 근전도센서 들은 가격적인 측면에서 고가이며 확장을 고려하지 않은 대형 장비 형태의 센서 시스템들이 다수를 이루었다. 제안한 근전도센서 모듈은 저렴하면서 소형의 모듈 형태로 다 채널로의 확장이 용이하며 기존의 상용 근전도센서 시스템과 유사한 성능을 보이고 있다.

또한 손가락의 움직임은 선형적으로 측정 가능한 Flex 굽힘 센서를 사용한 데이터 글러브 시스템을 제안하였다. 기존 개발된 데이터 글러브에 비해 복잡하지 않으며 성능에서도 유사함을 보였다. 개발된 데이터 글러브 시스템은 손가락 움직임 정보를 빠르게 획득하여 PC에 전송하는 시스템이다. 개발된 근전도센서 모듈과 데이터 글러브 시스템을 통합하여 생체 신호인 근전도 신호가 기계신호인 데이터 글러브 신호보다 시간적으로 앞섬을 실험적으로 확인하였다. 실제 손가락의 움직임 이전에 손가락의 움직임을 관장하는 근육에서 50 ~ 200ms 정도의 앞섬을 보였다. 근전도 신호는 비침습적이고 신경신호에 비해 사용이 간단하며 사람의 움직임이 일어나기 이전에 근전도 신호가 발생하므로 힘 센서와 동작 인식용 장치를 사용하여 사람의 움직임 의도를 추정하는 것 보다 앞서 인지 할 수 있다.

본 논문에서는 개발된 두 시스템을 이용하여 부하 변화에 따른 근전도 변화를 수식으로 제안하였다. 손에 가해지는 부하의 선형적인 변화에 비례하여 근사적으로 근전도 신호가 발생하는 것을 실험적으로 확인하였다. 제안된 수학적식을 통

하여 임의의 물체를 파지할 때 근전도 센서 모듈과 데이터 글로브를 이용하여 손가락의 움직임을 추정하고 근전도 신호로 손에 가해지는 부하의 크기를 추정하는 시스템 및 방법을 제안하였다.

참고문헌

- [1] E. Cavallaro, J. Rosen, J. C. Perry, S. Burns, and B. Hannaford, "Hill-based model as a myoprocessor for a neural control -led powered exoskeleton arm - parameters optimization," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 4514-4519, Apr. 2005.
- [2] D. Nishikawa, W. Yu, H. Yokoi, and Y. Kakazu, "EMG prosthetic hand controller using real-time learning method," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 1, pp. 153-158, Oct. 1999.
- [3] S. Bitzer and P. der Smagt, "Learning EMG control of a robotic hand: Towards active prostheses," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2819-2823, May 2006.
- [4] G. S. Sawicki, K. E. Gordon, and D. P. Ferris, "Powered lower limb orthoses: applications in motor adaptation and rehabilitation," *9th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, pp. 206-211, 2005.
- [5] 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," *Proc., IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 4482-4487, Apr. 2005.
- [6] 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.
- [7] D. Graupe and W. K. Cline, "Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-5, no. 2, pp. 252-259, Mar. 1975.
- [8] R. W. Wirta, D. R. Taylor, and F. R. Finely, "Pattern recognition arm prosthesis: a historical perspective a final report," *Bull. Prosthesis Res.*, pp. 403-409, Jun. 1982.
- [9] G. N. Saridis and T. Gootee, "EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 29, pp. 403-409, Jun. 1982.
- [10] G. N. Saridis, "Application of pattern recognition methods to control systems," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 26, pp. 181-185, Mar. 1981.
- [11] P. C. Doerschuk *et al.*, "Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis," *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. 30, pp. 18-38, Jan. 1983.
- [12] D. Graupe and W. K. Cline, "Functional separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purpose," *IEEE Trans. on Syst. Man Cyber.*, vol. 5, pp. 252-259, Mar. 1975.
- [13] D. Graupe, J. Salahi, and Z. Desong, "Stochastic analysis of myoelectric temporal signatures for multifunctional signal-site activation of prosthesis and orthoses," *Journal Biomed. Eng.*, vol. 7, pp. 18-29, 1985.
- [14] D. Graupe, J. Magnussen, and A. A. Beex, "A microprocessor system for multifunctional control of upper-limb prostheses via myoelectric signal identification," *IEEE Trans. on Automat. Contr.*, vol. 23, pp. 583-544, Aug. 1978.
- [15] G. Schlesinger, "Der mechanische aufbau der Kunstlichen glieder ersatzglieder und arbeitshilfen, part II," *Springer*, pp. 21-600, 1919.
- [16] H.-L. Yu, R. A. Chase, and B. Strauch, "Atlas of hand anatomy and clinical implications," Mosby, pp. 43-580, 2004.
- [17] B. Liebet, C. A. Gleason, E. W. Wright, and D. K. Pearl, "Time of conscious intention to act in relation to onset of cerebral activity (Reainess Potential)," *Brain*, vol. 106, pp. 623-642, 1983.



이 동 철

2009년 한양대학교 전자정보시스템공학(공학사). 2011년 한양대학교 전자전기 제어계측 및 로봇공학(공학석사). 2011년~현재 대우조선해양 중앙연구소 로봇 R&D. 관심분야는 생체로봇, 재활공학, 휴먼모델링, 로봇 보행, 로봇 H/W.



최 영 진

1994년 한양대학교 정밀기계공학과(공학사). 1996년 포항공과대학교 기계 공학과(공학석사). 2002년 포항공과대학교 기계공학과(공학박사). 2002년~2005년 한국과학기술연구원(KIST) 지능로봇연구센터 선임연구원. 2005년~현재 한양대학교 ERICA캠퍼스 전자시스템공학과 부교수. 2011년~현재 University of Central Florida, Visiting Professor, 관심분야는 생체 로봇, 재활로봇, 휴먼모델링, 휴머노이드, 로봇 보행, 전신공조, PID제어.