

# 저가형 EOG 측정장치를 이용한 시선추적

장승태<sup>1</sup>, 이정환<sup>1</sup>, 장재영<sup>1</sup>, 장원두<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>동명대학교 의공학과 학사과정 <sup>2</sup>동명대학교 전자-의용공학부 조교수

## Gaze Tracking with Low-cost EOG Measuring Device

Seung-Tae Jang<sup>1</sup>, Jung-Hwan Lee<sup>1</sup>, Jae-Young Jang<sup>1</sup>, Won-Du Chang<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Bachelor Student, Department of Biomedical Engineering, Tongmyung University

<sup>2</sup>Assistant Professor, School of Electronic and Biomedical Engineering, Tongmyung University

요 약 아두이노와 저가형 생체신호 증폭기를 사용하여 시선추적실험을 실시하고 결과를 분석하였다. 본 연구에서는 간단한 4방향의 시선이동 인식실험과 함께, 시선을 사용하여 영어 알파벳 등을 직접 쓰는 eye-writing 인식실험을 함께 진행함으로써, 새롭게 구성된 안구전도 측정장치의 실용성을 평가하고, 더 나아가 저가형 안구전도 장치가 eye-writing과 같은 복잡한 사람-컴퓨터간 상호작용도구로 활용될 수 있는지를 분석하였다. 실험을 위해서 PSL-iEOG와 아두이노를 사용하는 저가형 안구전도 측정장치가 구성되었으며, 패턴분류를 위해 dynamic positional warping과 웨이블릿 변환이 사용되었다. 실험 결과, 저가형 측정장치는 비교적 단순한 알고리즘만으로도 외부 잡음이 유입되지 않은 경우 90%에 가까운 정확도로 시선방향을 인식할 수 있었으며, eye-writing의 경우에도 5개 패턴에 대해서 90%의 중위 정확도를 달성할 수 있었다. 그러나 패턴의 숫자가 증가함에 따라 정확도가 매우 감소하여, 다양한 패턴의 직접적인 입력이라는 eye-writing의 장점을 부각하기 위해서는 저가형 장치에 특화된 알고리즘의 개발 등 추가적인 연구가 필요할 것으로 여겨진다.

주제어 : 안구전도, 눈글, 패턴인식, 생체신호, 신호처리, Dynamic Time Warping

**Abstract** This paper describes the experiments of gaze tracking utilizing a low-cost electrooculogram measuring device. The goal of the experiments is to verify whether the low-cost device can be used for a complicated human-computer interaction tool, such as the eye-writing. Two experiments are conducted for this goal: a simple gaze tracking of four directional eye-movements, and eye-writing—which is to draw letters or shapes in a virtual space. Eye-written alphabets were obtained by two PSL-iEOGs and an Arduino Uno; they were classified by dynamic positional warping after preprocessed by a wavelet function. The results show that the expected recognition accuracy of the four-directional recognition is close to 90% when noises are controlled, and the similar median accuracy (90.00%) was achieved for the eye-writing when the number of writing patterns are limited to five. In future works, additional algorithms for stabilizing the signal need to be developed.

**Key Words** : Electrooculogram, Eye-Writing, Pattern Recognition, Biosignal, Signal Processing, Dynamic Time Warping

### 1. 서론

안구전도(Electrooculogram: EOG)는 안구의 부분별 전위차에 의해 발생 및 측정되는 전기신호로, 이를 통해 시

선의 움직임을 단기적으로 추적할 수 있다[1]. EOG를 활용하는 시선추적은 카메라 기반 장치에 비해 상대적으로 낮은 정확도[2]를 보이고 있으나, 조명, 속눈썹 등의 영향을 거의 받지 않으며 눈을 감고 있는 동안에도 시선을 추

\*This work was supported in part by a grant from the Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF), which is funded by the Ministry of Education (NRF-2017R1D1A1A09000774).

\*Corresponding Author : Won-Du Chang (12cross@gmail.com)

Received August 30, 2018

Revised October 23, 2018

Accepted November 20, 2018

Published November 28, 2018

적할 수 있고, 저렴한 가격으로 장치를 구성할 수 있다는 장점으로 인해 최근까지도 지속적으로 연구되어 오고 있는 주제다[3-5].

EOG는 운전자의 졸음 여부 등의 판단[6], 수면중의 안구 움직임 분석[7], 사지마비 환자 등을 위한 HCI(human computer interface) 도구[4,8]로써 기대되고 있다. 특히, 시선으로 글자를 쓰고 인식할 수 있는 eye-writing은 단순히 시선의 방향만을 인식하는 기존 방식에 비해 최대 29개의 글자 패턴을 분류할 수 있으며 분당 27자 이상의 빠른 속도로 컴퓨터와의 커뮤니케이션이 가능한 것으로 보고된 바 있어[4,5], ALS(amyotrophic lateral sclerosis) 등으로 인해 사지가 마비된 환자들의 삶의 질을 크게 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. VR(virtual reality)환경에서 사용자의 몰입감을 저하시키지 않으며 소음, 빛 등의 주변환경에 구애받지 않고 사용자의 의도를 어플리케이션에 전하는 도구로써의 잠재력 또한 가지고 있다.

최근의 연구들은 eye-writing이 비교적 높은 수준으로 사용자의 의도를 인식할 수 있음을 보고하였다. Tasi 등은 눈으로 쓴 0부터 9까지의 숫자와 사칙연산기호를 75.5%의 신뢰도로 인식하는 데에 성공하였으며 [9], Lee 등은 26개의 영어 알파벳과 3개의 특수기호를 87.4%의 인식률(F1score)로 분류하였다[10]. Chang 등은 분류기의 조합을 통해 10개 숫자 패턴을 건강한 사람에 대해서 95.4%, ALS환자에 대해서는 87.5%의 인식률을 달성하였다[4]. 최근, Fang과 Shinozaki는 12개의 패턴을 사용하여 일본어 가타카나의 eye-writing 시스템을 구현하였는데, 이 시스템은 86.5%의 인식률을 보였다[5].

반면, 기존에 높은 인식률을 달성한 연구들은 주로 고가의 EOG 획득 장치들을 사용하여 수행되었다. 12개의 패턴을 86.5%의 정확도로 인식한 Fang과 Shinozaki의 연구는 200만원 이상의 장치를, 29개 패턴을 87.38%의 정확도로 인식한 Lee 등의 연구와 10개 패턴에 대해 95.4%를 보인 Chang 등의 연구는 2,000만원 이상의 장치를 사용하여 측정하였다. 이에 비해, 저가형의 생체전기 신호 측정 장치를 활용한 문헌들은 주로 순간적인 시선의 방향을 검출하거나 간단한 패턴을 인식하는 데에 머물고 있다[3,11].

본 연구에서는 아두이노와 저가형 생체신호 증폭기를 사용하여 시선추적실험을 실시하고 평가하였다. 기존의 간단한 4방향의 시선이동 인식실험과 함께, eye-writing

인식실험을 함께 진행함으로써, 새롭게 구성된 EOG 측정 장치의 실용성을 평가하고, 더 나아가 저가형 EOG 장치가 eye-writing과 같은 복잡한 HCI 도구로 활용될 수 있는지를 분석하였다.

## 2. 연구방법

### 2.1 EOG 수집장치

EOG는 피지오랩[2]사의 PSL-iEOG2 (시가 13만원)를 이용하여 측정한다. PSL-iEOG2는 시중에서 판매중인 교육용 EOG 측정장치로, 60Hz 노치 필터, 0.05Hz Highpass 필터가 적용되어 있다. 본 연구에서는 2개의 측정장치를 사용하여 상하 및 좌우 안구운동을 100Hz로 측정하고, 측정된 신호는 아두이노 우노 보드를 사용하여 컴퓨터로 전송하는 방법을 사용한다.

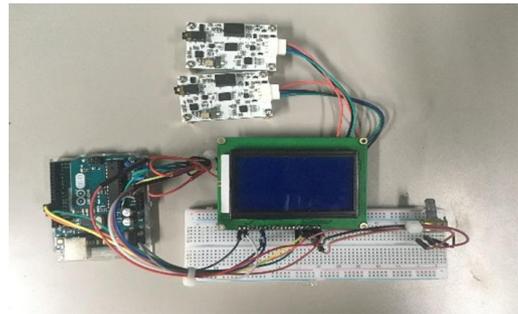


Fig. 1. EOG measuring device

전극은 우안의 상하 및 양안의 좌우, 레퍼런스는 양측 유양돌기에 부착되며, 상하 및 좌우에 부착된 전극으로부터 전압차이를 각각 측정할 수 있다. Fig. 2 참조.

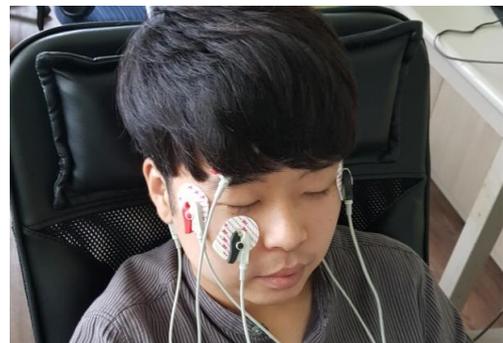


Fig. 2. Location of electrodes.

## 2.2 순간적인 시선이동 인식실험

저가형 EOG장치를 평가하는 첫 번째 방법은 시선의 상하/좌우운동 분류 정확도 분석이다. 이를 위해, 피험자 5인을 모집하고 신호를 측정 및 자동인식테스트를 수행한다. 측정된 신호는 임의의 임계치를 사용하여 상하좌우 및 가운데로 분류한다. 상하 신호는 좌우신호에 비해 불안정성이 높으므로[1], 움직임이 동시 관찰되는 경우에는 좌우움직임을 우선한다. 눈을 깜빡일 때 나오는 신호는 위쪽을 바라보는 신호와 유사하지만 매우 짧은 시간 동안만 측정되기 때문에, 눈의 움직임이 일정 시간 이하 동안 위쪽으로 분류된 경우 눈 움직임 대신 눈 깜빡임으로 판정하고, 인식된 결과는 아두이노에 부착된 LCD패널에 표시한다. 각 피험자는 상/하/좌/우 방향을 각각 10회씩 바라보게 되며, LCD 패널에 출력된 결과를 실험자가 확인한다.

## 2.3 Eye-writing 인식실험

### 2.3.1 데이터 수집

Eye-writing데이터 수집은 피험자 19인에 대해 수행되며, 각각의 피험자는 벽에서 1.5 미터 떨어진 의자에 앉아, a부터 z까지의 영어 알파벳과 3개의 특수기호(스페이스, 백스페이스, 엔터)를 5회씩 벽 위에 eye-writing 한다. Eye-writing 시의 절차는 Fig. 3과 같다. 임의의 한 글자에 대한 eye-writing은 총 5초에 걸쳐 이루어지며, 처음 1초 동안 벽에 부착된 기준점을 바라보고, 신호가 주어지면 eye-writing을 수행한 후 글자의 마지막 지점에서 시선을 고정하도록 한다.

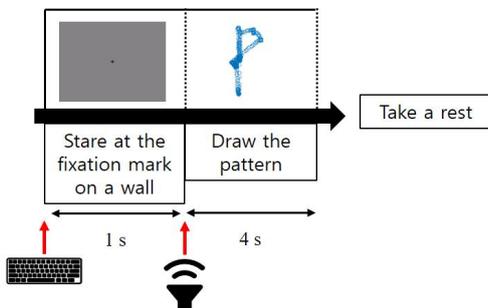


Fig. 3. Experimental Procedure

모든 피험자는 eye-writing에 대한 경험이 없는 상태로 실험에 참가하며, 실험 시작시에 연구원의 지도에 따

라 알파벳 1 글자를 eye-writing 하는 연습을 한다. 알파벳 글자는 피험자가 원하는 방식으로 eye-writing하도록 허용하며, eye-writing의 방법이 애매한 일부 글자에 대해서는 지정된 eye-writing 방법을 따르도록 한다. 실험에서 사용하는 eye-writing패턴의 종류와 글자의 모양, 데이터의 수집 절차 등은 은 기존 방법과의 비교를 위해 Lee 등의 연구[10]와 동일하나, 사용자의 피로도를 줄이기 위해 eye-writing 시간을 글자당 8초에서 4초로 줄이고, 각 글자 사이에 휴식 시간을 피험자가 원하는 만큼 제공한다.

전체 글자 패턴에 대해 총 5회(trial)의 eye-writing이 수행되며, 피험자들이 익숙해지지 않은 첫 번째 글자는 연습으로 간주하여 사용하지 않고 2회차부터 5회차까지 총 4회의 데이터셋을 사용하여 인식률을 계산한다.

### 2.3.2 알고리즘 개요

글자인식을 위한 알고리즘의 개요는 Fig.4와 같이, 크게 전처리, 고속안구운동 검출, 패턴인식의 3단계로 나누어진다. 먼저, 전처리 단계에서는 다운샘플링과 미디언 필터를 통해 잡음이 제거되며, 고속안구운동검출 단계에서는 wavelet 계수를 통해 고속안구운동신호가 추출되고, 보간 및 정규화된다. 이후, 패턴인식단계에서는 임의의 테스트 신호와 학습 패턴 사이의 거리를 dynamic positional warping (DPW) 알고리즘을 사용하여 계산하고 테스트 신호를 29개 글자 중 하나로 분류한다.

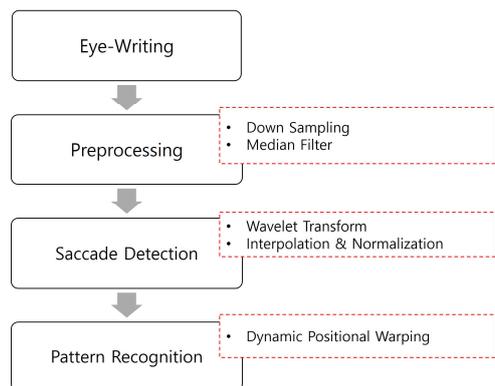


Fig. 4. Overall Structure of Algorithm

### 2.3.3 고속 안구운동신호 추출

고속안구운동의 신호 검출은 웨이블릿 계수를 사용하

여 상하 및 좌우신호에 대해 각각 수행되었다. 임의의 시계열 신호  $s(b)$ 에 대해, 웨이블릿 계수  $C_b^a$ 가 각각의 시간  $b$ 에서 스케일  $a$ 에 대해 계산되며,  $C_b^a$ 가 임계치를 넘는 시점은 고속안구운동시점으로 간주된다.  $C_b^a$ 는 수식 (1)과 같이 계산된다.

$$C_b^a = \int_{\mathbb{R}} s(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

이 때,  $\psi$ 는 웨이블릿, 즉 기저함수를 의미하며, 본 연구에서는 선행연구[3,4]와 동일하게 Harr 웨이블릿이 사용된다.

고속안구운동신호에서 인접한 점 사이의 간격은 매우 가변적이며 이러한 특성은 DTW의 인식률을 저하시키는 원인이 된다. 본 연구에서는 인접한 점 사이의 간격이 일정 범위( $\theta$ ) 이하가 되도록 데이터를 선형으로 보간하였으며,  $\theta$ 는 선행연구[4]  $\mu + \sigma$  이 때,  $\mu$ 는 주어진 데이터에서 인접한 점과 점 사이 거리의 평균,  $\sigma$ 은 표준편차다.

### 2.3.4 Dynamic Positional Warping

DPW는 2개의 시계열 신호 사이의 거리를 계산하는 알고리즘으로, 전통적인 dynamic time warping 알고리즘을 보완하는 방법이다[12]. DPW는 time-warping이 이루어질 때, 공간상의 좌표 데이터도 같이 warping함으로, 점대 점으로 대응점을 찾지 않고 sub-signal 단위로 유사한 부분을 찾을 수 있도록 유도하며, 이를 통해 서명 검증, 윤곽선 비교 등에서 DTW에 비해 높은 정확도를 보인 바 있다[12,13].

두 신호  $S_1, S_2$  사이의 비유사도  $D_{DPW}(S_1, S_2)$ 는 수식 (3)와 같이 정의되며, 이 때  $L_s$ 는 신호  $s$ 의 길이,  $\|P_i^{s_1} - P_j^{s_2}\|$ 는 두 점  $s_1(i)$  과  $s_2(j)$  사이의 유클리드 거리,  $b$ 는 제약조건슬로프의 가지번호,  $(C_k^b(s_1), C_k^b(s_2))$ 는  $b$ 번째 가지의 DP테이블 상 좌표 Table 1를 의미한다.

$$D_{DPW} = d_{DPW}(L_{s_1}, L_{s_2})$$

$$d_{DPW}(i, j) = \min_b \{d_{DPW}(C^b(s_1), C^b(s_2)) + \Phi\} \quad (3)$$

$$\Phi = \left\| \left( P_i^{s_1} - P_{C^b(s_1)}^{s_1} \right) - \left( P_j^{s_2} - P_{C^b(s_2)}^{s_2} \right) \right\|$$

Table 1. Branches of constraint slope for DPW

Branch ID	Branch coordinates ( $C^b(s_1), C^b(s_2)$ )
0	(i-1, j-1)
1	(i-1, j-2)
2	(i-2, j-1)
3	(i-1, i-3)
4	(i-3, j-1)

### 2.3.5 패턴인식과 평가 방법

본 연구에서의 패턴인식은 사용자-종속 (user-dependent), twenty-fold-validation 방식으로 이루어진다. 즉, 특정 회차(trial)의 데이터를 검증하기 위해 같은 피험자가 쓴 다른 회차의 데이터들을 템플릿으로 사용하였으며, 이 검증을 총 4회 반복함으로, 전체 데이터에 대한 테스트가 이루어 지도록 한다. 임의의 테스트 데이터  $test$ 는 DPW를 사용하여 여러 템플릿과의 거리(비유사도)를 계산하며, 평균거리가 가장 가까운 템플릿과 같은 클래스로 분류한다. 임의의 테스트 데이터  $test$ 는  $N$  개 템플릿에 대해 수식 (4)를 사용하여 분류된다.

$$c_{test} = \operatorname{argmin}_i D_i$$

$$D_i = \sum_{k=1}^M DPW(test, TM_i^k) \quad (4)$$

위 수식에서  $c_{test}$ 는 테스트데이터의 클래스 번호를,  $i$ 는 템플릿 데이터의 클래스 번호,  $k$ 는 해당 클래스 내에 존재하는 템플릿 데이터 번호를 나타내며,  $1 \leq i \leq N$ ,  $1 \leq k \leq M$ ,  $M=4$ 이다.  $DPW(test, TM_i^k)$ 는 두 신호 ( $test, TM_i^k$ ) 사이의 DPW 거리를 나타낸다.

알고리즘은 정밀도(precision), 재현율(recall), 정밀도와 재현율로부터 도출되는 F1점수(F1 score), 그리고 정확도(accuracy)로 평가된다. 임의의 클래스  $c$ 에 대해 |TP|은 데이터를 올바르게 분류한 횟수, |FP|는 다른 클래스의 데이터를  $c$ 로 인식한 횟수, |FN|은 클래스  $c$ 의 데이터를 다른 클래스로 분류한 횟수이며, |N|은 전체 데이터의 개수일 때, 정밀도, 재현율, F1점수, 및 정확도의 계산은 수식 5와 같다. 정밀도, 재현율, F1점수는 각 글자별 결과를 분석하기 위하여, 정확도는 사용자별 결과를 분석하기 위한 것이다.

$$\begin{aligned}
 \text{Precision} &= \frac{|TP|}{|TP|+|FP|} \\
 \text{Recall} &= \frac{|TP|}{|TP|+|FN|} \\
 \text{F1 score} &= 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \\
 \text{Accuracy} &= \frac{|TP|}{|N|}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

### 3. 실험결과 및 토의

시선의 이동방향에 대한 실험결과, 5인의 피험자에 대해 평균 84.5%의 정확도(accuracy)로 시선의 이동방향을 인식할 수 있었다. Table 2참조. 피험자별 정확도는 각각 (75.0%, 90.0%, 80.0%, 87.5, 90.0%)로 나타나, 사용자에게 따른 편차가 큰 것으로 나타났다. 인식률이 가장 낮은 (75%) 1번 피험자의 경우에는 안과질환 (strabismus)으로 인해, 안구의 이동방향과 시선의 이동방향이 일치하지 않는 것이 주된 원인인 것으로 분석되며, 3번 피험자의 경우에는 안면근육으로 인한 근전도 유입이 원인인 것으로 분석된다. 인식률을 나타내는 지표 중 recall은 임의의 패턴이 올바르게 인식된 비율을 나타내는데, 이를 통해 전체 인식률의 저하에 크게 기여하는 패턴을 파악할 수 있다. Table 2는 실험으로부터 계산된 혼동행렬이며, 이로부터 패턴별 인식률을 계산할 수 있다. 상/하/좌/우의 인식률(recall)은 각각 68.0%, 80.0%, 90.0%, 100.0%이며, 좌우에 비해 상하 시선이동에서 매우 낮은 인식률을 보이고 있다. 또한 Table 2는 대부분의 예러(31개 중 30개)가 상하신호와 관련하여 발생하였음을 보이고 있다.

Table 2. Confusion matrix for eye-movement recognitions

		OUTPUT			
		UP	DOWN	RIGHT	LEFT
T A R G E T	UP	34	1	15	0
	DOWN	4	40	4	2
	RIGHT	0	0	50	0
	LEFT	4	0	1	45

Table 3은 시선이동방향의 인식결과를 기존 연구결과 [14-17]과 비교한 것이다. 기존 연구 중 [17]에서는 오스트리아 gtec 사의 g.USBamp를 사용하여 EOG를 측정하

였으며, 다른 연구들에서는 EOG 획득을 위해 사용된 기기가 특정되지 않았으나, 문맥상 자체 제작된 장치들로 판단된다. 본 연구에서의 정확도(84.5%)가 기존 결과 [10,12,15]에 비해 약간 낮으나, naive한 알고리즘이 사용된 것을 고려한다면, 본 연구에서 사용된 PSL-iEOG2장치에서 획득된 신호의 질은 시선의 이동방향을 추정하는데 있어서 다른 기기와 유사한 수준이라고 추정할 수 있다.

Table 3. Recognition accuracy of directional eye movements

Methods	Number of classes	Number of subjects	Accuracy (%)
[14]	8	5	90
[15]	8	8	88.59
[16]	6 (including blink)	4	66.67
[17]	4	10	90
Proposed	4	5	84.5

Table 4은 eye-writing의 인식률을 글자별로 계산한 것이다. 저가형 장치를 사용한 eye-writing의 인식률은 29개 전체 패턴에 대해 평균 49.32%로, 고가 장치를 사용했던 기존의 인식률(87.38%)의 56% 수준으로 나타났다.

Table 4. Recognition results of eye-written characters. S, B, E denote space, back space, and enter symbols respectively.

Letter	Precision	Recall	F1 score
a	54.74	68.42	60.82
b	58.82	65.79	62.11
c	61.29	50.00	55.07
d	59.52	65.79	62.50
e	66.67	60.53	63.45
f	79.59	51.32	62.40
g	62.07	47.37	53.73
h	60.00	55.26	57.53
i	67.35	43.42	52.80
j	50.57	57.89	53.98
k	80.95	44.74	57.63
l	50.75	44.74	47.56
m	43.59	67.11	52.85
n	43.33	51.32	46.99
o	73.17	39.47	51.28
p	40.48	44.74	42.50
q	41.67	52.63	46.51
r	65.71	30.26	41.44
s	36.17	67.11	47.01
t	48.21	35.53	40.91
u	30.65	75.00	43.52

v	71.88	30.26	42.59
w	31.08	60.53	41.07
x	63.64	36.84	46.67
y	45.10	30.26	36.22
z	37.33	36.84	37.08
S	50.65	51.32	50.98
B	57.14	31.58	40.68
E	33.33	31.58	32.43
Avg.	53.98	49.23	49.32
Std.	14.21	13.37	8.70

Table 5는 피험자별로 정확도를 살펴본 것으로, 이와 같은 인식률의 저하가 전체 피험자군에서 발생하였음을 보여주고 있다. 정확도는 가장 높은 경우에도 88.79%에 불과하였으며, 이것은 기존의 평균 인식률을 겨우 상회하는 수준이다. 한편, 19명의 피험자 중 2명은 80%이상의 정확도를 보인 반면, 5명의 피험자는 그 절반인 40%에도 미치지 못하는 정확도를 보여, 피험자별 편차가 매우 큰 것을 발견할 수 있었다. 일부 피험자의 데이터에서 현저히 정확도가 낮게 나타난 것은 eye-writing이라는 생소한 활동에 대해 해당 피험자가 충분히 적응하지 못했던 것에 기인하는 것으로 보여진다.

Table 5. Recognition accuracy according to subjects

Subject ID	Accuracy
1	62.93
2	88.79
3	50.00
4	15.52
5	49.14
6	30.17
7	68.10
8	59.48
9	48.28
10	55.17
11	58.62
12	50.86
13	46.55
14	56.03
15	62.93
16	83.62
17	20.69
18	6.03
19	22.41
Avg.	49.23
Std.	21.94

저가형 EOG 획득장치를 사용한 eye-writnig의 정확도가 기존 시스템에 미치지 못함에 따라, 본 연구에서는 해당 장치를 활용하는 eye-writing의 글자 패턴(클래스) 수를 조정하며 저가형 시스템에 적절한 글자 패턴 수를

분석하였다. Fig. 5 분석하는 기준은 피험자별 정확도의 중위값(median value)을 사용하였는데, 이는 인식률이 매우 높거나 낮은 일부 피험자의 영향을 최소화하기 위한 것이다. Table 4의 글자별 인식률을 기준으로 정확도가 높은 순서대로 1개씩 패턴을 추가해 가며 정확도를 조사한 결과, 2개 패턴(z, y)에 대해 100%의 중위 정확도(median accuracy)를 보였으며, 5개 패턴(z, y, enter, o, s)을 사용했을 때는 90.00%, 16개 패턴(z, y, enter, o, s, x, p, e, v, w, B, m, f, u, n, l)을 사용했을 때의 중위 정확도는 73.44%였다. 5개 패턴만을 사용하였을 때 전체 피험자에 대한 중위 정확도는 90.00%로, 비교적 양호한 결과를 보였으며, 17개 이상의 패턴을 사용하는 경우에는 중위 정확도가 70% 이하로 떨어지는 것이 관찰되었다.

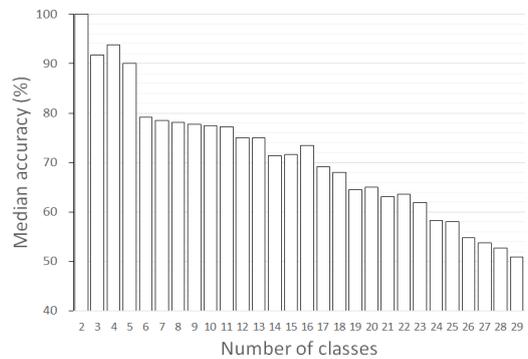


Fig. 5. Median accuracy across subjects as increasing the number of classes

Table 6는 eye-writing의 결과를 기존 연구결과와 비교한 것이다. 저가형 EOG 측정장치를 사용해 29개 영어 알파벳과 특수기호의 eye-writing을 수행했을 때의 인식 성능은 전체 피험자 평균 50.47%로, 동일한 조건에서 고가 장치를 사용하였을 때의 인식률(87.38%)[10]에 비해 60%이하의 성능을 보였다. 이것은 본 연구에서 사용된 장치의 신호안정성에 기인한 것으로 추정되나, 보다 정확한 분석을 위해서는 추가적인 연구가 필요할 것으로 여겨진다. 본 연구에서는 제안된 방법 외에도 전통적인 DTW 기법을 시도해 보았으며, 알고리즘과 관련된 제약 조건গুলো Table 1을 변화시키며 테스트해 보았으나 제안된 방법에 비해 유의미하게 높은 성능에 도달하지는 못하였다.

한편, 글자패턴의 개수를 16개, 5개로 지정하여 계산한 정확도(각각 73.44%, 90.00%)는 [3-5]에 비해 떨어지

는 수준이긴 하나, Lee 등[10]을 제외한 다른 기존 연구들이 직선안구운동을 위주로 eye-writing 패턴을 구성한 것을 고려한다면, 향후 사용자의 eye-writing 연습과정을 보장하여 향상시킬 수 있는 수준으로 여겨진다.

Table 6. Recognition accuracy of eye-writing

Method	Number of subjects	EOG device	Pattern Type	Number of classes	Accuracy (%)
[3]	8	Self designed	Concatenated directional movements (CDM)	8	87
[4]	18	Biosemi		10	95.4
[5]	6	BlueGain	CDM, circle	12	86.5
[9]	11	Self designed	Arabic number	14	75.5
[10]	20	Biosemi	English alphabets	29	87.38
Proposed (mean)	19	PSL-IEO G2	English alphabets	29	50.47
				16	63.08
				5	81.58
Proposed (median)				29	52.68
				16	73.44
				5	90.00

#### 4. 결론

본 연구에서는 저가형 EOG 측정장치를 사용하여 4방향의 시선변화 및 eye-writing 실험을 진행하였다. EOG를 사용하는 시선추적기술 및 eye-writing은 ALS (amyotrophic lateral sclerosis) 등으로 인해 사지가 마비된 환자들의 의사소통 도구로 기대되고 있다. 저가형 장치를 사용하는 시선추적과 eye-writing의 성능이 향상된다면, 환자의 삶의 질이 전반적으로 향상될 수 있을 것이라 기대된다. 본 연구에서는 간단한 시선방향인식 실험 결과, 저가형 측정장치는 비교적 단순한 알고리즘만으로도 외부 잡음이 유입되지 않은 경우 90%에 가까운 정확도로 시선방향을 인식할 수 있었으며, 복잡한 패턴을 쓰는 eye-writing의 경우 시선패턴의 정밀한 인식은 어려웠으나, 패턴의 숫자를 줄여 나가면서 기존 시스템과 유사한 수준으로 인식할 수 있었다. 최근, 의류에 적용가능한 바이오 센서에 관한 연구가 진행되고 있는데[18], 모자 등을 사용하여 EOG의 측정을 보다 간편하게 하고 IoT기반의 모바일 헬스케어 시스템[19-21] 등에 적용한다면, 보다 사용자 친화적인 환경에서 제안된 시스템을 사용할 수 있을 것으로 기대된다.

#### References

- [1] W. D. Chang, H.-S. Cha & C.-H. Im. (2016). Removing the Interdependency between Horizontal and Vertical Eye-movement Components in Electrooculograms. *Sensors*, 16(2), 227.
- [2] C. H. Morimoto & M. R. M. Mimica. (2005). Eye Gaze Tracking Techniques for Interactive Applications. *Computer Vision and Image Understanding*. 98, 4 - 24.
- [3] A. Bulling, D. Roggen & G. Tröster. (2009). Wearable EOG goggles: Seamless Sensing and Context-awareness in Everyday Environments, *Journal of Ambient Intelligent Smart Environment*. 1, 157 - 171.
- [4] W. D. Chang, H. S. Cha, D. Y. Kim, S. H. Kim & C. H. Im. (2017). Development of an Electrooculogram-based Eye-computer Interface for Communication of Individuals with Amyotrophic Lateral Sclerosis, *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*. 14(1), Article ID: 89.
- [5] F. Fang & T. Shinozaki. (2018). Electrooculography-based Continuous Eye-writing Recognition System for Efficient Assistive Communication Systems. *PLoS One*, 13(2), Article ID: e0192684.
- [6] S. Benedetto, M. Pedrotti, L. Minin, T. Baccino, A. Re & R. Montanari. (2011). Driver Workload and Eye Blink Duration, *Transportation Research Part F*, 14, 199 - 208.
- [7] B. D. Yetton, M. Niknazar, K.A. Duggan, E.A. McDevitt, L.N. Whitehurst, N. Sattari & S.C. Mednick. (2015). Automatic Detection of Rapid Eye Movements (REMs): A Machine Learning Approach, *Journal of Neuroscience Methods*, 259, 72-82.
- [8] R. Barea, L. Boquete, M. Mazo, E. López. (2002). Wheelchair Guidance Strategies using EOG, *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, 34(3), 279-299.
- [9] J. Z. Tsai, C. K. Lee, C. M. Wu, J. J. Wu, K. P. Kao. (2008). A Feasibility Study of an Eye-writing System Based on Electro-oculography. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 28, 39 - 46.
- [10] K. R. Lee, W. D. Chang, S. Kim, C. H. Im. (2017). Real-Time 'Eye-Writing' Recognition using Electrooculogram (EOG). *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(1), 37-48.
- [11] D. Borghetti, A. Bruni, M. Fabbrini, L. Murri, F. Sartucci. (2007). A Low-Cost Interface for Control of Computer Functions by Means of Eye Movements, *Computers in Biology and Medicine*, 37(12), 1765-1770.
- [12] W.-D. Chang and J. Shin. (2009). Dynamic Positional

- Warping: Dynamic Time Warping for Online Handwriting. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 23(5), 967 - 986.
- [13] W.-D. Chang and J. Shin. (2008) DPW Approach for Random Forgery Problem in Online Handwritten Signature Verification. *The 4th International Conference on Networked Computing and Advanced Information Management*, pp. 347-352. Gyeongju: IEEE.
- [14] K. Yamagishi, J. Hori, M. Miyakawa. (2006). Development of EOG-based communication system controlled by eight-directional eye movements. *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2574-2577. New York: IEEE.
- [15] S. L. Wu, L. De Liao, S. W. Lu, W. L. Jiang, S.A. Chen, C.T. Lin. (2013). Controlling a human-computer interface system with a novel classification method that uses electrooculography signals, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60, 2133-2141.
- [16] A. Banerjee, S. Datta, M. Pal, A. Konar, D.N. Tibarewala, R. Janarthanan. (2013). Classifying Electrooculogram to Detect Directional Eye Movements, *Procedia Technology*, 10, 67 - 75.
- [17] E. Iáñez, J.M. Azorin, C. Perez-Vidal. (2013). Using Eye Movement to Control a Computer: A Design for a Lightweight Electro-Oculogram Electrode Array and Computer Interface, *PLoS One*, 8(7), Article ID: e67099.
- [18] H.-J. Kim. (2017). A Review Study of Biosensors applicable to Wellness Wear, *Journal of Digital Convergence*, 15(11), 231-243.
- [19] Y.-S. Jeong. (2017). Data Storage and Security Model for Mobile Healthcare Service based on IoT, *Journal of Digital Convergence*, 15(3), 187-193.
- [20] M.-J. Lee, H.-K. Kang. (2017). Effects of Mobile based-Healthcare Service using Human Coaching to the Self-care of Diabetes. *Journal of Convergence for Information Technology*, 7(4), 83-89.
- [21] M.-G. Cho. (2017). Smart Elderly-care System using Smart-phone. *Journal of Convergence for Information Technology*, 7(5), 129-135.

장 승 태(Jang, Seung-Tae)

[학생회원]



- 2017년 2월 : 동명대학교 의용공학과 (공학사)
- 관심분야 : 생체신호처리
- E-Mail : rllfirlf@naver.com

이 정 환(Lee, Jung-Hwan)

[학생회원]



- 2017년 2월 ~ 현재 : 동명대학교 의용공학과 재학
- 관심분야 : 생체신호처리
- E-Mail : gmlakd\_ljh@naver.com

장 재 영(Jang, Jae-Young)

[학생회원]



- 2017년 2월 ~ 현재 : 동명대학교 의용공학과 재학
- 관심분야 : 생체신호처리
- E-Mail : gmlakd\_ljh@naver.com

장 원 두(Chang, Won-Du)

[정회원]



- 2005년 2월 : 부산대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2011년 3월 : 일본Aizu대학교 컴퓨터정보시스템학과 (컴퓨터이공학박사)
- 2017년 2월 ~ 현재 : 동명대학교 전자-의용공학부 조교수
- 관심분야 : 패턴인식, 알고리즘, 생체신호처리
- E-Mail : chang@tu.ac.kr