

---

# 전극 개수에 따른 근전도 기반 휴먼-컴퓨터 인터페이스의 정확도에 대한 연구

## Human-Computer Interface using sEMG according to the Number of Electrodes

이슬비, Seulbi Lee\*, 지영준, Youngjoon Chee\*\*

---

**요약** NUI(Natural User Interface)는 사용자의 자연스러운 동작이나 동작 시 발생하는 생체 신호를 해석하여 기계에 명령을 내리는 것을 말한다. 물리적인 변화가 있어야 사용이 가능한 가속도 센서나 영상 기반의 NUI와는 달리 특정 동작과 관련된 근육의 표면 근전도(surface Electromyogram, sEMG)를 측정하면 실제 움직임이 발생하지 않아도(isometric contraction) 동작 의도를 예측할 수 있다. 본 연구에서는 근전도 기반으로 손목 동작 의도를 분류할 때 전극 개수에 따른 정확도를 확인하고, 키보드 등에 적용 가능한 인터페이스 기술을 제안한다. 손목의 동작 중 신전(extension, up), 굴곡(flexion, down), 외전(abduction, right), 내전(adduction, left)의 네 가지 동작 의도를 분류하는 실험을 진행하였다. 50ms 간격으로 계산된 제곱평균제곱근(Root Mean Square, RMS)을 특징으로 사용하였고, 동작 의도 인식을 위해 역전파 알고리즘으로 학습한 다층 퍼셉트론 분류기를 사용하였다. 전극 쌍의 개수를 네 개(91.9%), 세 개(87.0%), 두 개(78.9%)로 줄여가며 정확도를 확인했다. 전극 쌍의 개수가 네 개에서 두 개로 줄었을 때 정확도는 약 13% 감소하였다. 두 쌍의 전극만 사용하는 경우의 분류 정확도를 높이기 위하여 직전의 RMS를 특징에 추가하였다. 150 ms 이전까지의 정보를 사용하였을 때, 분류 정확도가 78.9%에서 83.6%로 4.6% 증가하였다. 전극 쌍의 개수가 감소함에 따라 정확도는 감소하였지만, 이전 데이터를 함께 사용한 경우 부분적으로 증가시킬 수 있음을 확인하였다.

**Abstract** NUI (Natural User Interface) system interprets the user's natural movement or the signals from human body to the machine. sEMG (surface electromyogram) can be observed when there is any effort in muscle even without actual movement, which is impossible with camera and accelerometer based NUI system. In sEMG based movement recognition system, the minimal number of electrodes is preferred to minimize the inconvenience. We analyzed the decrease in recognition accuracy as decreasing the number of electrodes. For the four kinds of movement intention without movement, extension (up), flexion (down), abduction (right), and adduction (left), the multilayer perceptron classifier was used with the features of RMS (Root Mean Square) from sEMG. The classification accuracy was 91.9% in four channels, 87.0% in three channels, and 78.9% in two channels. To increase the accuracy in two channels of sEMG, RMSs from previous time epoch (50-200 ms) were used in addition. With the RMSs from 150 ms, the accuracy was increased from 78.9% to 83.6%. The decrease in accuracy with minimal number of electrodes could be compensated partly by utilizing more features in previous RMSs.

**핵심어** : 휴먼-컴퓨터 인터페이스, 내추럴 유저 인터페이스, 표면 근전도, 동작 의도, 패턴 분류  
*Human Computer Interface (HCI), Natural User Interface (NUI), surface Electromyogram (sEMG), Moving intention, Pattern recognition*

---

본 논문은 한국연구재단(NRF-2013R1A1A4A01006381)의 지원을 받아 수행되었음.

\*주저자 : 울산대학교 전기전자컴퓨터공학과 의용생체공학전공 석사과정

\*\*교신저자 : 울산대학교 전기공학부 부교수; e-mail: yjchee@ulsan.ac.kr

■ 접수일 : 2015년 3월 17일 / 심사일 : 2015년 4월 1일 / 게재확정일 : 2015년 6월 2일

## 1. 서론

키보드, 마우스, 터치 스크린과 같은 휴먼-컴퓨터 인터페이스(Human Computer Interface, HCI) 장치에서 사용자가 원하는 조작을 하기 위해서는 지정된 동작을 수행해야 하는 불편함이 있다. 최근 개발되는 내추럴 유저 인터페이스(Natural User Interface, NUI)는 사용자의 자연스러운 동작이나 이를 행할 때 발생하는 생체 신호를 해석하여 기계에 전달한다. 기계와의 직접적인 접촉 없이도 편리하게 사용자의 동작의도를 기계에 전달할 수 있다.

NUI의 종류에는 영상 기반의 NUI, 가속도 센서를 이용한 NUI, 생체 신호 기반의 NUI 등이 있다. 영상 기반의 NUI는 주로 물체의 거리를 측정하여 사용자의 동작을 감지한다. 손의 위치를 감지해 손의 동작을 알아내고, 가상공간에서의 카메라 렌즈 위치를 바꾸는 연구가 진행되었고[1], 가상의 공간에서 손의 동작을 감지하여 헬리콥터를 조종하는 연구가 진행되었다[2]. 이러한 영상 기반의 NUI는 손이나 신체를 움직여야 사용자의 동작 의도를 기계에 전달할 수 있다.

한편 근전도(Electromyogram, EMG)는 신체의 움직임에 따라 근육이 수축할 때 발생하는 전기적 신호로 크기는 10 mV 이하, 주파수 범위는 수십~수백 Hz이다[3]. 근전도는 피부 표면에서 측정이 가능하므로 다른 생체 신호에 비해 비교적 간단하게 측정할 수 있으며, 사용자가 신체를 움직이려고 할 때 발생하므로 자의적인 신호 발생이 수월하다.

이러한 표면 근전도 (Surface Electromyogram, sEMG)를 입력 신호로 활용하는 연구가 활발히 이루어지고 있다. 전완근의 표면 근전도를 이용하여 실시간으로 로봇을 제어하는 연구가 진행되었고[4], 근전도와 함께 가속도 센서를 사용해 팔의 위치와 손의 자세를 알아내는 연구가 진행되었다[5]. 손목이나 팔의 움직임에 의해 발생하는 근전도를 이용하여 기기를 제어하는 HCI 기술 등이 연구되고 있다[6-8].

영상이나 가속도 센서를 이용한 NUI의 경우 실제로 움직임이 발생해야만 센서가 동작을 인식하여 사용자의 동작 의도를 기계에 전달할 수 있다. 그에 비해 근전도는 실제로 신체의 움직임이 일어나지 않더라도 움직이려는 의도를 가지고 힘을 주면 신호가 발생한다는 장점이 있다. 단순 동작의 방향뿐만 아니라 힘의 세기에 대한 정보도 포함하고 있기 때문에 다양한 응용이 가능할 것으로 보인다[9].

손목이 가지는 자유도에서 실생활에 가장 많이 사용되는 자유도는 상하좌우 네 방향이다. 네 방향을 분류하기 위해서 각각의 방향으로 움직일 때 가장 활성화되는 근육의 근전도를 측정하여 사용하므로 네 쌍의 전극이 사용된다. 여러 쌍의 전극을 사용하기 위해서는 많은 수의 전극을 부착하여야 하고 전선 등으로 인해 사용자의 편의성이 떨어진다. 네 방향을 분류하기 위해서 이론적으로는 두 쌍의 전극만 있어도 가능하다. 전극 쌍의

수가 감소하면 사용자의 불편함은 최소화 될 수 있다.

기존에 진행되었던 연구는 표면 근전도를 입력신호로 활용하여 사용자의 의도를 파악하고 방향을 분류한다. 대다수의 연구에서 분류할 방향의 수와 대응하는 개수의 센서를 사용하여 실험을 진행하였다. 본 연구에서는 근전도 기반으로 손목 동작 의도를 인식하고 분류할 때 전극 개수에 따른 정확도를 확인하고, 키보드 등의 방향성을 가지는 HCI를 대체할 수 있는 인터페이스 기술을 제안한다. 실제로 동작을 하는 것이 아니라 고정된 막대를 잡아 손목과 팔을 움직이지 않는 상태에서, 동작을 하기 위해 힘을 주고 이 때 발생한 근전도를 입력 신호로 사용한다. 기존의 연구와 같이 네 쌍의 전극을 사용하는 것이 아니라 전극의 개수를 줄이며 측정된 데이터를 사용하여 네 방향의 손목 동작 의도를 분류하는 실험을 진행하고, 그 결과를 확인하려 한다. 실험에 사용할 특징의 종류를 늘리는 대신 한 종류의 특징을 사용하면서 이전의 데이터도 함께 사용하는 방식으로 시도하였다.

## 2. 근전도 기반의 손목 동작 의도 인식 시스템

### 2.1 손목 동작 의도 인식 시스템의 구성

표면 근전도 기반 손목 동작 의도를 인식하기 위한 측정 및 분석 절차는 그림 1과 같다.

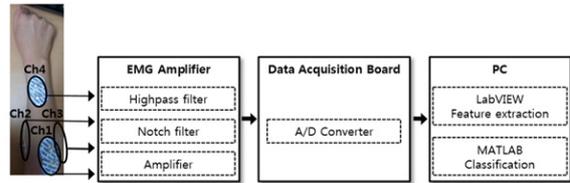


그림 1. 근전도 기반 손목 동작 의도 인식 분류 장치의 구성

네 개의 근전도 증폭기 (BMS EMG Amplifier, JUH Co., Korea)를 이용하여 손목 동작 의도에서 발생하는 근전도를 측정하며, 부착이 용이한 일회용 전극(Kendall 100 Series Foam Electrodes, Covidien llc, USA)을 사용했다. 측정된 근전도는 176 Hz의 고역 통과 필터와 노치 필터를 거친 후 2500배로 증폭된다. 증폭된 근전도는 데이터 수집 보드 (NI-USB 6221, National Instruments Co., USA)를 통해 디지털 신호로 변환되어 PC로 전송된다. 디지털 신호는 LabVIEW (LabVIEW 2013, National Instruments Co., USA)를 이용하여 전처리 과정을 거친 후, 특징을 추출하여 저장한다. 저장된 특징은 Matlab (Matlab R2011A, Mathworks, USA)을 이용하여 동작 의도를 분석하였다.

실험에 사용될 손목 동작을 정의하고, 전극 부착 위치를 선별하였다. 손목의 동작 중 신전 (Extension, up), 굴곡 (Flexion, down), 외전 (Abduction, right), 내전 (Adduction, left) 네 동작을 실험에서 분류할 동작으로 정의하였다. 각 동작은 그림 2와 같다.

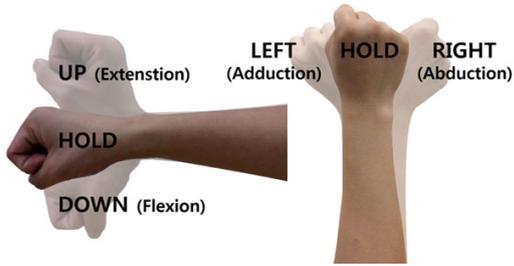


그림 2. 네 방향의 손목 동작 정의

신전 시 지신전근 (Extensor digitorum), 굴곡 시 수근척골굴근 (Flexor carpi ulnaris), 외전 시 수근요골굴근 (Flexor carpi radialis), 내전 시 무지장외전근 (Abductor pollicis longus)이 가장 활성화 된다고 알려져 있다[9]. 각 근육이 위치한 피부 표면에 전극을 부착하여 근전도를 측정하였다. 전극 부착 위치는 그림 3의 a에서 볼 수 있고, 그림 3의 b는 데이터 수집을 위한 실험 장면이다.

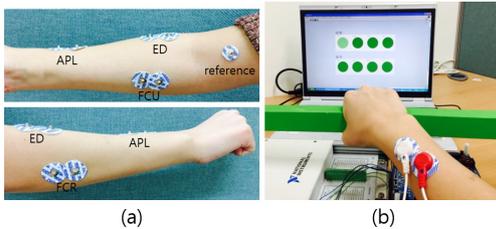


그림 3. (a) 전극 부착 위치 (b) 데이터 수집을 위한 실험 장면

본 실험에서는 네 쌍의 전극 중에서 개수를 감소시키는 모든 조합에 대해 실험을 진행하였다.

## 2.2 손목 동작 의도 인식을 위한 특징 추출

표면 근전도는 동작을 할 때에 발생하기 때문에 의도하지 않은 움직임으로부터 발생하는 근전도가 잡음이 될 수 있으며, 60 Hz의 전원 잡음이나 주변 기기에 의한 외부 잡음 등 많은 영향을 받는다[10]. 특정 동작을 할 때 가장 활성화되는 근육의 표면에서 근전도를 측정하더라도, 그 근육뿐 아니라 주변의 다른 근육에서도 근전도가 발생하여 여러 근육으로부터의 근전도가 섞이게 된다. 동작을 할 때 활성화 되는 근육으로부터 측정된 근전도를 동작 분류의 입력으로 사용하기 위해서는 패턴 인식에 적용이 가능한 특징으로 추출해야 한다[11]. 연구팀마다 다양한 특징 추출 기법을 사용하고 있는데, 본 연구에서는 제곱평균제곱근(Root Mean Square, RMS)을 사용했다.

RMS는 근전도 제곱값의 평균제곱근을 나타내는 값으로, 시간의 흐름에 따라 연관성이 높게 나타나는 시간 영역에서의 특징이며 식 (1)로 정의된다. 동작 분류에는 반응 속도에 영향을 미치지 않을 50 ms 간격으로 계산된 RMS를 사용했다.

$$RMS_j(t) = \sqrt{\int_t^{t+50} x(\tau)^2 d\tau} \quad (1)$$

- (j = 1 : 지신전근 (up))
- j = 2 : 수근척골굴근 (down)
- j = 3 : 수근요골굴근 (right)
- j = 4 : 무지장외전근 (left)

전극 쌍의 수가 감소하면 정확도가 떨어질 것으로 예상되는데, 이는 특징의 종류를 늘리면 개선될 수 있다고 가정하였다. 본 연구에서는 RMS를 저장하여 이전의 데이터와 현재의 데이터를 함께 사용하였다. RMS<sub>j</sub>(t)를 사용하되 50 ms 전의 값인 RMS<sub>j</sub>(t-50)을 함께 특징으로 사용하였다. 이 방법을 이용한 것의 효과를 알아보기 위하여 50~200 ms 전의 값인 RMS<sub>j</sub>(t-50), RMS<sub>j</sub>(t-100), RMS<sub>j</sub>(t-150), RMS<sub>j</sub>(t-200)을 특징으로 사용하였다.

## 2.3 손목 동작 의도 인식을 위한 패턴 분류

동작 분류를 위한 분류기로는 역전파 알고리즘 (Backpropagation algorithm)으로 학습된 다층 퍼셉트론 분류기 (Multilayer Perceptron Classifier)를 사용하였다. Matlab의 툴박스 중 Neural Network Pattern Recognition Tool을 이용하였으며, 분류기의 구조는 그림 4에서 보는 바와 같다.

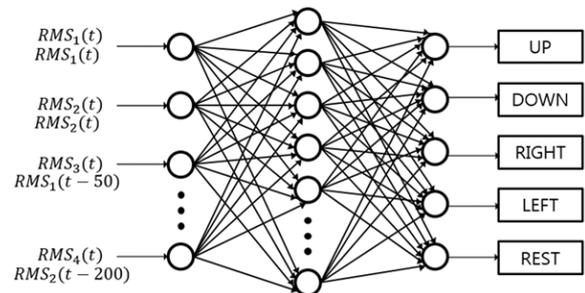


그림 4. 다층 퍼셉트론 분류기의 구조

분류기의 입력은 2.2에서 기술한 특징 추출 개수에 따라 달라지는데, 네 쌍의 전극을 이용하는 경우, 네 개의 RMS가 사용된다. 50, 100, 150, 200 ms 이전의 특징을 추가하는 실험에서는 두 쌍의 전극을 사용하여 10개의 RMS가 입력으로 사용되었다. 예를 들어 지신전근 (j = 1)과 수근척골굴근 (j = 2)에서 측정된 데이터를 사용하며 50, 100, 150 ms 이전의 특징을 추가한 경우, 입력 노드의 개수는 8개이며 RMS<sub>1</sub>(t), RMS<sub>2</sub>(t), RMS<sub>1</sub>(t-50), RMS<sub>2</sub>(t-50), RMS<sub>1</sub>(t-100), RMS<sub>2</sub>(t-100), RMS<sub>1</sub>(t-150), RMS<sub>2</sub>(t-150)의 특징이 입력으로 사용된다. 열 개의 노드를 갖는 은닉층을 두었으며, 출력층은 네 가지 동작과 정지 상태를 나타내는 다섯 개의 노드로 이루어져있다.

### 3. 시스템 개발 결과 및 성능 평가

#### 3.1 실험 방법

평균 27세의 피험자 5명 (남4, 여1)을 대상으로 실험을 진행하였다. 피험자는 모두 오른손잡이이며, 오른팔에 네 쌍의 전극을 부착하여 데이터를 측정하였다. 피험자는 실제로 손목을 움직이는 동작을 하는 것이 아니라 그림 3의 b와 같이 고정된 막대를 잡아 손목과 팔을 움직이지 않는 정적 수축 상태(isometric)로 실험을 하였다. 정적 수축 상태로 실험을 할 경우 손목을 움직일 때보다 근전도의 진폭이 줄어 판단에 어려움이 있다. 정적 수축 상태로 실험을 한 이유는 실제 마비환자들은 신체를 움직일 수 없는데, 이와 유사한 환경 하에서의 실험을 진행하기 위함이다.

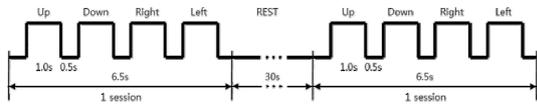


그림 5. 데이터 취득을 위한 손목 동작 프로토콜

그림 5에서 볼 수 있듯이 up, down, right, left, rest의 다섯 상태를 한 세션으로 정의하고 동작을 수행한다. 각 동작을 1초씩 유지하고, 동작 간에 0.5초씩 Rest 상태를 취한다. 한 세션을 하는 데에 총 6.5초의 시간이 소요되는데 각 세션 사이에 30초의 휴식 시간을 가졌다. 각 피험자는 충분히 연습을 한 후에 실험을 진행하였고 피험자 당 20 세션의 데이터를 측정 및 수집하였다.

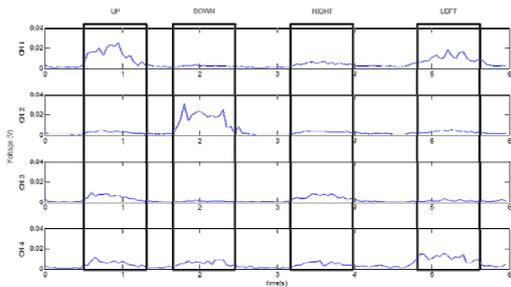


그림 6. 한 피험자의 RMS 그래프

수집된 근전도는 데이터 수집 보드를 통해 컴퓨터로 전송되었는데, LabVIEW를 이용하여 전처리 및 특징 추출을 하였다. 샘플링 속도는 10 kHz이고 10 Hz의 고역통과 필터를 사용하여 전처리를 하였다. 전처리를 거친 신호를 이용하여 50 ms 간격으로 RMS를 계산하여 특징을 추출하였다. 그림 6은 한 피험자가 한 세션을 수행할 때 수집된 근전도 데이터로 계산한 RMS의 그래프이다.

각 피험자가 수행한 20 세션의 데이터는 동작 분류에 대한 입력 값으로 사용되었는데, 전체 데이터 중 70 %는 분류기 혼

련, 15 %는 분류기의 유효성 검증, 15 %는 성능 검증을 위한 실험에 사용되었다.

#### 3.2 실험 결과

전극 쌍의 감소에 따른 정확도의 변화는 표 1에서 볼 수 있다. 네 쌍의 전극 ( $j = 1, 2, 3, 4$ )에서 수집한 데이터를 사용하였을 경우 피험자에 따른 차이는 있었으나 평균 91.9 %의 정확도를 보였다.

표 1. 전극 쌍 감소에 따른 정확도 변화 ( $j =$  전극 부착 위치)

전극쌍 개수	j	정확도 [%]
네 개	1, 2, 3, 4	91.9
	1, 2, 3	87.8
	1, 2, 4	86.7
	1, 3, 4	85.3
세 개	2, 3, 4	88.3
	평균	87.0
두 개	1, 2	80.5
	1, 3	74.5
	1, 4	79.5
	2, 3	80.0
두 개	2, 4	79.0
	3, 4	79.7
	평균	78.9

표 2. 한 피험자의 동작 의도 분류 결과

Target \ Output	1	2	3	4	5	
1	313 13.0%	0 0.0%	12 0.5%	13 0.5%	1 0.0%	92.3% 7.7%
2	0 0.0%	317 13.2%	2 0.1%	5 0.2%	7 0.3%	95.8% 4.2%
3	18 0.8%	2 0.1%	319 13.3%	26 1.1%	8 0.3%	85.5% 14.5%
4	1 0.0%	10 0.4%	11 0.5%	372 15.5%	3 0.1%	93.7% 6.3%
5	7 0.3%	2 0.1%	16 0.7%	18 0.8%	917 38.2%	95.5% 4.5%
	92.3% 7.7%	95.8% 4.2%	88.6% 11.4%	85.7% 14.3%	98.0% 2.0%	93.3% 6.8%

표 2는 네 쌍의 전극에서 수집한 데이터를 사용하였을 경우 한 피험자의 데이터 분류 결과이다. up은 92.3%, down은 95.8%, right는 85.5%, left는 93.7%, rest는 95.5%로 평균 93.3%의 분류 정확도를 보였다. 대다수의 클래스가 90% 이상의 분류 정확도를 보이는 반면 right는 85.5%로 다른 클래스에 비해 분류 정확도가 다소 떨어진다. 5명의 피험자 모두 right의 분류 정확도가 다소 떨어진 결과가 나왔다. 이는 익숙하지 않은 동작이라 피험자 모두 동작을 의도하는 데에 어려움을 겪었고 외전 시 수근요 골굴근에서 발생하는 근전도의 세기가 낮으며 인접한 다른 근육이 함께 활성화 되어 잡음이 섞였기 때문이라 생각한다.

다음으로 한 쌍씩 전극을 번갈아 가며 제거하고 다른 세 쌍에서의 데이터를 사용하였다. 제거한 전극 쌍에 따라 정확도가 달라졌으며 평균 87.0 %의 정확도를 보였다. 전극 두 쌍에서의 데이터를 사용하였을 때의 정확도는 평균 78.9 %이다. 전극의 수를 네 쌍에서 두 쌍으로 감소시켰을 때 정확도는 91.9 %에서 78.9 %로 13 % 감소하였다.

두 쌍의 전극에서 측정된 데이터를 저장하여 현재의 데이터와 이전의 데이터를 함께 사용한 후의 정확도는 표 3에 있다.

표 3. 두 쌍의 전극 사용 시 특징 추가에 따른 정확도 변화

j	정확도 [%]				
	$RMS_j(t)$	$RMS_j(t-50)$	$RMS_j(t-100)$	$RMS_j(t-150)$	$RMS_j(t-200)$
1, 2	80.5	82.5	83.4	84.2	84.7
1, 3	74.5	77.2	78.4	79.4	79.3
1, 4	79.5	83.0	84.3	84.5	84.6
2, 3	80.0	82.4	83.6	84.0	84.7
2, 4	79.0	81.8	83.1	84.0	84.2
3, 4	79.7	82.6	83.6	84.0	84.3
평균	78.9	81.6	82.7	83.4	83.6

두 쌍의 전극을 사용하며 현재의 데이터인  $RMS_j(t)$ 만 사용하였을 경우 평균 정확도는 78.9 %이다. 50 ms 이전의 데이터인  $RMS_j(t-50)$ 을 입력층으로 함께 사용한 경우의 정확도는 81.6 %로 약 2~3 % 가량 증가하는 것을 볼 수 있다. 이런 식으로 입력층의 개수를 두 개에서 열 개(50~200 ms 이전의 데이터)까지 두 개씩 증가시켰을 때 정확도는 83.6 %까지 증가하는 것을 볼 수 있다.  $RMS_j(t)$ 부터  $RMS_j(t-150)$ 까지 입력층의 개수를 늘렸을 때 78.9 %에서 83.4 %로 약 5 % 가량 정확도가 증가하였다. 150 ms 이전 데이터인  $RMS_j(t-150)$ 까지 사용했을 때에는 정확도가 증가하였으나 200 ms 이전 데이터인  $RMS_j(t-200)$  이상부터는 정확도 변화가 거의 없었다.

### 3.3 인터페이스의 응용 사례

네 방향의 손목 동작 의도를 인식하는 근전도 기반의 인터페이스는 네 방향으로 조작할 수 있는 간단한 컴퓨터 게임에 적용될 수 있다. 지렁이 게임은 머리 부분을 상하좌우 네 방향으로 조작하며 진행되는 게임이다. 화면에 랜덤한 위치에 생성되는 타겟으로 머리 부분이 움직이며 타겟에 도달하면 몸의 길이가 길어진다. 머리 부분이 상하좌우의 벽에 부딪히거나 길어진 몸에 부딪히면 게임은 종료된다. 그림 7은 개발된 인터페이스를 적용하여 게임을 진행하는 장면이다.

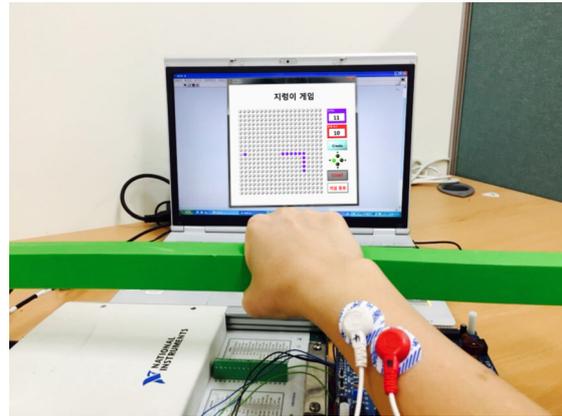


그림 7. 개발된 인터페이스를 이용한 게임 진행 장면

### 4. 토의 및 결론

본 연구에서는 표면 근전도를 이용하여 상하좌우 네 동작을 분류하고 방향성을 가지는 HCI를 대체할 수 있는 시스템을 개발하였다. 사용자가 움직이려는 의도를 가지고 힘을 주면 실제로 움직임이 발생하지 않아도 표면 근전도가 발생하므로, 실제 동작을 해야 하는 가속도 센서나 영상 기반의 NUI보다 폭 넓은 활용이 가능할 것으로 생각한다.

최소 개수의 전극 쌍을 이용하여 방향을 분류하는 실험을 진행하였고 그 결과를 확인하였다. 네 쌍의 전극을 사용한 경우 91.9 %의 정확도를 보였으며, 세 쌍의 전극을 사용한 경우는 87.0 %. 두 쌍의 전극을 사용한 경우는 78.9 %로 전극 쌍의 수가 감소함에 따라 정확도가 감소하였다.

각 동작 별 분류 정확도를 보면 right의 분류 정확도가 다른 세 동작과 휴식 상태에 비해 낮았다. 일상생활에서 익숙하지 않은 동작이라 움직임을 시도하는 데에 피험자 모두 약간의 어려움을 겪었고, 외전 시 활성화되는 근육과 신전 시 활성화되는 근육이 인접하여 잡음으로 섞여서 분류 정확도가 낮을 것이라 생각한다.

두 쌍의 전극에서 측정된 데이터를 저장하여 현재의 데이터와 함께 사용하였을 경우에는 정확도가 78.9 %에서 83.6 %까지 약 5 % 가량 증가하는 것을 확인할 수 있었다. 두 쌍의 전극

을 사용한 경우 기존의 네 쌍의 전극을 사용했을 때만큼의 정확도를 보이지는 않았다. 하지만 특징의 개수를 늘림에 따라 정확도가 부분적으로 상승하는 것을 확인할 수 있었다.

본 연구는 다음과 같은 방법상의 한계를 지닌다. 역전파 기법만을 이용하여 데이터 분류를 하였는데, 보다 나은 결과를 보이는 것으로 알려진 다른 분류 기법을 사용할 경우의 정확도를 확인하지 못하였다. 움직임이 없는 상태에서 동작 의도를 가지고 힘을 주었으나 정상인으로부터 취득한 데이터이기 때문에 실제 마비 환자의 데이터와는 다를 수 있다. 피험자의 수가 다섯 명이었고 다섯 명의 데이터를 섞어서 분류에 사용했기 때문에 확실한 검증을 위해서는 충분한 숫자를 동원한 추가 실험이 필요하다. 또한 손목 동작과 직접적인 관련이 없는 다른 부위의 자세를 변경한 상태에서의 실험과 검증은 진행하지 못하였다.

추후 훈련과 교정, 실험에 사용하는 데이터를 분리하여 진행할 예정이고, 서포트 벡터 머신 (Support Vector Machine, SVM)과 같은 성능이 좋다고 알려진 분류기를 사용한다면 정확도가 상승할 것이다. 또한 여러 명의 데이터를 수집하고 분류를 하여 데이터 수집 과정에서 가중치를 적용한다면 사용자가 바뀌더라도 훈련과 교정에 드는 시간이 감소되어 실시간 인터페이스가 가능할 것이다.

## 참고문헌

- [1] Kim, J., Park, C., Jeong, J., Baek, N. and Yoo, K. A Gesture Based Camera Controlling Method in the 3D Virtual Space. *International Journal of Smart Home*, 6(4). Science & Engineering Research Support Society. pp. 117-126. 2012.
- [2] Dardas, N. H. and Alhaj, M. Hand Gesture Interaction with a 3D Virtual Environment. *The Research Bulletin of Jordan ACM*, 2(3). Jordan ACM Chapter. pp. 86-94. 2011.
- [3] Shenoy, P., Miller, K., Crawford, B. and Rao, R. Online Electromyographic Control of a Robotic Prosthesis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55(3). IEEE. pp. 1128-1135. 2008.
- [4] Fougner, A., Scheme, E., Chan, A., Englehart, K. and Stavdahl, O. Resolving the Limb Position Effect in Myoelectric Pattern Recognition. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, 19(6). IEEE. pp. 644-651. 2011.
- [5] Choi, C., Micera, S., Carpaneto, J. and Kim, J. Development and Quantitative Performance Evaluation of a Noninvasive EMG Computer Interface. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56(1). IEEE. pp. 188-191. 2009.
- [6] Khokhar, Z., Xiao, Z. and Menon, C. Surface EMG Pattern Recognition for Real-time Control of a Wrist Exoskeleton. *Biomedical Engineering OnLine*, 9(41). BioMed Central. pp. 1-17. 2010.
- [7] Li, G., Schultz, S. and Kuiken, T. Quantifying Pattern Recognition-Based Myoelectric Control of Multifunctional Transradial Prostheses. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, 18(2). IEEE. pp. 185-192. 2010.
- [8] Lee, S. and Chee, Y. A human-computer interface using sEMG by wrist movement. *48th The Korean Society of Medical & Biological Engineering*. The Korean Society of Medical & Biological Engineering. pp. 30-32. 2013.
- [9] Kim, K., Han, Y., Jung, W., Lee, Y., Kang, J., Choi, H. and Mun, C. Technical Development of Interactive Game Interface Using Multi-Channel EMG Signal. *Journal of Korea Game Society*, 10(5). Korea Game Society. pp. 65-73. 2010.
- [10] Jeong, E., Kim, S., Song, Y. and Lee, S. Artificial Neural Network based Motion Classification Algorithm using Surface Electromyogram. *Journal of Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of Korea*, 6(1). Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of Korea. pp. 67-73. 2012.
- [11] Cui, H., Kim, Y., Shim, H., Yoon, K. and Lee, S. Pattern Classification Algorithm for Wrist Movements Based on EMG. *Journal of Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of Korea*, 7(2). Rehabilitation Engineering and Assistive Technology Society of Korea. pp. 67-74. 2013.

### 이 슬 비



2010년 3월 ~ 2014년 2월 울산대학교 의공학과 졸업(공학사). 2014년 3월 ~ 현재 울산대학교 일반대학원 전기전자공학부 의용생체공학전공 석사과정. 관심분야는 EMG, HCI.

### 지 영 준



1987년 3월 ~ 1991년 2월 서울대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 1991년 2월 ~ 2005년 8월 서울대학교 의용생체공학과 졸업(공학석사, 공학박사). 1998년 ~ 2004년 (주) 엠지비엔도스코피 대표이사. 2009년 1월 ~ 현재 울산대학교 의공학과 부교수. 관심 분야는 의료기기, HCI.