

◆ 특집 ◆ 생체 역학의 최근 연구 동향

생체공학적 적용을 위한 광학 근육활성화 센서

Optical Muscle Activation Sensor for Bionic Applications

한효녕¹, 권순철¹, 김정^{1✉}
Hyonyoung Han¹, Suncheol Kwon¹ and Jung Kim^{1✉}

1 한국과학기술원 기계공학과 (Department of mechanical Engineering, KAIST)

✉ Corresponding author: jungkim@kaist.ac.kr, Tel: 042-350-3231

Key Words: Bionics (생체공학적), Muscle Activation Level (근육활성화도), Motion Intention (움직임 의도), Intention Sensing (의도 추출)

1. 서론

생체역학과 의공학 기술의 발전에 따라, 재활 보철 장치나 외골격 장치등의 인간-기계 인터페이스에 대한 연구 역시 활발히 진행되고 있다. 인간-기계 인터페이스가 상황에 맞는 적절한 동력을 제공하며 보조 장치로서의 역할을 하기 위해서는 먼저 인간의 동작과 힘에 관한 의도를 파악할 수 있어야 하며,¹ 이러한 점에서 인간의 의도 추출은 기계와의 상호작용에 중요한 이슈로 생각되고 있다.²

힘센서나 3 차원 비전 시스템 등은 의도 파악을 위해 많이 사용되어온 재료이다. 그러나 센서 부착을 위해 부수적인 구조물이 필요하며, 센서와 구조물의 부피나 자유도가 측정 가능한 움직임의 범위를 제한시킬 수 있다는 단점이 있다.³ 또한, 예상치 못한 장애물로 인한 동작 오인식이나 외부 반력 등 사용자의 움직임 이외의 반응도 센서가 사용자의 의도로 측정/해석하기 때문에, 이러한 한계점들은 인간-기계 상호작용을 저해하는 요인이라 할 수 있다.

이를 극복하기 위해 근전도, 뇌전도 등의 생체 신호를 통해 인간의 의도를 파악해 보려는 연구가 진행되고 있다.⁴⁻¹⁰ 생체신호는 신체 동작이 있을 때 활성화 되기 때문에, 사용자의 직접적인 움직임 이외의 외부 반응으로 인한 의도 오역을 막을 수 있다. 생체 신호용 센서를 몸 안에 삽입하거나 피부 표면에 부착하여 신호를 수집할 수 있기 때-

문에 센서 부피로 인해 사용자의 움직임 범위를 제한해야 하는 일도 없어진다. 생체 신호들은 사용자의 움직임에 선행하여 활성화되기 시작하므로, 신호로부터 움직임 의도를 해석, 추출하여 기계 인터페이스의 제어에 사용할 경우 이른바 밀착된 상호작용(seamless interaction)이 가능할 수 있다.¹⁰

생체 신호 중 관련 연구에 가장 널리 이용되고 있는 것은 근육의 활동 전위를 나타내는 근전도(electromyography, EMG)이다.¹¹ 근전도는 비침습적이면서도 쉽게 신호를 수집할 수 있는 장점이 있고, 마찬가지로 비침습적으로 대뇌의 활성화도를 알 수 있는 뇌파도(electroencephalography, EEG)에 비해 현재의 신경공학 수준으로 쉽게 해석이¹² 사용자의 근전도와 힘 사이의 생체역학적 관계를 모델링한 다양한 연구들이 발표되어 있으며, 근육 활성화 정도와 동작 사이의 직접적인 상관 관계를 통해 사용자가 발생시키는 움직임이나 힘에 관한 의도를 추출할 수 있다.⁴⁻¹⁰

그러나 근전도 신호는 주파수 특성상 수집시에 요구되는 샘플링 주파수가 높으며(1KHz 이상), 레퍼런스 센서를 추가로 부착해야 하며 특정 부위에서만 비교적 뚜렷하게 활성화 정도를 수집할 수 있다는 단점이 있다. 이러한 점을 해결하기 위하여 다른 방식으로 근육의 활성화도를 측정하고 움직임 의도를 추출하는 방법들이 제안된 바 있다.¹³⁻²⁰ 활성화시 근섬유들의 부피 변화로 인한 미세 진동을

측정하는 근육 진동 센서(mechano-myography, MMG)를 이용한 측정방법도 연구되어 왔으며,¹³⁻¹⁵ 압력 센서를 이용한 근육경도센서(muscle stiffness sensor),¹⁶⁻¹⁸ 근섬유팽창센서(muscle fiber expansion sensor)^{19,20} 등도 개발되어 근육의 활성화도를 측정하였다. 하지만 이러한 새로운 측정 방법들 또한 사용자가 착용하기에 불편하며, 한 횩에서 동시에 여러 근육의 활성화도 측정이 불가능 하다는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서는 이러한 기존 근육활성화도 측정 센서의 문제점을 개선하고자 근적외선 LED 및 광센서를 이용한 새로운 광학 근육활성화도 센서(optical Muscle Activation Sensor, oMAS)를 개발하고자 한다. 또한 이를 평가하기 위하여, 손목의 움직임을 개발된 센서를 이용하여 분류하였다.

2. 근육활성화도 측정 센서

2.1 근육 활성화 과정(Muscle activation process)

동작 명령 정보를 담은 신경 활동전위(nerve action potential)는 대뇌에서 발생하여 중추 신경계를 통하여 근육말단(motor endplate)으로 전달된다. 이어서 근육 활동전위(muscle action potential)가 발생하여 골격근 섬유(skeletal muscle fiber)를 따라 전달되고, 근섬유 내에서 칼슘 이온이 분비되면서 근섬유의 수축이 이루어 지게 된다.²⁴ Fig. 1(a)에서, 골격근섬유 내부에 있는 I-band 를 구성하는 actin 을 A-band 를 구성하는 myosin 이 잡아당겨서 근육이 수축하게 되면, 전체 근섬유 다발은 짧아지면서 단면은 두꺼워지게 된다. 근섬유의 밀집에 따라서 근육은 단위 면적당 밀도와 경도가 증가한다.

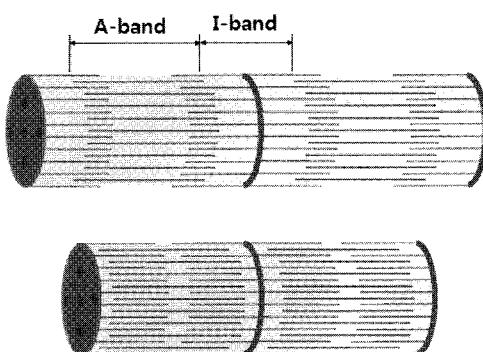


Fig. 1 Structure of skeletal muscle fiber; I-band for actin filament and A-band for myosin filament

신체가 큰 힘을 내게 될 때는 적은 힘을 낼 때에 비해 더 많은 근섬유의 수축이 일어나게 된다. 따라서 큰 힘을 내게 될 때에 근육 길이는 더 짧아지고 단위 면적당 근육 밀도와 경도 역시 크게 증가하게 된다. 그러나 근섬유 수축 속도와 힘이 발생될 때의 외부 환경, 파로도 등에 따라 비선형적으로 근육이 활성화 되며, 따라서 근육 길이와 밀도, 경도 등의 파라미터는 발생되는 힘에 비선형적인 경향을 보인다.²⁵

2.2 근전도(Electromyography, EMG)

근전도는 2.1 절에서 말한 근육 활동전위를 측정한 신호로 정의할 수 있다.¹¹ 근육이 활성화되는 과정에서 근육 활동전위가 연속적으로 발생하게 되면 측정되는 근전도 신호는 근육 활동전위의 중첩된 합으로 이해할 수 있다. 침습적으로 근육에 전극을 삽입하여 신호를 얻거나, 비침습적으로 피부표면에 전극을 부착하여 측정한다. 근전도는 근육 활성화에 직접적인 역할을 하는 근육 활동전위를 측정하는 것이므로, 골격근의 활성화도를 의미한다. 근전도 신호는 골격근에서 발생되는 힘에 비선형적 관계를 가진다.²³

표면에서 측정하는 근전도(surface EMG) 신호는 비침습적이면서 사용이 간편하고 근육 활성화도를 직접적으로 알 수 있다는 장점을 가지고 있어, 재활보철이나 외골격 장비의 운용과 환자의 근육 상태 평가에 빈번하게 쓰이고 있다. 2~3 개의 표면 전극이 하나의 센서로 이루어져 피부 표면에 부착하게 되며, 각각의 표면전극에서 측정한 근전도 신호는 차동 증폭에 의해 잡음이 감쇄된다. 또한 근전도 신호 사용을 위해서는 레퍼런스 전극을 추가로 부착해야 하며, 피부에 전극을 밀착시켜야 하는 단점이 있다. 또한 미세 전기를 증폭함으로 전자기 잡음에 약하고, 센서 부착 등이 쉽지 않다는 단점이 있다.

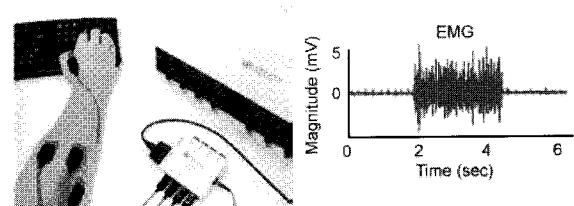


Fig. 2 Electromyography and its signal

2.3 근육진동센서(Mechanomyography, MMG)

근육의 활성화도를 측정하는 또 다른 방식 중 하나로 근육진동 센서가 있다.¹³ 근육진동센서는 근육의 활성화시 나타나는 근섬유들의 부피 변화로 인한 미세진동을 측정하는 방식으로 비침습적으로 측정한다. 피부 표면에서 진동을 측정하기 위한 센서로 피에조센서 혹은 마이크로폰, 레이저 거리센서 등을 사용하며, 가속도계를 이용한 방법이 많이 사용되고 있다. 근육의 피로도 측정 등에서 많이 연구되며,¹⁴ 최근에는 MMG 를 이용한 움직임 의도 파악에 관한 연구도 진행되고 있다.¹⁵

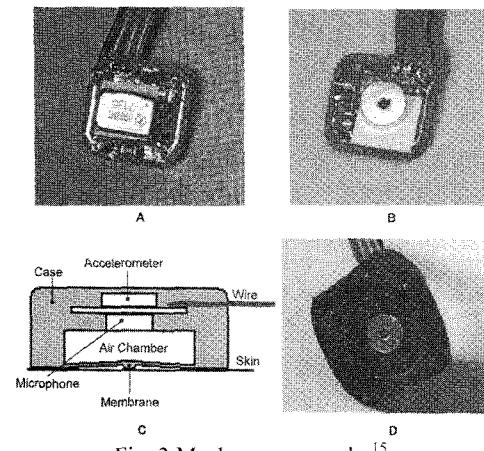


Fig. 3 Mechanomyography¹⁵

센서의 작은 크기로 미세 근육까지 측정 가능하며, 근피로도에 강한 장점이 있다. 하지만 센서 및 측정 신호를 처리하는 문제에서 복잡하다는 단점을 가지고 있다.

2.4 근육경도센서(Muscle stiffness sensor, MSS)

재활 보조용 외골격 장치^{16,17} 및 근력강화 훈련장치¹⁸에 적용하기 위한 근육의 활성화도를 측정하기 위한 방법 중 하나로, 일본의 Nagasaki 대학 팀에서는 다중 압력 센서를 이용하여 근육의 활성화됨에 따라 변화하는 근육의 경도를 측정하는 센서를 제작하였다. 근육 경도 센서는 Fig. 4(a)에서와 같은 원형 disk 와 tip 으로 이루어져 있으며, 센서는 측정 위치에 외부의 belt 를 이용하여 고정 시켜 측정한다. 센서의 tip 부분을 통하여 측정하는 근육의 압력(FB)과 disk 부분과 접촉되는 주변 근육의 압력(FD) 및 고정 벨트로 가해지는 압력의 차이를 이용하여 근육의 경도를 추정하였다.

이러한 방식의 근육 경도 센서는 다른 방식에 비하여 측정법이 간단하고, 피부와 직접 접촉할 필요가 없어서 의복 위에서도 착용이 가능하다는 장점이 있다. 하지만, 센서를 고정하기 위한 벨트로 인한 불편함과 센서의 크기 및 원리의 한계로 인한 미세 근육 측정에 어려움이 있다는 단점을 가지고 있다.

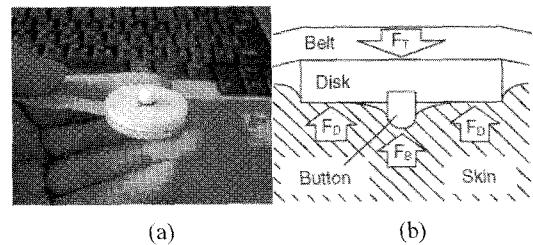


Fig. 4 Muscle stiffness sensor and its principle¹⁷

2.5 근섬유팽창센서(Muscle fiber expansion sensor)

서강대학교에서는 환자 및 노인들의 거동을 돋는 보행보조 외골격 장치(Exoskeleton for patients and the older by Sogang University, EXPOS)를 구동하기 위한 센서로 근섬유팽창센서를 개발하였다.^{19,20} 관절의 토크를 계산하기 위한 방법으로 관절이 움직일 시 변화되는 근육의 수축 팽창 현상을 측정하기 위하여 Fig. 5 와 같이 공압센서를 이용하여 근육의 수축 팽창을 측정하였다.

근섬유팽창 센서의 경우 근육경도센서와 마찬가지로 간단한 측정 방식과 의복 위 착용 가능하다는 장점이 있으며, 센서의 단가가 낮다는 장점이 있다. 하지만 센서를 고정하기 위한 밴드의 착용이 불편하며, 미세근육에 적용이 불가능하며, 한 축에 다른 센서들에 영향을 받을 수 있다는 단점을 내포하고 있다.

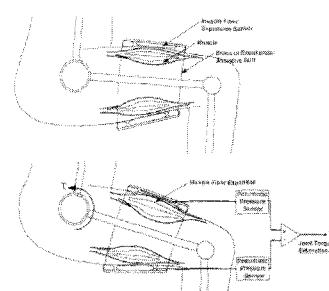


Fig. 5 Principle of Muscle fiber expansion sensor¹⁹

3. 광학 근육활성화도 측정 센서(optical Muscle activation sensor)

본 연구에서는 광학 소자를 이용한 새로운 근육활성화도 측정 센서에 대해서 살펴보자 한다. 인체의 근육이 활성화 되면 근섬유들의 수축으로 인하여 구조적, 광학적 특성이 변하게 된다. 먼저 근 섬유 내부의 A-band 와 I-band 의 겹침으로 근섬유 전체 길이가 짧아지고, 두 성분들이 몰리게 되므로 밀도가 높아지게 된다. 또한 근섬유들의 수축으로 인하여 근육의 길이가 짧아짐과 동시에 횡단면이 팽창하여 두꺼워지게 된다. 이러한 신체 물리적 변화는 근육의 광학적 특성 변화를 가져오게 된다. 밀도의 변화는 근육이라는 매질의 투과율을 변화시키며, 근육의 두께 변화는 광원의 궤적을 변화시킨다.

광학 근육활성화도 측정 센서는 이러한 현상을 광원과 광센서를 이용하여 피부 표면에서 비침습적으로 측정함으로 근육의 활성화도를 측정한다. Fig. 3은 광센서의 측정 원리를 보여주고 있다. 피부 표면에서 발광된 빛은, 각 표피, 근육, 혈관 및 뼈 등의 광학적 특성에 따라 일부는 투과되고 흡수되기도 하며, 일부는 각 매질에서 반사하게 된다. 이 중에 각 매질에서 반사된 빛이 발광부 바로 옆에 붙어있는 수광부를 통하여 획득하게 된다. 이 때 표피나 뼈와 같은 조직에서는 인체의 움직임에도 광학적 특성이 변하지 않으며, 혈관 조직의 경우 심장 박동에 따라 작은 교류신호를 발생하게 된다.²¹ 하지만 근육조직에서는 움직임으로 인한 밀도변화와 근육의 두께 변화로 인하여 광학적 특성인 반사율이 변하게 되어 수광부에서 얻어

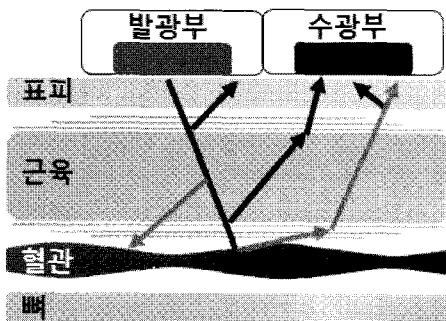


Fig. 6 Principle of the optical muscle activation sensor;
The photo sensor detect reflected right on the muscle

지는 빛의 양이 변하게 된다. 이러한 변화로 근육이 수축하면 측정 값이 증가하며, 반대로 이완시에는 감소하게 된다.

센서의 광원으로는 투파율이 좋은 높은 파장의 광원인 근적외선 LED(940nm)를 사용하였으며, 광센서로는 근적외선 대역의 photo diode를 사용하였다. 광원과 센서 사이의 거리는 선행 실험을 통하여 10mm로 결정하였다.²² 센서의 측정 값은 생체 신호 측정 전용 DAQ board(MP35, Biopac, USA)를 이용하여 200Hz의 sampling 주파수로 측정하였으며, 비중첩 방식의 이동평균필터(100ms)이용하여 신호 처리 하였으며, 초기 정지상태에서 측정한 값을 이용하여 신호의 offset 값을 제거하였다.

4. 움직임 예측

4.1 움직임 및 근육 선정

개발된 광학 센서를 평가하기 위하여 손목 움직임 시에 변화하는 근육활성화도를 측정하고 분류하였다. 본 연구에서는 손목의 움직임 중에 가장 많이 사용되고 있는 굽힘(flexion)과 펌(extension) 동작을 선정하였으며, 이 손목 동작을 주로 주관하는 척축수근굴근(flexor carpi ulnaris, FCU)과 척축수근신근(extensor carpi ulnaris, ECU), 두 근육의 활성화도를 광학센서를 이용하여 측정하였다.

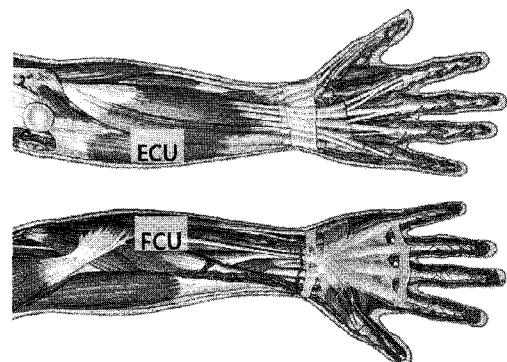


Fig. 7 FCU and ECU for wrist motion

4.2 실험 프로토콜

손목 움직임 구분을 위한 신호 측정 실험은 다음과 같은 순서로 진행되었다. 피실험자는 오른손 척축수근굴근과 척축수근신근에 개발된 센서를 부착하고, 의자에 앉은 상태에서 팔꿈치를 책상에

붙이고 손목을 세로로 세운 상태에서 좌우로 움직일 수 있도록 하였다.

실험은 총 30 초 동안 진행되었으며, 4 번 반복하였다. 초기 10 초 동안은 평상적인 자세로 손목을 중앙에 위치하도록 하였다. 10~15 초 구간에서는 굽힘 동작을 유지하도록 손목이 원쪽방향으로 힘을 줄 수 있게 하였으며, 15~20 초 구간은 다시 평상 자세로 유지하게 하였다. 다음 5 초(20~25 초) 동안은 펌 동작을 유지하도록 손목을 오른 방향으로 힘을 주고, 마지막 5 초 동안은 다시 평상적인 자세를 취하였다.

4.3 평가 방법(신경망회로)

개발된 광학 센서를 통해 측정된 근육 활성화도를 이용해 동작을 구분하기 위하여, 본 연구에서는 인공 신경 회로망(artificial neural network)을 이용하였다.²³ 신경회로망은 비선형적이며 복잡한 근골격구조를 기구학/동역학적으로 풀어내지 않아도 입력되는 근육활성화도와 오른쪽 손목의 굽힘-펌 동작 간의 관계를 모델링할 수 있다는 장점이 있다. 척추수근굴근(FCU)과 척추수근신근(ECU)의 근육활성화도를 입력 신호로, 손목 움직임을 목표 신호로 하였으며, 5 개의 은닉 노드로 구성된 1 개의 은닉층을 가지는 피드-포워드 신경망 구조를 사용하였다. Levenberg-Marquart 방법을 통해 신경망을 학습시켰고, Matlab toolbox 를 사용하였다.

4.4 실험 결과 및 고찰

Fig. 8 은 손목의 굽힘과 펌 실험에서 나타난 광학 근육활성화 센서가 부착된 두 근육에서 얻은 결과를 보여주고 있다. 얇은 검은 실선은 움직임 동작을 나타내며, 0 은 평상적인 상태를, 3 은 손목

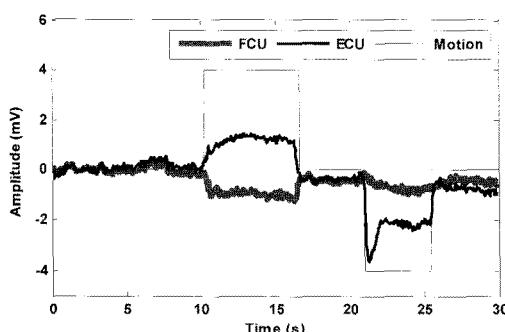
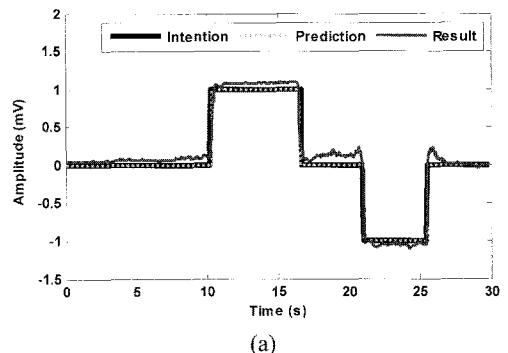
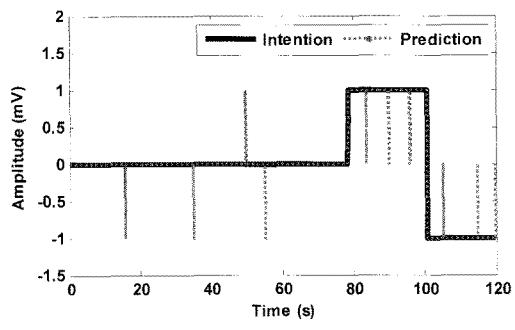


Fig. 8 Muscle activation level of FCU and ECU during flexion and extension of wrist

의 굽힘, -3 는 펌 동작 상태를 표시하고 있다. 그 래프에서 굵은 회색 실선은 척추수근굴근에서의 결과를 나타내며, 굵은 검은 실선은 척추수근신근의 결과를 보여주고 있다.



(a)



(b)

Fig. 9 (a) Pattern classification using neural network (b)
Result of pattern classification

평상적인 상태(0~10, 15~20, 25~30sec)에서는 척추수근굴근, 척추수근신근이 자연상태로 유지되어 offset 없는 기본 값을 가진다. 오른 손목의 굽힘이 유지되는 구간(10~15sec)에서는 척추수근굴근이 수축함을 통해 근육 활성화가 일어나고, 따라서 결과 값이 감소하는 것을 볼 수 있다. 또한 척추수근신근은 인장하며 결과 값이 증가하는 것을 볼 수 있다. 펌 동작(20~25sec)에서의 결과를 살펴보면, 반대로 수축하게 되는 척추수근신근에서는 측정 값이 감소하였다.

이러한 결과는 3 장에서 설명한 원리가 나타내는 것 같이 근육의 활성화도에 따라서 다른 결과를 나타냄을 보이며, 근육이 활성화 될 때에 측정 값이 감소하는 것을 볼 수 있다. 그래프를 살펴보면 FCU 에서의 측정 값은 3 가지 상태에 대해서 명확히 보여주는데 반하여, ECU 에서는 신호의 크

기도 작고, 동작 구분이 쉽지 않다. 이는 FCU 근육이 ECU 근육에 비하여 발달하여 크고 변화량이 많아서 위와 같은 결과를 보여주고 있다고 추측해 볼 수 있을 것이다.

Fig. 9는 실험 데이터와 신경망회로를 이용하여 움직임 구분을 한 결과를 보여주고 있다. 실험에서 사용한 패턴 분류 결과 값을 정지, 굽힘, 펌 동작으로 구분하기 위하여 문턱치를 주어 세가지 결과를 보이도록 하였다. Fig. 9(a)는 Fig. 8의 데이터를 이용하여 구분한 결과를 시간에 따라 나열했다. 굵은 회색 실선은 패턴 분류한 결과를 보여주고 있으며, 굵은 검은 실선은 의도된 움직임을 나타내고, 회색 점선은 패턴 구분됨 결과를 보여주고 있다. 분석결과 99.8 %의 정확도로 움직임을 구별할 수 있었다. Fig. 9(b)는 4 번의 실험을 통한 각 움직임의 결과를 움직임 별로 통합하여 보여주고 있다. 굵은 검은 실선은 의도된 움직임을 나타내며, 회색 점선은 신경망회로를 통하여 패턴 분류된 결과값을 나타내고 있다. 분석결과 정상 상태에서는 99.7%, 굽힘 동작에 대한 분류는 97.5%의 정확도를 보여주고 있으며, 펌 동작에 대해서는 98.6%의 정확도로 손목 동작을 구별하였다.

위와 같은 결과를 통하여 개발된 센서를 이용하여 손목의 굽힘과 펌 동작을 잘 구별 할 수 있음을 확인할 수 있었다. Fig. 8과 함께 고려하여 결과를 생각해보면, 오차의 발생 부분이 주로 움직임이 시작되는 부분 혹은 끝나는 부분에서 나타났으며, 주로 그 전이 구간에서 짧게 발생했음을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 생체공학적 적용을 위하여 사람의 움직임을 예측하기 위한 방법으로 근육의 활성화도를 측정하는 센서의 특징과 장단점에 대하여 간략히 소개하였으며, 새로운 광학 소자를 이용한 광학 근육활성화도 측정 센서에 대하여 소개 및 평가를 하였다. 센서의 작은 크기로 미세 근육까지도 측정이 가능하며, 낮은 측정 샘플링 주파수와 간단한 신호 처리 과정이 강점이 있다. 또한 이 방식은 또 다른 생체신호를 측정하는 광용적 맥파(photoplethysmography, PPG) 및 혈중 산소 포화도 측정(oximetry)과 동일하여 근육변화시에 나타나는 혈관이나 산소포화도 등의 생리학적 변화에 대한 연구도 가능할 것으로 보인다. 하지만 광학 소자

를 이용함으로, 외부 광원의 영향에 약하고, 근육의 특성에 따라 신호의 크기가 차이가 나는 등의 문제점이 남아있으며, 이러한 문제점을 해결할 때 광학소자를 이용하는 장인하고 정밀한 근육 활성화도 측정 센서를 개발할 수 있을 것이다.

후기

이 연구는 한국과학기술연구원(KIST)의 지원을 받아 수행된 연구입니다.

참고문헌

1. Sato, T., Nishida, Y., Ichikawa, J., Hatamura, Y. and Mizoguchi, H., "Active understanding of human intention by a robot through monitoring of human behavior," Proc. of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol. 1, pp. 405-414, 1994.
2. Bien, Z. Z., Park, K.-H., Jung, J.-W. and Do, J.-H., "Intention reading is essential in human-friendly interfaces for the elderly and the handicapped," IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 52, No. 6, pp. 1500-1505, 2005.
3. Tamei, T., Ishii, S. and Shibata, T., "Virtual Force/Tactile Sensors for Interactive Machines Using the User's Biological Signals," Advanced Robotics, Vol. 22, No. 8, pp. 893-911, 2008.
4. Koike, Y. and Kawato, M., "Estimation of dynamic joint torques and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model," Biological Cybernetics, Vol. 73, No. 4, pp. 291-300, 1995.
5. Morita, S., Kondo, T. and Ito, K., "Estimation of forearm movement from EMG signal and application to prosthetic hand control," Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 4, pp. 3692-3697, 2001.
6. Luh, J.-J., Chang, G.-C., Cheng, C.-K., Lai, J.-S. and Kuo, T.-S., "Isokinetic elbow joint torques estimation from surface EMG and joint kinematic data: using an artificial neural network model," Journal of Electromyography and Kinesiology, Vol. 9, No. 3, pp. 173-183, 1999.
7. Song, R. and Tong, K. Y., "Using recurrent artificial

- neural network model to estimate voluntary elbow torque in dynamic situations," Medical and Biological Engineering and Computing, Vol. 43, No. 4, pp. 473-480, 2005.
8. Dipietro, L., Sabatini, A. M. and Dario, P., "Artificial neural network model of the mapping between electromyographic activation and trajectory patterns in free-arm movements," Medical and Biological Engineering and Computing, Vol. 41, No. 2, pp. 124-132, 2003.
9. Au, A. T. C. and Kirsch, R. F., "EMG-based prediction of shoulder and elbow kinematics in able-bodied and spinal cord injured individuals," IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, Vol. 8, No. 4, pp. 471-480, 2000.
10. Rosen, J., Brand, M., Fuchs, M. B. and Arcan, M., "A myosignal-based powered exoskeleton system," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 31, No. 3, pp. 210-222, 2001.
11. De Luca, C. J., "The Use of Surface Electromyography in Biomechanics," Journal of Applied Biomechanics, Vol. 13, No. 2, pp. 135-163, 1997.
12. Dallon, B. and Matsuoka, Y., "Prosthetics, exoskeletons, and rehabilitation [Grand Challenges of Robotics]," IEEE Robotics & Automation Magazine, Vol. 14, No. 1, pp. 30-34, 2007.
13. Orizio, C., Liberati, D., Locatelli, C., De Grandis, D. and Veicsteinas, A., "Surface mechanomyogram reflects muscle fibres twitches summation," Journal of Biomechanics, Vol. 29, No. 4, pp. 475-481, 1996.
14. Orizio, C., Diemont, B., Esposito, F., Alfonsi, E., Parrinello, G., Moglia, A. and Veicsteinas, A., "Surface mechanomyogram reflects the changes in the mechanical properties of muscle at fatigue," European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology, Vol. 80, No. 4, pp. 276-284, 1999.
15. Silva, J., Heim, W. and Chau, T., "A self-contained, mechanomyography-driven externally powered prosthesis," Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, Vol. 86, No. 10, pp. 2066-2070, 2005.
16. Kawakami, K., Kumano, S., Moromugi, S. and Ishimatsu, T., "Powered glove with electro-pneumatic actuation unit for the disabled," Proc. of SPIE, The International Society for Optical Engineering, Vol. 6794, pp. 67943H.1-67943H.5, 2007.
17. Moromugi, S., Koujina, Y., Ariki, S., Tanaka, T., Feng, M. Q. and Ishimatsu, T., "Soft power suit for knee motion assistance," International Journal of Human-friendly Welfare Robotic Systems, Vol. 4, No. 4, pp. 13-19, 2003.
18. Moromugi, S., Yoon, S. J., Kim, S.-H., Tanaka, M., Ohgiya, Y., Matsuzaka, N. and Ishimatsu, T., "A training machine with dynamic load-control function based on muscle activity information," Artif Life Robotics, Vol. 10, No. 2, pp. 126-130, 2006.
19. Kong, K. C. and Jeon, D. Y., "Design and Control of a Novel Tendon-driven Exoskeletal Power Assistive Device," Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol. 11, No. 11, pp. 936-942, 2005.
20. Kong, K. C., Jeon, D. Y., "Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients," IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, Vol. 11, No. 4, pp. 428-432, 2006.
21. Webster, J. G., "The Measurement, Instrumentation, and Sensors Handbook," CRC Press LLC, Ch. 76, 1999.
22. Han, H. and Kim, J., "Estimation of wrist motion using optical muscle activation sensor for vionic application," Proc. of KSPE Spring Conference, pp. 73-74, 2009.
23. Haykin, S., "Neural Networks: A Comprehensive Foundation," Macmillan, 1994.
24. Merletti, R. and Parker, P., "Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications," Wiley-IEEE Press, pp. 1-24, 2004.
25. Disselhorst-Klug, C., Schmitz-Rode, T. and Rau, G., "Surface electromyography and muscle force: limits in sEMG-force relationship and new approaches for applications," Clinical Biomechanics, Vol. 24, No. 3, pp. 225-235, 2008.