

# 이중 기계학습 구조를 이용한 안구이동추적 기술개발

## Development of Eye-Tracking System Using Dual Machine Learning Structure

강 경 우\* · 민 철 흥\*\* · 김 태 선†

(Gyeong Woo Gang · Chul Hong Min · Tae Seon Kim)

**Abstract** - In this paper, we developed bio-signal based eye tracking system using electrooculogram (EOG) and electromyogram (EMG) which measured simultaneously from same electrodes. In this system, eye gazing position can be estimated using EOG signal and we can use EMG signal at the same time for additional command control interface. For EOG signal processing, PLA algorithms are applied to reduce processing complexity but still it can guarantee less than 0.2 seconds of reaction delay time. Also, we developed dual machine learning structure and it showed robust and enhanced tracking performances. Compare to conventional EOG based eye tracking system, developed system requires relatively light hardware system specification with only two skin contact electrodes on both sides of temples and it has advantages on application to mobile equipments or wearable devices. Developed system can provide a different UX for consumers and especially it would be helpful to disabled persons with application to orthotics for those of quadriplegia or communication tools for those of intellectual disabilities.

**Key Words** : Eye-Tracking, Dual machine learning structure, HCI, PLA, SVR

### 1. 서 론

최근 휴대용 기기에서 생체신호의 이용방식이 점차 확대되고 있다. 전통적으로 사용되던 정적 형태의 지문 및 홍채패턴 등이 중요보안방식 자리매김하고 있고, 심장박동수 등을 이용한 운동량 측정기기도 다양하게 개발되고 있다. 또한, 사용의 편의성을 높이기 위해 다양한 UI(User Interface), UX(User Experience) 방식의 도입으로 인해 인간-컴퓨터 상호작용(HCI) 기술이 주목받고 있다. 하지만 다양한 시도의 연구결과가 있었음에도 기존 손을 이용하는 인터페이스와 비교해 차별성이 없거나 실용성이 떨어지는 부분이 있어 활성화되기 어려운 경우가 많다. 기존 안구이동을 이용한 HCI 시스템에 관한 연구는 크게 안전도를 이용한 방식과 카메라를 이용한 방식으로 나눌 수 있다. 먼저 안전도를 이용한 연구로 Deng은 두 채널의 안전도 신호를 얻을 수 있는 하드웨어를 제작하고 Fuzzy 분류기를 적용해 안구의 위치를 5단계로 구분하였다[1]. 하지만 실질적으로 사용할 수 있는 명령은 상, 하, 좌, 우 의 4가지의 단순한 명령이기 때문에 5가지 이상의 선택지가 있는 상황에서는 한 번의 선택을 하기위해 여러 번의 명령동작이 필요해 지면서 안구의 피로를 야기한다는 단점이 있

다. Wanluk는 안구운동을 이용하여 운동장애인의 휠체어를 조정하는 스마트 휠체어를 제시하였다[2]. 즉, 2차원의 조이스틱 조정 기구를 안구운동을 통해 대신할 수 있는 인터페이스 장치로 이용하였다. 또한 스마트 기기 화면의 커서조정장치로 사용 가능성을 제시했다. 그러나 이 경우에도 정밀한 안구의 추적기술보다는 단지 전후좌우의 구분만이 가능한 수준으로 인터페이스 기술로서는 그 응용대상이 제한적이다. 앞선 연구와는 다른 방식으로 안전도를 분석한 Barea는 안구가 회전한 각도를 0°~40°까지 10° 단위로 구분해서 검출할 수 있도록 하여, 보다 다양한 조작을 할 수 있기 때문에 실용성을 크게 향상시킬 수 있다는 점에서 주목할 만하나[3], 미분과 유사한 형태로 Wavelet 필터를 사용했기 때문에 안구의 이동속도가 느린 경우 큰 영향을 받을 수 있다는 단점이 있고 시스템의 구체적인 응용 방법이 제시되지 않았다.

최근에는 감성공학의 상용화를 위한 부분 및 인지과학 등의 응용을 위해 뇌전도와 함께 다양한 분야에 연구가 진행되고 있다[4]. 그러나 이들도 안구운동 신호를 얻기 위해 필요로 하는 장치나 방식에 제한이 있어 상용화에 어려움을 겪고 있다. 카메라를 이용한 안구이동추적 시스템들은 사용자가 현재 응시하고 있는 위치를 직접적으로 알아낼 수 있다는 장점이 있고 지속된 연구를 통해 단점이 해소되고 성능이 고도화 되어 최근에는 상용화된 안구 마우스 제품들도 출시되어 소개되고 있다. 하지만 이러한 장점에도 불구하고 안구이동추적 이외의 클릭동작 구현 부분에서 문제가 제기되고 있는데 눈 깜빡임을 통해 클릭을 구현하기에는 사용자가 클릭과 관계없이 눈을 깜빡이는 경우가 잦아 오작동의 우려가 있다는 점이다. 이외에도 고도화된 성능과 함께 영

† Corresponding Author : Sch. of Information, Communications and Electronics Engineering, Catholic University of Korea, Korea.  
E-mail: tkim@catholic.ac.kr

\* Sch. of Information, Communications and Electronics Engineering, Catholic University of Korea, Korea.

\*\* Central Reserch Institute, Synopex Co., Ltd, Korea.

Received : May 31, 2017; Accepted : June 29, 2017

상 처리를 위한 시스템 사양 또한 고도화되어 이에 따라 휴대성이 떨어지고 비용이 높아진다는 단점이 나타나고 있다. 본 논문에서는 단채널 생체신호를 이용하여 사용자의 안구이동을 추적하는 시스템과 여기에 추가적인 전극부착 없이 이를 깨우는 동작을 통해 추가적인 조작도 가능한 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 전극을 단 두 개만 사용하는 단채널 생체신호에서 안전도와 근전도 정보를 동시에 얻어 서로 영향을 끼치지 않도록 독립적으로 분석되고 동작한다. 이 중 안전도 분석에서는 Piecewise Linear Approximation(PLA) 알고리즘을 이용해 신호의 특징을 찾아내었고 이중 기계학습 구조가 적용되었다.

PLA는 안전도 신호처리에 적합하여 처리해야할 데이터의 양을 대폭 줄여주고 데이터의 특징을 직관적으로 나타낼 수 있도록 한다[5]. 이중 기계학습 구조는 두 가지 기계학습 기술을 순차적으로 적용하는 방법으로 앞서 적용되는 분류기에서 생체신호의 잡음에 대한 강인함을 확보하고 이후에 적용될 곡선 맞춤 모델과 문제의 복잡도를 분담하면서 보다 정확한 분석이 가능하도록 하여 정확성을 향상시킨다. 또한 제안된 시스템을 이용해 개발된 응용프로그램은 사용자가 응시하는 위치로 마우스 포인터가 이동되고 이를 깨우는 동작을 통해 마우스 클릭을 조작하는 직관적인 방식으로 모니터 화면상의 마우스를 조작 가능하다. 제안된 시스템은 기존 안전도 패턴인식을 이용한 HCI 기술과 비교해 더욱 즉각적이고 연속적인 응답을 보이고 간소화된 전극부착으로도 완성된 동작을 하기 때문에 실사용 시의 거부감이 최소화 되었으며 직관적인 조작을 통해 마우스와 같이 친숙한 인터페이스로 응용이 가능하다.

## 2. 시스템 구조 및 실험

본 논문에서 제안한 안구이동추적 시스템은 그림 1과 같이 크게 안전도 신호처리부와 근전도 신호처리부로 구분된 구조를 갖

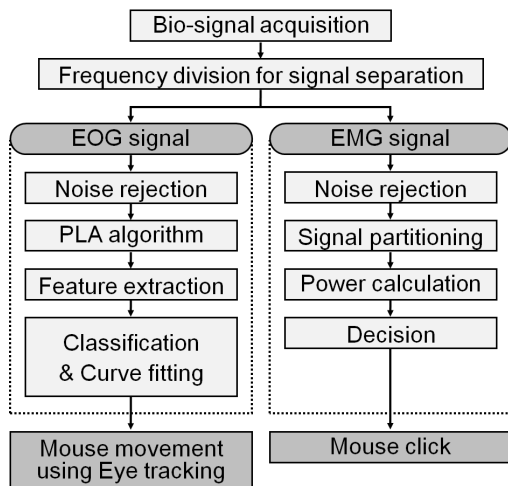


그림 1 안구이동추적 시스템 구조도  
 Fig. 1 Eye-Tracking system architecture

는다. 안전도부분에서는 안구의 이동 정보를 연속적으로 추적해 안구의 현재 위치를 파악하며 그 결과로 모니터 화면상의 마우스 포인터를 현재 사용자가 응시하고 있는 위치로 이동시키는 역할을 한다. 분석 과정에서 분류기와 곡선맞춤 모델의 두 단계를 거치는 이중 머신러닝 구조를 적용해 생체신호를 이용하면서 발생할 수 있는 잡음에 강인하며 안전도 분석의 복잡도를 두 부분으로 분할시켜서 보다 정확한 분석을 할 수 있다는 장점을 취했다. 또한 근전도부분에서는 측두근의 근전도를 분석해 사용자가 이를 깨우는 동작을 하는지 여부에 대한 판단을 내리는 역할을 한다. 이를 통해 안구이동 추적 기능에 추가적으로 마우스의 클릭 동작을 조작할 수 있도록 하였고 안전도 부분과 함께 서로의 기능에 영향을 끼치지 않도록 독립적으로 동작한다. 생체신호의 측정은 양쪽 관자놀이 부분에 하나씩, 총 2개의 전극을 부착하고 PCB 형태로 직접 제작한 소형의 하드웨어 모듈을 이용해 단채널 생체신호를 취득하도록 하였다. 양쪽 관자놀이 부분은 두 눈의 외부 안각과 양쪽 측두근의 사이에 위치하기 때문에 수평방향 안구이동에 대한 안전도와 측두근 근전도를 동시에 관찰할 수 있다. 이러한 소형화된 모듈과 간소화된 전극 사용은 착용 시의 거부감을 최소화 해주며 안경과 같은 형태의 구조물을 이용해 휴대용 시스템을 구현하기에 적합하다.

### 2.1 안전도 신호처리

양쪽 관자놀이에 부착한 전극으로부터 얻은 생체신호는 안전도와 근전도를 모두 담고 있다. 두 가지 신호는 처리방법이 다르고 그 처리과정에서 서로 간섭을 받아 성능이 떨어질 수 있기 때문에 서로 분리하는 과정이 필요하다. 이 때 두 신호의 주파수 대역에 차이가 있다는 점을 이용해 서로 다른 필터를 적용함으로써 각자 원하는 신호만을 얻을 수 있도록 한다. 안전도 신호를 얻기 위해서는 IIR(Infinite Impulse Response) 방식으로 설계된 Butterworth 2pole 10Hz 저역통과필터를 이용하면 근전도 성분은 대부분 제거되고 안전도 파형은 왜곡 없이 보존된다. 또한 측두근 근전도 신호를 얻기 위해서는 IIR Butterworth 4pole 30Hz 고역통과필터를 사용하면 안전도 성분과 저주파 잡음이 모두 제거되어 이를 깨우는 동작의 여부에 따른 측두근 근전도의 변화만을 관찰할 수 있다. 그림 2는 15초 이전 구간과 40초 이후 구간에서 이를 깨우는 동작을 행한 상황에서 취득한 생체신호를 주파수 분할하여 얻은 안전도 파형과 측두근 근전도 파형을 보인다. 분할 이전의 생체신호는 안전도와 측두근 근전도가 섞여서 나타나되 비교적 측두근 근전도의 크기가 작게 나타나 육안으로 판별하기 어려울 수 있다. 하지만 분할 이후에는 근전도가 제거되어 매끈해진 안전도와 이를 깨우는 상태인지 아니면 그 반대 상태인지가 확연히 드러나고 저주파성분이 모두 제거되어 0 부근으로 파형이 집중된 측두근 근전도를 얻을 수 있다.

### 2.2 안전도 패턴분류

#### 2.2.1 특징 추출

안전도 파형은 시선이 움직이는 동안에 가파르게 상승 혹은

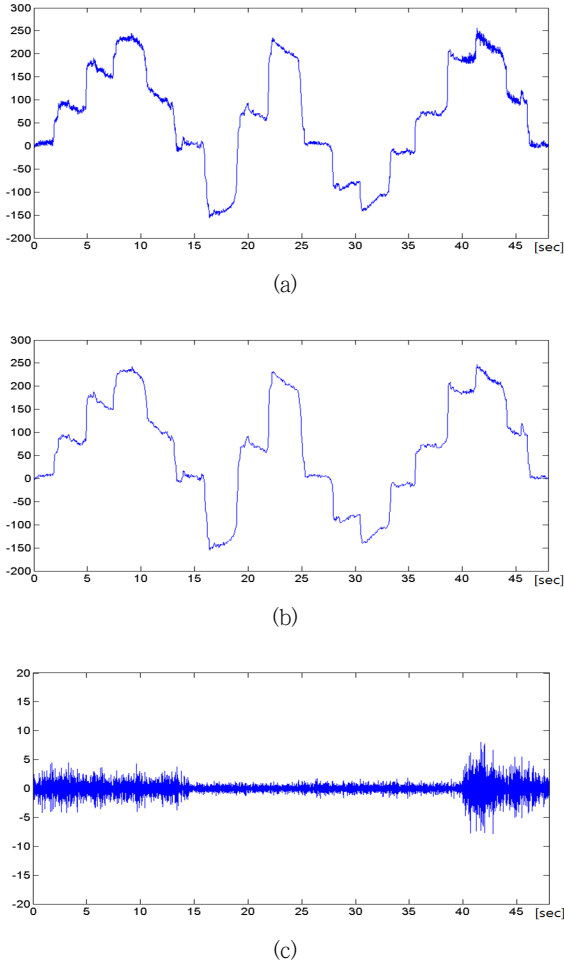


그림 2 주파수 분할 후 추출된 결과 (a) 분할 전 신호 (b) 분할 후 안전도 파형 (c) 분할 후 측두근전도 파형

Fig. 2 Plots after signal extraction by frequency division (a) original signal (b) EOG signal after frequency division (c) EMG signal after frequency division

하강하고 시선이 움직이지 않는 동안에는 평탄하게 전압을 유지하는 형태를 취한다. 이는 비단 시선을 빠르게 움직일 때만 적용되는 현상이 아니라 비교적 천천히 시선을 움직이는 경우에도 상승·하강하는 기울기가 눈에 띄게 완만해지지 않고 계단형태의 파형을 보인다. 따라서, 시계열의 안전도 신호를 여러 개의 구분된 선분으로 단순화하기 위해 PLA(Piecewise Linear Approximation) 기법을 이용했다[5]. 이를 통해 나타난 선분신호들은 머신러닝을 위한 분류기에 적용하기 위해 특징집합(feature set)으로 표현하는 과정을 요한다. 하나의 선분을 특징집합으로 표현함에 있어 그 이전에 나타난 선분들에 대한 정보가 함께 있을 경우 판단을 내리기에 수월할 수 있다는 점도 고려해 특징집합을 정의할 수도 있다. 예를 들어 안전도 신호의 경우 평탄한 신호가 지속된 후 급격하게 상승하는 선분이 나타난 경우 평탄한 구간에서는 시선이 정지해 있다가 급격하게 상승하는 구간에서

시선을 이동하였다는 것을 알 수 있는데 이러한 판단을 내리기 위해서는 평탄한 구간과 급격히 상승한 구간 모두에 대한 정보가 있는 것이 유리하기 때문이다. 물론 해당하는 선분 이후에 나타나는 선분에 대한 정보도 유용할 수 있으나 이는 빠른 응답속도를 목표로 하는 시스템 설계목표에 저해되기 때문에 배제하였다. 따라서 하나의 선분을 표현하기 위해 몇 개의 선분에 대한 정보를 특징벡터에 기록하는지에 따라 분류 성능이 달라질 수 있으며 이러한 선분의 개수를 NF로 표기하였다. 이와 더불어 생체신호를 사용하는 시스템의 특성으로 인해 발생하는 개인차에 대한 고려도 필요하다. 수집된 생체신호 데이터에는 모든 측정자가 같은 거리만큼 시선을 움직였을 때 이로 인해 상승하거나 하강하는 안전도 변화가 기록되어 있는데 이 안전도의 변화 폭에 개인마다 차이가 존재한다.

이러한 개인차를 극복하기 위해 수집된 생체신호 데이터를 분석하여 시선의 이동거리와 안전도 변화폭의 비율 평균을 측정자 개인마다 고유한 상수로 갖도록 하였고 각 측정자의 고유 번호를 첨자로 갖는 개인화 상수  $SF_u$ 로 표기하였다. PLA의 결과물로 연속된 선분들의 꼭짓점을 개 찾았을 때 꼭짓점의  $x$ 축 상에서의 위치 좌표를  $Px = \{px_1, px_2, \dots, px_{M+1}\}$ ,  $y$ 축 상에서의 위치 좌표를  $Py = \{py_1, py_2, \dots, py_{M+1}\}$  이라 하고 각 꼭짓점 사이 구간에서 시선이 이동한 거리를  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_M\}$  이라고 하면  $SF_u$ 와 너비와 높이로 이루어진 특징집합  $F^{hv}$ , 그리고 기울기와 길이로 이루어진 특징집합  $F^{ol}$ 을 다음과 같은 수식으로 정리할 수 있다.

$$\text{for } i = 1, 2, \dots, M$$

$$H = \{h_1, h_2, \dots, h_M\} \quad h_i = px_{i+1} - px_i \quad (1)$$

$$V^{tmp} = \{v_1^{tmp}, v_2^{tmp}, \dots, v_M^{tmp}\} v_i^{tmp} = py_{i+1} - py_i \quad (2)$$

이 때 개인화 상수  $SF_u$ 는

$$SF_u = \sum_{i=1}^M v_i^{tmp} / d_i M \quad (3)$$

이고,  $V_{tmp}$ 에 산출된  $SF_u$ 를 적용하면

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}, v_i = v_i^{tmp} / SF_u \quad (4)$$

이므로 따라서, 도출된  $H$ 와  $V$ 로부터 특징집합  $F^{hv}$ 와  $F^{ol}$ 가 다음과 같이 정리된다.

$$\text{for } j = 1, 2, \dots, M - NF + 1$$

$$F^{hv} = \{f_1^{hv}, f_2^{hv}, \dots, f_{M-NF+1}^{hv}\}$$

$$f_j^{hv} = (h_j, v_j, h_{j+1}, v_{j+1}, \dots, h_{j+NF-1}, v_{j+NF-1}) \quad (5)$$

$$F^{ol} = \{f_1^{ol}, f_2^{ol}, \dots, f_{M-NF+1}^{ol}\}$$

$$f^{nl} = \left( \frac{v_j}{h_j}, \sqrt{h_j^2 + v_j^2}, \frac{v_{j+1}}{h_{j+1}}, \sqrt{h_{j+1}^2 + v_{j+1}^2}, \dots, \frac{v_{j+NF-1}}{h_{j+NF-1}}, \sqrt{h_{j+NF-1}^2 + v_{j+NF-1}^2} \right) \quad (6)$$

2.2.2 분류기 적용

본 논문에서는 두 단계의 머신러닝 구조를 통해 안전도 분석의 복잡도를 분담하게 되면서 더욱 정확한 결과를 얻을 수 있도록 한다. 즉, 이중 머신러닝 구조의 첫 단계로서 입력데이터로 주어진 선분 정보를 보고 한 곳을 응시하고 있는 상태인지 아니면 시선을 이동한 것인지를 판단하기 위해 첫 번째 분류기를 사용하였다. 이를 통해 다음 장에서 설명할 안구이동 시뮬레이션 과정에 앞서 첫 번째 분류 단계를 거침으로써 불필요한 신호는 미리 걸러내어 잡음에 보다 강인한 결과를 얻을 수 있도록 한다. 분류기 학습훈련과정은 다양한 머신러닝 도구와 데이터마이닝 도구들을 통합시킨 공개 소프트웨어로 널리 알려진 'Weka[6]'를 이용해 진행되었고, 분류기의 종류, 특징집합의 종류 및 그에 따른 성능을 비교분석하였다. 대상으로 고려한 분류기의 종류는 IB1, SVM 및 Random Feorest방식을 고려하였다. 학습훈련 결과 성능을 산출할 때에는 '10-fold cross-validation' 기법에 따라 전체 훈련 집합 데이터 중 90%의 데이터를 학습훈련 시킨 후 나머지 10%의 데이터를 검사 집합(test set)으로 두어 해당 검사 집합 데이터에 대한 분류기의 판단 정확도를 산출하고, 이러한 과정을 검사 집합 데이터가 중복되지 않도록 바꾸어 가며 10회 반복해서 평균을 취한 정확도를 성능으로 산출하였다. 사용된 분류기들은 88%에서 97%의 정확도를 보였고, 특히 Random Forest방식이 하나의 선분을 표현하는데 필요한 선분의 개수의 수를 3개 이하로 제한하는 경우에도 97% 수준의 정확도를 보였다.

2.2.3 안구이동 모형화

본 논문에서 제안한 방법은 훈련 집합 데이터에서는 포함되지 않은 임의의 안구 움직임에 대해서도 대응하는 능력을 발휘할 수 있도록 하기 위해 두 번째 머신러닝 기법을 도입한다. 즉, 생체신호 수집 과정에서 얻은 가장 세밀한 안구의 움직임은 단계의 수준이었지만 곡선 맞춤 모델을 통해 더욱 세밀한 움직임과 훈련되지 않은 위치로의 움직임에도 대응할 수 있게 된다. 이를 위해 본 논문에서는 SVM(Support Vector Machine)의 이론과 알고리즘을 기반으로 하며 곡선 맞춤 모델의 기능을 수행하는 대만 국립대학에서 개발된 'LibSVM'에 수록된 Support Vector Regression(SVR)를 이용하였다[7]. 여기서, 분류기를 통해 'Class 1' 즉, 시선이 이동하는 구간인 것으로 분류된 선분들만을 SVR에 적용시키고 훈련시켜 분류기와 문제의 복잡도를 분담할 수 있도록 하였다. SVR의 입력데이터로는 분류기에 사용되어 좋은 성능을 보인 특징집합을 사용하되 SVR은 커널 함수의 종류와 매개변수 선택에 따라 성능이 좌우될 수 있기 때문에 이에 적합한 최적화 과정을 거치도록 하였다. 대상으로 고려한 커널함수는 Polynomial, Sigmoid 및 Gaussian 함수들이었고, 이들의 성능평가 위해 SVR 학습 훈련 과정에서 입력된 시선의 실제 이동거

리  $D$ 를 가로축에 나타내고 SVR이 입력 데이터를 이용해 예측한 출력 결과를 세로축에 나타낸 후 이러한 점들의 분포를 결정 계수  $R^2$  혹은 중상관계수  $R$ 로 수치화하여 성능을 비교하였다. 이때, Gaussian 커널함수를 사용하였을 때  $R$ 이 0.993으로 실험에 사용한 세 가지 커널함수 중 가장 좋은 성능을 보였다.

2.2.4 측두근 근전도 신호처리

측두근의 근전도는 측정자가 이를 깨우는 동작을 했을 때 큰 진폭을 보이는 신호로 양 관자놀이 부근에서 측정된 생체신호를 주파수 분할하여 얻을 수 있다. 주파수 분할은 IIR 방식으로 설계된 Butterworth 4 pole 30Hz 고역통과필터를 이용하였다. 이렇게 얻은 측두근 근전도는 동시에 측정되는 안전도와 주파수 대역이 중첩되지 않기 때문에 서로 영향을 받지 않아 독립적으로 사용하기에 적합하다[8]. 제안된 시스템은 이러한 측두근 근전도를 측정하여 PLA 과정을 거쳐 얻은 선분형태의 정보가 이를 깨문 상태에서 발생한 것인지 아닌지를 판단한다.

2.3 실험 및 결과

제안된 시스템은 사용자의 안구이동을 연속적으로 추적해 화면상에서 사용자가 현재 응시하는 위치를 알아내는 기능을 수행한다. 제작된 성능평가 프로그램은 먼저 화면 중앙에 원이 나타나 2초간 머문 후 좌우의 임의의 위치로 이동한다. 이 때 시스템 사용자는 화면 중앙에 나타났던 원의 위치를 응시한 상태에서 이를 깨물고 이 후 원이 이동하게 되면 흡사 마우스를 이용해 드래그&드롭 동작을 하는 것과 같이 시선을 이동한 원 위치로 옮긴 후 이를 깨물던 힘을 풀도록 한다. 이러한 과정에서 프로그램은 이를 깨물고 있는 시간 동안 이루어진 안구이동을 연속적으로 추적하고 이를 깨물던 힘을 푸는 시점까지 시스템이 추적한 안구위치와 화면상의 원이 이동한 위치를 비교해 성능을 파악하게 된다. 생체신호 수집 단계에서는 화면상의 원이 최대 9 군데의 위치를 목표로 하여 왕복하도록 하였었는데 성능평가 단계에서는 이와는 다른 좌우 10 군데의 위치로 선정하여 학습훈련 되지 않은 임의의 위치로 시선을 이동했을 때 SVR이 안구이동을 얼마나 잘 추적해 줄 수 있는지에 대한 성능을 확인할 수 있도록 하였다. 그림 3은 생체신호 수집단계에서 원의 이동이 이루어진 위치와 성능평가 단계에서 원이 임의 장소로 이동이 이루어진 위치간의 차이를 보인다. 성능평가 단계에서 더욱 촘촘한 간격으로 배치시켜 서로 무관한 위치로 설정되었다.

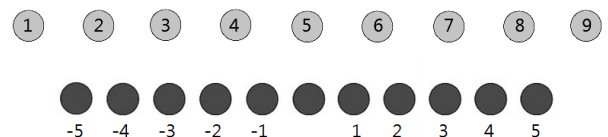


그림 3 생체신호 수집 단계(위쪽)와 성능평가 단계(아래쪽)에서의 원의 위치

Fig. 3 Circle position for data training mode (upper circles) and test mode (lower position)

모든 성능평가 참여 측정자는 먼저 10분간 시스템을 사용해 보면서 익숙해지는 시간 가진 후 성능평가를 수행하였고 화면상의 원이 10 군데의 위치를 임의의 순서로 이동하는 것을 1 회로 하여 30회의 성능평가를 수행하였다. 따라서 측정자마다 총 300 번의 안구이동에 대한 성능평가가 이루어 졌고 그 결과를 표 1 에 나타내었다. 'Subj #n'은 성능평가에 참여한 4명의 측정자에게 각각 번호를 붙여 표기한 것이고 시선이동의 목표위치별로 -5 ~5의 10군데 위치에 따라 결과를 따로 정리하여 위치에 따른 성능의 변화를 확인할 수 있도록 하였다. 성능평가 결과로 두 가지의 성능평가 지표는 산출하였는데 첫 번째 성능평가 지표는 프로그램이 표시하는 목표 원의 위치와 제안된 시스템을 이용해 측정자의 안구이동을 추적한 위치의 오차를 23인치 모니터 상에서 봤을 때 cm 단위로 환산한 것으로 모니터의 너비가 51cm 인 것을 감안하여 오차의 수준을 확인할 수 있다. 또한 두 번째 성능평가 지표는 중앙의 원이 임의의 위치로 이동한 후 드래그 & 드롭 동작을 완료할 때까지 걸린 소요시간을 초 단위로 나타낸 것이다. 결과 중 오차를 보면 전반적으로 측정자에 따른 개인차가 크게 나타나지 않고 유사한 결과를 보이며 좌우방향에 따른 큰 차이 없이 대칭적인 결과가 나타나는 것을 확인할 수 있다.

**표 1** 성능평가 결과 (각 위치 별 안구추적 오차)

**Table 1** Evaluation results (Error of eye-tracking at each points)

위치	Subj #1	Subj #2	Subj #3	Subj #4	평균
5	2.34	1.50	1.25	2.37	1.87
4	1.86	1.75	1.48	1.50	1.65
3	0.45	0.52	0.35	0.39	0.43
2	0.90	0.74	0.56	0.91	0.78
1	2.08	1.85	1.80	1.98	1.93
-1	2.66	1.38	1.92	2.56	2.13
-2	1.00	1.44	1.15	1.03	1.15
-3	0.48	0.79	0.60	0.47	0.58
-4	1.88	1.82	2.04	1.73	1.87
-5	1.54	1.88	1.34	1.79	1.64
평균	1.52	1.37	1.25	1.47	1.40

위치에 따른 오차를 살펴보면 생체신호 수집단계에서 학습된 3, 7 위치와 인접한 ±3 위치의 경우에는 보다 오차가 0.5 cm 수준으로 가장 작으며 ±2 위치에서도 1 cm 수준의 작은 오차를 보인다. 반면 이를 제외한 위치에서는 1.5~2 cm 수준으로 좀 더 큰 오차를 보여 위치에 따른 편차가 나타나는 모습이 확인된다. 이러한 결과는 사람의 안구 움직임은 각도가 변화하는 회전운동인 것에 비해 시스템은 안구의 움직임을 직선운동인 것으로 취급하였기 때문에 움직임을 시작하는 중앙 위치에서 안구이동 거리가 중간수준인 ±2, ±3의 위치에서 대해서 최적화 되고 이 위치에서 벗어나수록 직선운동과 회전운동의 차이가 크게 나타나는 것이 원인으로 분석된다. 전체적인 평균오차는 1.40 cm 수준으로 화면상의 원의 크기가 지름 3cm이고 화면의 전체 크기가 51cm인

것과 비교할 때 충분히 실용가능한 수준의 오차를 보이는 것으로 볼 수 있다. 한편 소요시간은 평균 수치에서 측정자별 개인차가 나타나고 있으나 위치에 따른 전반적인 경향은 유사하게 나타나고 있음을 확인 할 수 있다. 전반적으로 고르게 평균 2초 미만의 소요시간을 보이는 가운데 시선 이동을 시작하는 중앙 위치에서 가장 가까운 ±1 위치에서는 평균 2.2초 수준의 약간 큰 수치를 보인다. 이는 시선을 이동해야 할 거리가 가깝기 때문에 측정자가 좀 더 세밀한 동작을 하게 되면서 나타나는 현상으로 분석된다. 이처럼 측정자와 위치에 따라 약간씩의 편차를 보이고 있지만 전체적으로 2초 수준의 소요시간을 보이고 있어 시스템 설계 목적에 맞는 빠른 응답속도를 보이고 있음을 알 수 있다.

### 3. 결 론

본 논문은 단채널 생체신호를 이용해 안구이동을 추적하여 이를 다양한 HCI에 응용할 수 있는 이중 기계학습방법을 제안하였다. 제안된 시스템은 단 2개의 전극만을 부착하고 단채널 생체신호를 취득 가능하며 이를 주파수 분할을 통해 안전도와 측두근 근전도로 분리한 후 동시에 독립적으로 처리하도록 개발 되었다. 안전도 신호처리 과정에서는 먼저 시계열 데이터를 연속된 선분의 형태로 단순화하는 PLA 알고리즘을 적용해 효율적으로 안전도의 특징을 얻는 동시에 안구의 움직임에 대해 0.2초 수준의 빠른 응답속도를 보일 수 있도록 하였다. 이후 분류기와 곡선 맞춤 모델의 두 가지 머신러닝 기법을 순차적으로 적용시키는 이중 머신러닝 구조를 적용해 생체신호의 잡음에 대한 강인함을 확보하고 안전도 처리에 대한 복잡도를 분담시켜 분석결과의 정확성을 향상시켰다. 더불어 이를 깨우는 동작을 감지하는 기능을 통해 안구이동 추적 이후의 클릭이나 선택과 같은 추가적인 조작도 가능하기 때문에 손을 전혀 이용하지 않고도 완성된 동작이 가능하여 기존의 손을 이용하는 인터페이스와는 차별화된 사용자 경험을 줄 수 있으며 사지 거동이 불편한 중증 장애인들을 위해 유용하게 사용될 수 있다.

### 감사의 글

본 연구는 2016년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음.

### References

[1] L. Y. Deng, C. L. Hsu, T. C. Lin, J. S. Tuan, and S. M. Chang, "EOG-based Human Computer Interface system development", *Expert Systems with Applications*, vol 37, no 4, pp. 3337-3343, Apr. 2010.

[2] N. Wanluk, S. Visitsattapongese, A. Juhong, and C. Pintabirooj, "Smart wheelchair based on eye tracking",

IEEE BMEiCON, pp. 1-4, 2016.

[3] R. Barea, L. Boquete and S. Ortega, E. López , and J. M. Rodriguez, "EOG-based eye movements codification for human computer interaction", Expert Systems with Applications, vol 39, no. 3, pp. 2677-2683, Feb. 2012.

[4] D. Novak, G. Chanel, and P. Guillotel, "Toward Commercial Applications of Affective Computing", IEEE Tras. Affective Computing, vol. 8, no. 2, pp. 145-147, Apr.-Jun. 2017.

[5] A. Kolesnikov, "Efficient Online Algorithms for the Polygonal Approximation of Trajectory Data", IEEE Inter. Conf. Mobile Data Management, vol. 1, Jun. 2011.

[6] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, and I. H. Witten, "The weka data mining software: An update.", ACM SIGKDD Explorations Newsletter, vol. 11, no. 1, Jun. 2009.

[7] C. C. Chang and C. J. Lin, "LIBSVM: A Library for Support Vector Machines", Technical report, Department of Computer Science, National Taiwan University, pp. 1-39, 2001.

[8] G. Gang and T. Kim, Bio-signal-based eye tracking system using dual machine learning structure and eye tracking method using same, Korea Patent, KR-A-101539923, Jul. 2015.

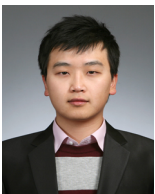


**김 태 선 (Tae Seon Kim)**

인하대학교 전기공학과 공학사(1991), 동 대학원 석사(1993), Georgia Institute of Technology 컴퓨터 및 전기공학과 박사(1998), 삼성전자 책임연구원(1999~2001), 가톨릭대학교 교수(2001~현재), 관심분야는 지능시스템 및 반도체제조기술

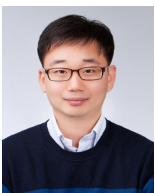
---

저 자 소 개



**강 경 우 (Gyeong Woo Gang)**

가톨릭대학교 정보통신전자공학부 학사(2010), 동 대학원 석사(2013), 관심분야는 컴퓨터, 지능형시스템, BIT 융합기술)



**민 철 흥 (Hong Chul Min)**

가톨릭대학교 정보통신전자공학부 학사(2005), 동 대학원 석사(2007), 동 대학원 박사(2014), ㈜시노펙스 수석연구원(2013~현재), 관심분야는 지능형시스템, BIT 융합기술)