

논문 2010-47SC-4-7

# 생체 신호와 비전 정보의 융합을 통한 스마트 휴먼-컴퓨터 인터페이스

(Smart HCI Based on the Informations Fusion of Biosignal and Vision)

강 희 수\*, 신 현 출\*\*

(HeeSu Kang and Hyun-Chool Shin)

## 요 약

본 논문에서는 3차원 공간에서의 직관적이며 자연스러운 손동작을 통해 기존의 컴퓨터 인터페이스를 대체할 수 있는 새로운 인터페이스를 제안한다. 제안하는 인터페이스는 커서의 이동 제어와 명령 제어의 기능을 3차원 공간에서 마우스란 매개체 없이 손의 움직임만으로 수행할 수 있다. 명령 제어를 위한 손가락 동작은 손목에서 얻은 근전도 신호를 통해 추론하며, 손가락 동작의 종류는 4가지(좌클릭, 우클릭, 홀드, 릴리즈)로 마우스의 모든 기능을 표현할 수 있다. 또한 컴퓨터 화면상 커서의 상하좌우 움직임 제어는 손의 이동을 통하여 이루어지며 이는 영상 정보처리를 통하여 구현하였다. 손가락 동작 추론을 위해 지표로는 근전도 신호의 엔트로피가 사용되었으며, 가우시안 모델링과 최우추정법을 이용하였다. 커서의 움직임 제어를 위한 영상처리에는 색상인식을 통하여 손가락 끝에 부착한 마커 영역의 위치 좌표를 얻고, 그 좌표의 중심점을 구하여 커서의 이동 제어를 구현하였다. 손가락 움직임 추론을 통한 명령 제어의 성공률은 95% 이상이며 커서 이동제어는 실시간 지연 없이 자연스러운 수행이 가능하였다. 전체 시스템을 직접 구현하여 성능 및 유용성에 대하여 확인하였다.

## Abstract

We propose a smart human-computer interface replacing conventional mouse interface. The interface is able to control cursor and command action with only hand performing without object. Four finger motions(left click, right click, hold, drag) for command action are enough to express all mouse function. Also we materialize cursor movement control using image processing. The measure what we use for inference is entropy of EMG signal, gaussian modeling and maximum likelihood estimation. In image processing for cursor control, we use color recognition to get the center point of finger tip from marker, and map the point onto cursor. Accuracy of finger movement inference is over 95% and cursor control works naturally without delay. we materialize whole system to check its performance and utility.

**Keywords :** EMG Decoding, HCI, Interface, Mouse

## I. 서 론

컴퓨터의 발달과 함께 그 응용 범위가 넓어짐에 따라 그에 걸맞게 펜마우스, 트랙볼, 디지털타이저를 비롯하여 터치패드, 터치스크린 등의 다양한 인터페이스가 개발되고 있다. 현재 가장 많이 쓰이는 컴퓨터 인터페이스

로는 키보드와 마우스가 있다. 기존의 마우스는 디스플레이와 수직인, 책상과 같은 평면 위에서 움직이므로 사용 환경에 제약이 따르며 조작이 직관적이지 못하다.

이러한 기존의 인터페이스의 여러 단점을 보완하기 위하여 다양한 연구가 진행되고 있다. 최근 다양한 기기들을 통하여 각광받고 있는 터치스크린의 경우 비전문적인 사용자에게 편리성은 제공하지만 화면을 직접 손으로 건드려야 하기 때문에 대형 화면에서의 사용이 어렵다는 단점이 있다. 그 밖에 연구되고 있는 인터페이스 중에는 인간의 의지의 일차적 반응인 생체신호를 기반으로 하는 인터페이스도 있다. Serby<sup>[1]</sup>는 뇌파의

\* 학생회원, \*\* 정회원, 송실대학교 전자공학과

(Dept. of Electronic Engineering, SoongSil Univ.)

※ “본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음” (NIPA-2010-C1090-1021-0010)

접수일자: 2010년4월5일, 수정완료일: 2010년7월14일

유발전위 특성인 P300 기반의 연구를 하였고, Kim<sup>[2]</sup>은 안구의 움직임 트래킹을 통한 인터페이스 연구를 하였다. Ko<sup>[3]</sup>는 영상처리를 통한 손의 동작인식으로 인터페이스에 적용하였다. 하지만 P300기반 인터페이스의 경우 일반적으로 동작속도가 느리고<sup>[4]</sup>, 안구 움직임을 기반으로 하는 인터페이스의 경우 컨트롤 과정에 선택 및 취소 과정의 불편함<sup>[5]</sup>과 눈의 피로의 문제가 있다. 비전 기반 인터페이스의 경우 인식 가능한 동작의 제한이 문제로 남아있다.

본 연구에서는 이러한 여러 문제를 해결하고 더욱 직관적이고 편리한 컴퓨터 조작을 위하여 비전 정보와 근전도(Electromyogram:EMG) 신호처리를 융합하여 새로운 인터페이스를 개발하였다. 개발한 인터페이스의 커서 이동 제어는 화상카메라로부터 얻어진 영상정보로부터 실시간 영상처리를 통하여 커서의 이동을 손의 움직임으로 제어할 수 있었다. 카메라를 통해 얻어진 영상으로부터 손에 부착한 특정 색상의 마커를 인식하고 색상의 중심점을 커서에 매핑하여 제어하였다. 컴퓨터의 명령 제어는 직관적인 손가락의 움직임을 통해 이루어진다. 손가락이 움직일 때 발생하는 근전도 신호를 손목 부근에 장착한 근전도 센서로부터 취득하고, 이를 통해 손가락에 어떠한 움직임이 나타났는지 추론한 다음 그 동작에 해당하는 명령에 연결하여 제어하도록 하였다. 신호의 엔트로피를 동작 추론의 지표로 사용되었다. 동작에 따른 채널별 엔트로피 값의 통계적 특성을 바탕으로 가우시안 모델을 만들어 최우추정법을 이용하여 추론하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서 인터페이스의 명령 제어를 위한 근전도 신호처리의 방법을 설명하며, III장에서 인터페이스의 커서 이동 제어를 위한 영상처리의 방법을 설명한다. IV장에서 II장과 III장에서 설명한 신호 및 영상처리의 결과를 보이고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 인터페이스 명령 제어를 위한 근전도 신호처리

### 1. 근전도 신호 취득

근전도 신호 취득에는 근전도 검출 장비(PolyG-A, Laxtha Inc.)와 쌍극 Ag-AgCl 전극 및 스냅전극을 사용하였다. 샘플링 주파수는 256Hz이며, 전력선 잡음을 제거하기 위하여 60Hz와 120Hz를 Notch 필터링을 하였

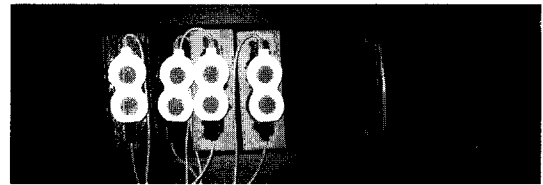


그림 1. 4채널 손목 착용형 근전도 센서  
Fig. 1. Wearable EMG Sensor.



그림 2. 손목 착용형 밴드타입의 센서를 통한 근전도 측정  
Fig. 2. EMG Acquisition System and Wearable EMG Sensor.

다. 총 4개의 근전도 센서를 사용하였으며 편리한 착용을 위하여 그림 1과 같이 손목 밴드형 센서를 구현하였다. 그림 2는 그림 1의 센서를 착용하여 근전도를 측정하는 것을 보여준다.

### 2. 마우스의 명령 제어를 위한 손가락 동작 모델

기존 마우스의 명령수행을 위해 4개의 손가락 동작(좌클릭, 우클릭, 홀드, 릴리즈)을 사용하였다. 그림 3과 그림 4에서와 같이 좌클릭과 우클릭 동작은 실제 마우

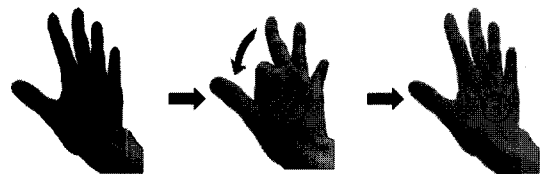


그림 3. 좌클릭을 위한 동작  
Fig. 3. Finger Motion Performing Left Click.

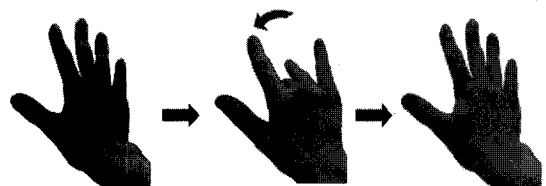


그림 4. 우클릭을 위한 동작  
Fig. 4. Finger Motion Performing Right Click.

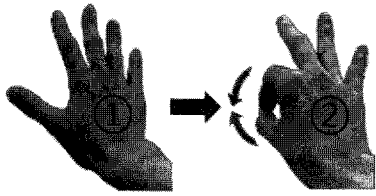


그림 5. 드래그엔 드롭을 위한 동작1(홀드)  
Fig. 5. Finger Motion Performing Hold.

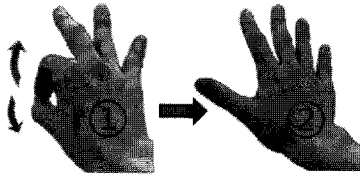


그림 6. 드래그엔 드롭을 위한 동작2(릴리즈)  
Fig. 6. Finger Motion Performing Release.

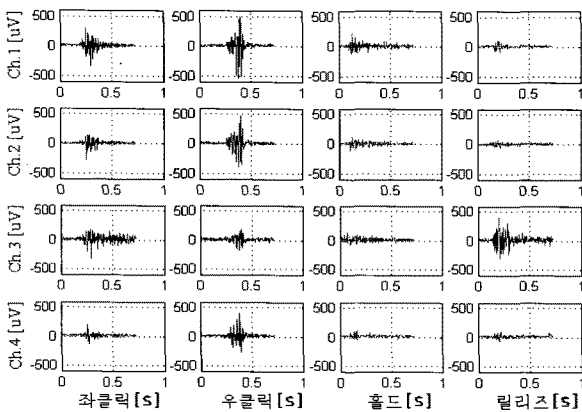


그림 7. 커서의 명령 제어 시 발생하는 근전도 신호  
Fig. 7. EMG During Various Hand Motions.

스의 클릭 동작과 같이 각각 검지와 중지의 구부림을 통하여 구현하였다. 기존 마우스에서 파일이동을 위해 사용되는 드래그엔 드롭이란 명령은 클릭을 유지한 채로 커서를 이동시키는 드래그와, 유지하고 있던 클릭 상태를 푸는 드롭의 두 가지로 이루어진다. 그림 5와 그림 6과 같이 드래그엔 드롭의 기능을 통한 파일 이동은 실제로 물건을 잡는 모양의 홀드 동작과 잡은 물건을 놓는 릴리즈 동작으로 구성하여 직관적인 손가락 동작으로 명령을 수행할 수 있도록 하였다.

그림 7은 4가지의 손가락 동작 수행 시 발생하는 근전도 신호를 나타낸 것으로 횡축은 시간[s], 종축은 전압[ $\mu$ V]를 의미한다. 본 논문에서는 표기의 편의를 위해 각각의 동작에 대하여 좌클릭은 L, 우클릭은 R, 홀드는 H, 릴리즈는 Z로 표기한다. 임의의 동작  $K \in \{L, R, H, Z\}$ 를 수행할 때  $N \in \{1, 2, 3, 4\}$  번의 채널에서 발생하는 신

호를  $r_N^K[n]$ 이라 나타내며 여기서 n은 샘플링 된 이산시간을 의미한다. 예를 들어, 홀드 동작(H)을 수행할 때 4번째 채널에서 나오는 신호는  $r_4^H[n]$ 로 표기한다.

### 3. 엔트로피 기반 근전도 신호의 확률적 모델링

손가락 동작 추론을 위한 신호의 특징 추출을 위해 정보 엔트로피를 사용한다. 엔트로피는 확률변수의 평균 자기정보 값으로 확률 변수의 불확실성 및 확률분포의 불균형을 측정할 수 있는 방법이며 일반적으로 수식 (1)과 같이 정의된다<sup>[6]</sup>.

$$H(W) = - \sum_{i=1}^L p(w_i) \log(p(w_i)) \quad (1)$$

여기서 W는 이산 확률 변수로  $W = \{w | w_1, \dots, w_L\}$ 이다.  $p(w_i)$ 는 확률값을 의미하며 수식 (2)와 같은 조건을 만족한다<sup>[7]</sup>.

$$0 \leq p(w_i) \leq 1, \quad \sum_{i=1}^L p(w_i) = 1 \quad (2)$$

근전도 신호는 양수와 음수를 모두 갖지만, 신호의 위상 정보는 중요한 의미를 지니지 않기 때문에 수식 (3)과 같이 절대치를 취하여 사용한다.

$$x_N^K[n] = |r_N^K[n]| \quad (3)$$

신호  $x_N^K[n]$ 의 엔트로피를  $H[x_N^K[n]]$ 라 할 때, 엔트로피 계산에는 수식 (1)에서 보다시피 확률값  $p(w_i)$ 가 필요하다. 계산에 필요한 확률값은 다음의 방법으로 구한다.

먼저 취득한 신호에서 신호의 최대 크기( $x_{max}$ )를 0 부터 M개의 구간으로 나눈다. 나누어진 개별 구간은  $I_1, I_2, \dots, I_M$ 으로 나타낸다. 그 후 각 구간에 속하는 샘플의 개수를 구하여 근전도 신호의 크기에 대한 히스토그램을 얻는다. 확률적 모델링을 위하여 각각의 구간에 속하는 샘플의 개수를 전체 샘플의 개수로 나눈다.  $I_m$  구간에서 동작 K에 대한 N번째 채널의 확률값을  $p_N^K(m)$ 이라 한다.  $p_N^K(m)$ 을 구하는 과정을 수식으로 표현하면, 각각의 확률값은 다음의 수식과 같은 연산으로 얻어진다.

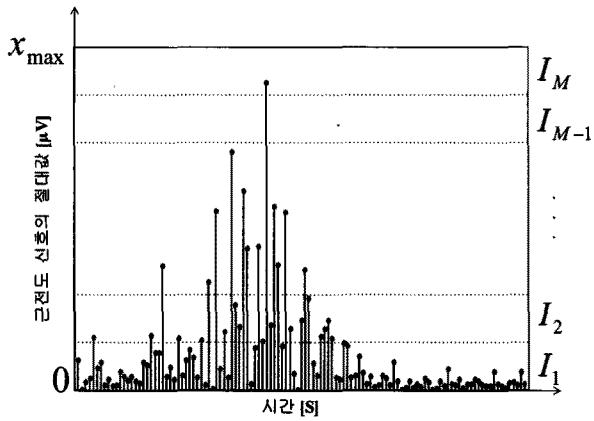


그림 8. 확률 모델링을 위한 근전도 신호의 분할  
Fig. 8. EMG Amplitude Division for Probabilistic Modeling.

$$p_N^k(m) = \frac{\# \text{ of samples } \in I_m}{\# \text{ of total samples}},$$

$$I_m = \left\{ n \mid \frac{(m-1)x_{\max}}{M} \leq x[n] < \frac{m x_{\max}}{M} \right\} \quad (4)$$

$(m = 1, 2, \dots, M)$

수식 (4)에서 ‘# of samples  $\in I_m$ ’은  $I_m$  구간에 포함되는 샘플의 수를 의미한다. 결론적으로 임의의 신호  $x_N^k[n]$ 의 엔트로피는 다음의 수식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$h_N^k = H(x_N^k[n]) = - \sum_{m=1}^M p_N^k(m) \log p_N^k(m)$$

다음으로는 판별의 지표가 되는 확률 모델을 만드는 과정이다. 어떠한 한 가지 동작  $K \in \{L, R, H, Z\}$ 가

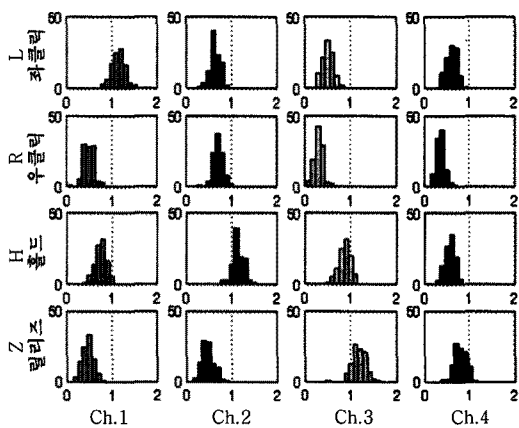


그림 9. 채널별 엔트로피의 히스토그램  
Fig. 9. Histogram of Each Channel's Entropy.

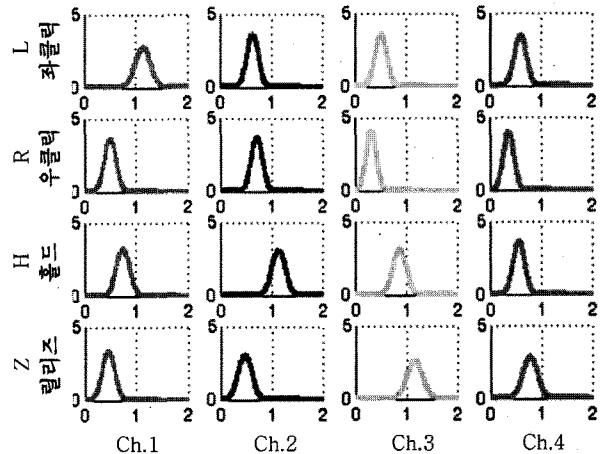


그림 10. 히스토그램을 통한 구한 가우시안 모델  
Fig. 10. Gaussian Model from the Histogram.

발생하게 되면 각 채널별로 하나씩 엔트로피 값이 발생하게 되는데 이러한 엔트로피의 통계적 특성을 살펴 보기 위해 동작 L, R, H, Z 을 각각 100번씩 독립 시행 하였다.

그림 9는 100번의 독립 시행을 통해 누적된 엔트로피의 히스토그램을 채널별, 동작별로 나타낸 것이다. 횡축은 엔트로피를 나타내고, 종축은 해당 엔트로피의 발생 빈도를 의미한다.

그림 10은 그림 9의 히스토그램으로부터 가우시안 분포로 모델링 한 그래프이다. 모델링에 가우시안 분포를 적용한 이유는 100번의 독립수행으로 얻은 히스토그램의 형태가 가우시안 분포와 비슷하기 때문이다. 트레이닝 데이터를 이용한 엔트로피의 히스토그램은 수식 (6)을 통하여 가우시안 연속 확률밀도함수  $f_N^k(h)$ 로 모델링할 수 있다<sup>[7]</sup>.

$$f_N^k(h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_N^k)^2}} e^{-\frac{(h-\mu_N^k)^2}{2(\sigma_N^k)^2}} \quad (6)$$

동작 K의 N번 채널에서 얻어진 확률밀도함수는  $f_N^k(h_N)$ 라고 하며,  $h_N$ 은 N번째 채널에서 나온 신호의 엔트로피로써 함수  $f_N^k(h_N)$ 의 입력이 된다. 그림 10은 채널 및 동작별 엔트로피에 따른 확률밀도 값을 보여주며, 횡축은 엔트로피, 종축은 그에 따른 확률밀도 값을 의미한다. 이러한 모델링을 통하여 임의의 채널에서 발생한 엔트로피에 대한 각 동작별 확률밀도 값을 얻을 수 있다.

4. 최우추정법(Maximum Likelihood Estimation)을 이용한 손가락 동작 추론

손가락의 움직임 동작이 발생되었을 때, 채널 및 동작별 엔트로피 확률 모델에 최우추정법을 이용하여 동작을 추론한다. 임의의 동작  $K \in \{L, R, H, Z\}$  수행시, N번째 채널에서 나온 엔트로피  $h$ 을 통해 동작별 확률밀도 함수값 ( $f_N^L(h), f_N^R(h), f_N^H(h), f_N^Z(h)$ )을 구할 수 있다. 각각의 함수값은 각각의 동작(L, R, H, Z)이 발생하였을 때 엔트로피  $h$ 가 발생할 수 있는 확률적 정도를 의미하므로 이 값들을 우도(likelihood)로 해석할 수 있다<sup>[8]</sup>. 최우추정법을 통하여 우도값 중에서 가장 큰 값을 가지는 동작( $\hat{K}$ )을 추론한다. 각각의 동작에 따른 채널별 엔트로피의 결합 확률밀도는 채널별 엔트로피가 확률적 독립이라는 가정 아래서 다차원 확률밀도의 값은 일차원 확률밀도 값의 곱으로 나타낼 수 있으며 그때 추론된 동작( $\hat{K}$ )은 수식 (7)으로 표현한다.

$$\hat{K} = \arg \max_K \left\{ \prod_{\eta=1}^4 f_{\eta}^K(h_{\eta}^{\omega}) \right\} \quad (7)$$

III. 커서의 이동 제어를 위한 영상처리

1. 영상 취득

손의 이동 인식을 통한 마우스 커서 제어에는 영상처리가 사용되었다. 입력 영상은 화상카메라(WebCam VX-3000, Microsoft)로부터 취득하였다. 카메라는 640×480의 해상도를 지원하며 초당 30 프레임의 이미지를 취득한다. 카메라는 사용자의 손을 향하여 장착되어 손의 움직임 영상을 취득한다.

2. HSV 및 컬러 마커 인식

화상카메라로부터 얻은 영상을 이용하여 손의 이동을 인식할 때, 더욱 정확한 인식을 위해서 컬러 마커가 사용되었다. 손가락 끝에 붙인 마커의 색상으로는 주위 배경이 포함하지 않는 색상을 사용하였다. 화상카메라로부터 얻는 영상정보의 자료는 RGB 색공간으로 구성되어있다. RGB 색공간은 밝기의 변화가 RGB값 모두에 영향을 미치기 때문에 조명에 민감하여 색상인식 사용에 부적절하다. 조명의 영향을 최소화하기 위하여 RGB 색공간은 색상, 채도, 밝기로 표현되는 HSV 색공간으로 변환하여 사용하였다<sup>[9]</sup>. 변환은 아래의 수식 (8)에

의해 이루어진다<sup>[10]</sup>. 각각의 화소에 대하여 H, S, V의 각각의 값에 대한 임계값을 설정하여 마커의 영역을 추출한다. 임계값은 여러 번의 실험을 통해 다음과 같은 적절한 범위를 얻었다.

$$(120 < H < 170) \ \& \ (70 < S) \ \& \ (140 < V)$$

위의 조건을 만족하는 마커의 영역 속 C개의 픽셀의 좌표표를 얻으면, 수식(9)을 통하여 마커의 중심점(I, J)을 얻을 수 있다<sup>[10][11]</sup>.

$$\begin{aligned} \Phi &= \max(R, G, B), \ \phi = \min(R, G, B) \\ H &= \begin{cases} 0 & (\Phi = \phi) \\ 60^\circ \times \frac{G-B}{\Phi-\phi} + 0^\circ & (\Phi = R) \\ 60^\circ \times \frac{B-R}{\Phi-\phi} + 120^\circ & (\Phi = G) \\ 60^\circ \times \frac{R-G}{\Phi-\phi} + 240^\circ & (\Phi = B) \end{cases} \quad (8) \\ S &= \begin{cases} 0 & (\Phi = 0) \\ \frac{\Phi-\phi}{\Phi} & (\Phi \neq 0) \end{cases}, \quad V = \Phi \end{aligned}$$

$$(I, J) = \left( \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C i_k, \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C j_k \right) \quad (9)$$

그림 11의 (a)는 약지손가락에 분홍색 마커를 부착한 사진이고 그림 11의 (b)는 검출된 마커의 영역이 인식되어 적색으로 표시된 사진이다. 그리고 그림 11의 (c)는 인식된 영역의 중심이 표시된 그림이다.

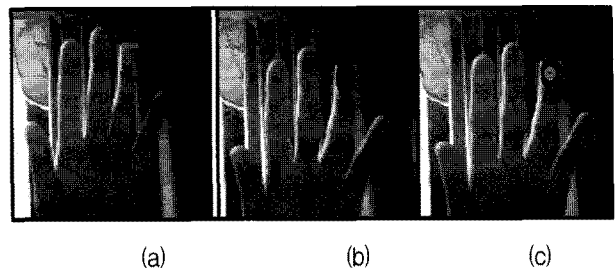


그림 11. (a) 약지에 마커를 붙인 사진, (b) 마커를 인식한 사진, (c) 인식된 부분으로부터 중심을 잡은 사진  
Fig. 11. (a) Hand with Marker in the Ring Finger, (b) Recognized Region of Marker, (c) Center Point in the Region.

IV. 실험결과

커서의 명령 제어에 대한 손가락 움직임 추론의 정확도를 확인하기 위해 각 동작별로 50번의 독립 수행을 하였다. 50개의 데이터는 판별의 기준이 되는 트레이닝 세트(training set) 25개와 판별을 위한 테스트 세트(test set) 25개로 나누어 사용하였는데, 이는 총  ${}_{50}C_{25}$  ( $\approx 1.26 \times 10^{14}$ )개의 조합이 가능하다. 이 조합들 중에서 임의의 1000개를 선택하여 테스트를 하였다. 엔트로피를 구할 때 필요한 구간의 최대값( $X_{max}$ )은  $1000\mu V$ 로 하였고, 구간을 나누는 개수(M)는 8로 정하였다. 1000번의 추론을 통해 평균 추론 정확도의 결과는 표 I과 같다.

그림 12는 구간의 개수(M)의 선택에 따른 동작별 성공률의 변화를 보여준다. M에 따라 100번씩 성공률을 구하여 평균을 구하였다.

그림 13, 14, 15는 손가락의 움직임으로 명령을 수행

표 1. 각각의 동작별 정확도 (M=8)  
Table 1. Accuracy of Motion Inference (M=8).

추론 \ 실제동작	좌클릭	우클릭	홀드	릴리즈
좌클릭	99.37%	0%	0.63%	0%
우클릭	0%	96.04%	3.96%	0%
홀드	4.42%	0%	92.54%	3.04%
릴리즈	0%	0%	0.13%	99.87%

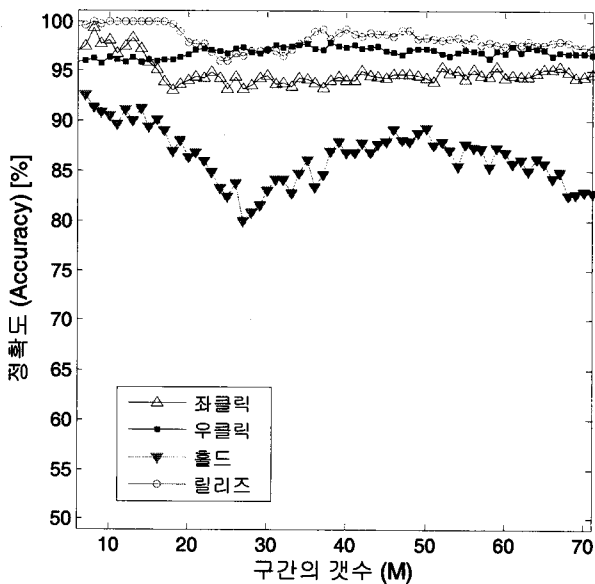


그림 12. 구간의 개수의 값에 따른 성능의 변화  
Fig. 12. Accuracy Depending on M.

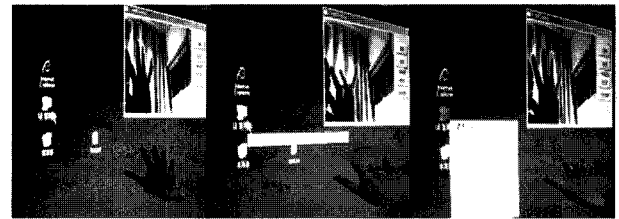


그림 13. 중지를 이용하여 우클릭 명령을 시행하는 모습  
Fig. 13. Middle Finger Movement for Right Click.



그림 14. 검지를 이용하여 좌클릭 명령을 시행하는 모습  
Fig. 14. Index Finger Movement for Left Click.

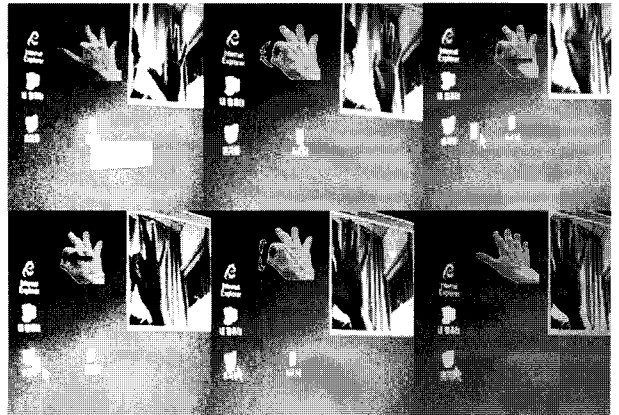


그림 15. 홀드와 릴리즈 동작으로 드래그 앤 드롭 명령을 시행하는 모습  
Fig. 15. Drag and Drop Command Using Hold and Release Finger Motions.

하는 것을 보여준다. 그림 13은 ‘내 컴퓨터’ 아이콘 위에 마우스의 우클릭에 해당하는 명령인 중지를 구부려 우클릭을 할 때와 동일한 기능인 메뉴 열기를 작동한 사진이다. 그림 14는 그림 13에서 열린 메뉴 위에서 클릭에 해당하는 검지를 구부려 메뉴를 선택하는 장면이다. 메뉴에서 제일 아래 있는 ‘속성’을 성공적으로 클릭을 하여 ‘속성’ 창 띄우기를 실행하였다. 그림 15는 파일 하나를 검지를 구부리는 동작으로 선택(좌클릭)한 후 홀드 동작을 한 상태로 손을 이동하여 릴리즈 동작으로 파일을 휴지통에 넣는 장면의 사진이다. 물건을 잡고 놓는 듯 한 직관적인 손의 홀드와 릴리즈 동작으로 컴퓨터 파일을 선택하고 원하는 곳으로 이동시키는 인터페이스가 가능하다는 것을 확인할 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 근전도 신호를 통한 손가락 움직임 추론과, 영상처리의 융합을 통하여 직관적인 손의 움직임에 기반을 둔 새로운 인터페이스를 개발하였다. 앞에서 보았듯이 개발한 인터페이스는 커서 이동제어와 함께 좌클릭, 우클릭은 물론 드래그엔 드롭 동작까지 일반적으로 사용하는 마우스의 기능을 똑같이 사용할 수 있었다.

손의 움직임 인식은 화상카메라로 취득한 영상정보에서 마커의 색을 인식하여, 인식된 영역의 중심점과 커서의 위치를 매핑하여 구현하였다. 단일 마커의 색 인식을 사용하여, 손 주위의 배경이 단조로운 환경에서 무리 없이 커서의 이동제어를 할 수 있었다. 하지만 마커와 비슷한 색상이 배경에 있는 경우에는 마커의 내부가 아닌 외부에 중심이 잡히고 그에 따라 커서가 떨리는 현상이 발생했다. 이 문제는 마커의 색상을 단일 색이 아닌 두 개 이상의 색상을 사용함으로써 극복될 수 있을 것으로 기대한다.

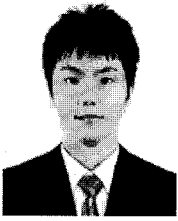
컴퓨터 명령 제어를 위한 손가락 움직임 추론의 정확도는 앞에서 언급한대로 표 1 과 같이 95% 이상의 성능을 얻었다. 드래그엔 드롭 명령을 위한 홀드 릴리즈의 관계를 볼 때 홀드가 발생하기 전에 릴리즈가 발생할 수 없으므로, 홀드가 발생하기 전에 릴리즈 동작이 발생하지 않게 한다면 홀드 명령 시 릴리즈로 잘못 추론한 명령을 올바르게 복원할 수 있다.

본 연구에서는 4개의 근전도 센서와 화상카메라의 정보를 통해 4가지의 명령을 수행하는 컴퓨터 인터페이스를 구하였지만, 근전도 센서의 추가와 좀 더 개선된 영상처리 방법을 사용한다면 다양한 기능을 수행할 수 있는 인터페이스의 개발이 가능할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] H. Serby and E. Yom-Tov, "An Improved P300 based Brain-Computer Interface" *IEEE Trans. Neural System and Rehabilitation Engineering*, Vol. 13, No. 1, pp. 89-98, March 2005.
- [2] Kyung-Nam Kim and R.S.Ramakrishna, "Vision based Eye-Gaze Tracking for Human Computer Interface" *Proc. IEEE Int. Conf. Syst. Man and Cybernetics*, Vol. 2, pp. II-324-II-329. 1999.
- [3] B. K. Ko and H. S. Yang, "Finger Mouse and Gesture Recognition System as a New Human Computer Interface" *Comput. Graph.*, Vol. 21, No. 5, pp.555-561, 1997.
- [4] Emanuel Donchin, Kevin M. Spencer, and Ranjith Wijesinghe, "The Mental Prosthesis: Assessing the Speed of a P300-Based Brain-Computer Interface"
- [5] T. Yagi, Y. Kuno, K. Koga, and T. Mukai, "Drifting and Blinking Compensation in Electro-oculography (EOG) Eye-gaze Interface," in *Systems, Man and Cybernetics*, 2006. SMC '06. IEEE International Conference on 2006, pp. 3222-3226
- [6] R. Bose, *Information Theory Coding and Cryptography*, McGraw Hill, 2003.
- [7] P. Peebles. Jr, *Probability, Random Variables and Random Signal Principles*, McGraw Hill, 2001.
- [8] 유경진, 신현출, "엔트로피 및 최대우도추정법을 이용한 표면 근전도 기반 손가락 동작 인식", *대한 전자공학회, 전자공학회논문지*, Vol. SC, No. 6, pp. 38-43, Nov. 2009.
- [9] 최유주, 이제성, 유효선, 이정원, 조위덕, "조명 변화에 안정적인 손 형태 인지 기술," *The KIPS Transactions: Part B*, 1598-284X, Vol. 15B, No. 1, pp. 25-36, Feb. 2008.
- [10] 고민삼 외 4인, "비전기반 제스처 인식을 이용한 사용자 인터페이스 구현", *한국컴퓨터종합학술대회 논문집*, Vol. 35, No. 1(c), pp. 507-511, June 2008.
- [11] 손정우 외 3 인, "지역적 유사도를 이용한 이미지 색상 정보 추출", *한국정보과학회 2007 한국컴퓨터 종합학술대회 논문집*, Vol. 34, No. 1(B), pp. 182-187, June 2007.

저 자 소 개



강 희 수(학생회원)  
 2010년 숭실대학교 정보통신전자  
 공학부 학사 졸업.  
 2010년~현재 숭실대학교  
 전자공학과 석사과정  
 <주관심분야 :신경신호처리, 휴먼  
 -컴퓨터 인터페이스>



신 현 출(정회원)  
 1997년 포항공과대학교 전자전기  
 공학과 학사 졸업.  
 1999년 포항공과대학교 전자전기  
 공학과 석사 졸업.  
 2004년 포항공과대학교 전자전기  
 공학과 박사 졸업.  
 2004년~2007년 Johns Hopkins Univ.,School of  
 Medicine 박사 후 연구원  
 2007년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부  
 조교수  
 <주관심분야 : 신경신호처리, 뇌-기계 인터페이  
 스, 의료영상처리>