

웨이블릿 계수와 Dynamic Positional Warping을 통한 EOG기반의 사용자 독립적 시선인식

장원두[†], 임창환^{†*}

EOG-based User-independent Gaze Recognition using Wavelet Coefficients and Dynamic Positional Warping

Won-Du Chang[†], Chang-Hwan Im^{†*}

ABSTRACT

Writing letters or patterns on a virtual space by moving a person's gaze is called "eye writing," which is a promising tool for various human-computer interface applications. This paper investigates the use of conventional eye writing recognition algorithms for the purpose of user-independent recognition of eye-written characters. Two algorithms are presented to build the user-independent system: eye-written region extraction using wavelet coefficients and template generation. The experimental results of the proposed system demonstrated that with dynamic positional warping, an F1 score of 79.61% was achieved for 12 eye-written patterns, thereby indicating the possibility of user-independent use of eye writing.

Key words: Eye-writing, Pattern Recognition, Character Recognition, Dynamic Time Warping

1. 서 론

안구전도(Electrooculogram: EOG)는 각막과 망막 사이에서 존재하는 전위차에 기인하며 안구의 움직임에 따라 발생하는 전기신호로, 이를 활용하여 시선의 방향을 추정할 수 있다.[1]. 기존 문헌에서 안구전도의 활용은 크게 세 가지로 나타난다. 먼저, 안구전도는 뇌파에 유입된 인공물(Artifact)의 제거에 활용된다[2,3,4]. 뇌파에는 근육, 눈 움직임 등으로 인한 여러 가지 인공물이 유입되는데, 이와 같은 인공물은 뇌파의 올바른 분석에 방해가 된다. 안구전도에서는 눈과 눈꺼풀의 움직임이 강하게 측정되기 때문에, 안구전도의 분석을 통해 뇌파에 포함된 인공물을 제거

하거나 보정할 수 있다. 안구전도의 두 번째 활용방안은 사용자(피험자)의 상태를 확인하는 것이다. 눈 깜빡임을 측정하여 졸음여부를 판단하거나[5] 눈의 움직임을 통해 수면의 상태등 확인할 수 있다[6, 7]. 시선의 움직임으로부터 사용자가 수행중인 활동(독서, 영화시청 등)을 분류하는 연구[8]가 보고되기도 하였다. 세 번째 활용방안은, 시선의 움직임이나 눈 깜빡임을 HCI 도구로써 활용하는 것이다. 짧은 순간 동안 이루어지는 4방향에서 최대 24방향[9-10]의 시선이동과 눈깜빡임을 검출하고 분류하는 연구들이 있었으며, 이를 활용하여 상하/좌우로 커서를 이동시키거나[12], 간단한 게임의 인터페이스로 사용할 수 있음이 보고된 바 있다[13].

* Corresponding Author: Won-Du Chang, Address: (48520) Shinsun-ro 428, Nam-gu, Busan, Korea, TEL: +82-51-629-1314, E-mail: 12cross@gmail.com

Receipt date: Jul. 25, 2018, Revision date: Aug. 23, 2018
Approval date: Sep. 4, 2018

[†] School of Electronic and Biomedical Engineering, Tongmyung University

^{**} Department of Biomedical Engineering, Hanyang University (E-mail: ich@hanyang.ac.kr)

* 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-2017R1D1A1A 09000774)

Eye writing은 시선으로 가상의 평면이나 공간에 글자를 쓰는 것으로, 시선의 궤적이 특정 글자의 모양이 되도록 눈을 움직이는 행동을 말한다. 실제 공간상에는 글이 나타나지 않으나, 해석된 시선의 궤적이 컴퓨터상에 글자로 나타나기 때문에 eye writing으로 불리워지고 있다[11]. 안구전도는 전위의 누적되는 변화를 바탕으로 이루어지기 때문에, 카메라 기반의 시선추적에 비해 긴 시간 동안의 시선을 추적하는 것은 매우 도전적인 주제다. 초기에는 간단한 형태의 도형(Z,口)모양[14]이나 숫자[15] 등을 인식하는 연구가 진행되었으며, 은닉 마코프 모델 (Hidden Markov Model: HMM)을 사용한 숫자인식에 관한 연구는 79.6%의 인식률을 달성하였다[15]. 이후, Lee 등이 Dynamic Time Warping (DTW)를 사용하여 87.12%로 영어 알파벳의 Eye-Writing을 인식할 수 있었으며[16], Fang과 Shinozaki는 HMM을 사용하여 일본어 가타카나를 86.5%의 정확도로 인식할 수 있었다[17]. 최근 Chang 등은 웨이블릿과 Dynamic Positional Warping (DPW)를 사용하여 95.37%의 높은 인식률을 보이는 알고리즘을 제안하였으나[18], 이는 사용자 종속적으로 수행된 것으로, 본인이 직접 쓴 글자를 사용하여 학습된 결과였다. 사용자 종속 시스템은 개개인이 쓰는 필체에 맞추어 모델을 만들고 최적화하는 것이 상대적으로 용이하나, 새로운 사용자의 사용을 위해서는 해당 사용자의 학습 데이터를 새롭게 다량 수집해야 한다는 단점이 있다. 사용자 독립 시스템은 사용자의 개인별 특징을 포괄하는 하나의 모델을 제시하는 방법으로, 새로운 사용자가 추가적인 데이터의 수집 없이도 사용할 수 있는 시스템이다.

본 논문은 사용자 독립 구조에서 기존 알고리즘[17]의 정확도 분석을 그 목표로 한다. 이를 위해, 기존 알고리즘이 사용자 독립 구조에서 동작할 수 있도록 약간의 변형을 가하였으며, 알고리즘의 성능을 분석하고, 기존 알파벳 eye writing 인식결과[16]와의 정확도를 비교하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 연구에서 활용된 웨이블릿 변환과 dynamic time/positional warping 알고리즘에 대해, 3장에서는 사용자 독립 eye writing 인식을 위한 전체 시스템과 각 단계별 알고리즘에 대해 설명한다. 4장에서는 제안된 알고리즘을 통한 사용자 독립 eye writing의 인식 결과

를 보이고, 이를 다각도로 분석하고, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

2.1 웨이블릿 함수

웨이블릿 함수는 원신호를 서로 다른 주파수와 같은 형태를 가지는 기저함수들과의 합성곱의 형태로 분리 및 변환하는 함수이며, 뇌파, 안구전도, 근전도, 심전도 등과 같은 다양한 생체신호의 처리에 널리 사용되고 있다[19]. 어떤 시계열 신호 $s(b)$ 에 대해, 웨이블릿 함수는 각각의 시간 b 에서 계산되는 웨이블릿 계수들의 수열로 나타나며, 이때, 웨이블릿 계수 C_b^a 는 스케일 a , 시간 b 에서 수식 (1)과 같이 계산된다.

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

이때, ψ 는 웨이블릿, 즉 기저함수를 의미하며, 원신호의 특성에 따라 다양한 형태의 웨이블릿들이 사용될 수 있다.

2.2 Dynamic Time Warping

Dynamic time warping (DTW)는 시계열 이산(discrete) 데이터 간의 비유사도(dissimilarity)를 계산하는 알고리즘이다. DTW는 두 데이터 간에 대응점을 찾고, 각 대응점 사이의 거리합으로 비유사도를 정의한다. 이 때, 비유사도가 최소가 되게 하는 대응점의 집합으로 최적 대응점을 설정하며, 계산의 복잡도를 낮추고 대응점 설정시에 제약(constraint)을 두기 위해 동적 프로그래밍 (dynamic programming: DP) 기법을 사용한다. DP기법을 사용하여 최적의 대응점을 찾는 문제는 가로축과 세로축이 각각 두 신호 s_1, s_2 의 데이터를 나타내는 테이블에서 값을 찾는 문제로 정의될 수 있다(Fig. 1 참조).

Fig. 1과 같이 DTW는 두 신호 간에 대응점을 찾을 때, 모든 데이터를 대응시키지 않고, 일부 데이터를 고의로 누락시키는 것을 허용하는데, 시계열 데이터에서 데이터의 누락은 시간을 뛰어넘는 것으로 볼 수 있기 때문에, time warping으로 명명되었다. 이때, 너무 많은 데이터가 한꺼번에 누락되지 않도록 time warping에 제약을 주게 되는데, 이를 제약조건

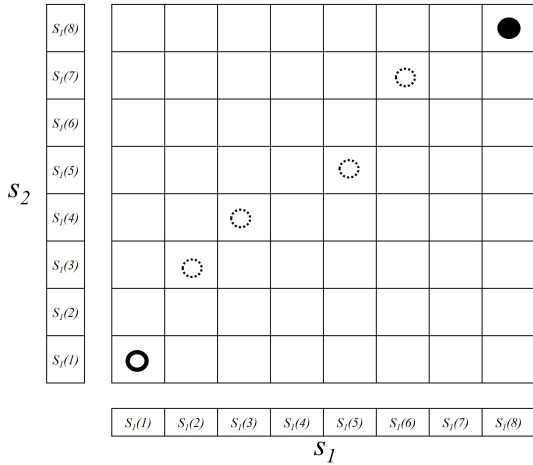


Fig. 1. Concept of dynamic time warping (DTW). DTW finds the matching pairs between two signals S_1 and S_2 to minimize the sum of distance between each corresponding points. Circles in the table shows the corresponding pairs (the white circle denotes the starting points, while filled circle denotes the last points).

슬로프(constraint slope)라고 한다. 제약조건슬로프는 연속된 두 개의 대응점에 대한 규칙으로, 한 점에서 다음 점으로 이동할 때에 가능한 연결경로를 지정해 둔 것이다. 각각의 가능한 연결경로는 가지(branch)로 명명되며, 본 논문에서 사용된 제약조건슬로프의 가지는 Table 1과 같다.

두 신호 S_1, S_2 사이의 비유사도 $D_{DTW}(S_1, S_2)$ 는 수식 (2)와 같이 정의된다.

$$D_{DTW} = d_{DTW}(L_{s1}, L_{s2}) \quad (2)$$

$$d_{DTW}(i, j) = \min_b \left\{ d_{DTW}(C_i^b(s_1), C_i^b(s_2)) + \sum_{k=1}^{l-1} \| P_{C_k^b(s_1)}^{s_1} - P_{C_k^b(s_2)}^{s_2} \| \right\}$$

Table 1. Branches of constraint slope for DTW. B denotes length of the branch, which is an odd number

Branch ID	Level 1	Level 2	Length
0	(i, j)	$(i-1, j-1)$	2
1	(i, j)	$(i-1, j-2)$	2
2	(i, j)	$(i-2, j-1)$	2
3	(i, j)	$(i-1, j-3)$	2
4	(i, j)	$(i-3, j-1)$	2
...
$B-1$	(i, j)	$(i-1, j-1-B/2)$	2
B	(i, j)	$(i-1-B/2, j-1)$	2

여기에서, L_s 는 신호 s 의 길이(DP의 개수), $\| P_i^{s_1} - P_j^{s_2} \|$ 는 두 점 $s_1(i)$ 과 $s_2(j)$ 사이의 유클리드 거리, l 은 가지에 포함된 점의 개수, b 는 제약조건슬로프의 가지번호, $(C_k^b(s_1), C_k^b(s_2))$ 는 b 번째 가지의 k 번째 Level 노드가 위치한 DP테이블 상의 좌표를 의미한다.

2.2 Dynamic Positional Warping

Dynamic positional warping (DPW)는 DTW의 한 종류로, 2차원 공간상에 존재하는 시계열 신호들 간의 대응점을 찾기 위해 개발되었다[20]. DPW는 time-warping이 이루어질 때, 공간상의 좌표 데이터도 같이 warping함으로, 점대 점으로 대응점을 찾지 않고 sub-signal 단위로 유사한 부분을 찾을 수 있도록 유도한다. 이를 통해 DPW는 서명검증, 윤곽선 비교 등에서 DTW에 비해 높은 정확도를 보인 바 있다[20-21].

$L_s, \| P_i^{s_1} - P_j^{s_2} \|, l, b, (C_k^b(s_1), C_k^b(s_2))$ 가 수식 (2)와 같을 때, 두 신호 S_1, S_2 사이의 비유사도 $D_{DPW}(S_1, S_2)$ 는 수식 (3)와 같이 정의된다.

$$D_{DPW} = d_{DPW}(L_{s1}, L_{s2}) \quad (3)$$

$$d_{DPW}(i, j) = \min_b \left\{ d_{DPW}(C_i^b(s_1), C_i^b(s_2)) + \sum_{k=1}^{l-1} \left\| \left(P_{C_k^b(s_1)}^{s_1} - P_{C_k^b(s_1)}^{s_1} \right) - \left(P_{C_k^b(s_2)}^{s_2} - P_{C_k^b(s_2)}^{s_2} \right) \right\| \right\}$$

3. 연구 방법

3.1 데이터

본 논문에서는 CoNE_Eye2015Eng 데이터셋이 사용되었다[16]. 이 데이터셋은 20명의 피험자에 의해 기록된 영어 알파벳과 3개 특수기호의 eye writing 데이터가 포함되어 있으며, 각각의 피험자가 모니터상의 9개의 점을 바라볼 때 획득된 신호를 사용하여 보정 및 정규화되어 있다. 각각의 피험자는 29개 패턴을 총 5번씩 반복해서 eye writing하였으며, 피험자의 안구전도는 BioSemi(네덜란드)사의 Active Two 생체신호계측 시스템을 사용하여 계측되었다.

3.2 알고리즘 개요

서명 검증을 위한 알고리즘의 개요[18]는 Fig. 2과

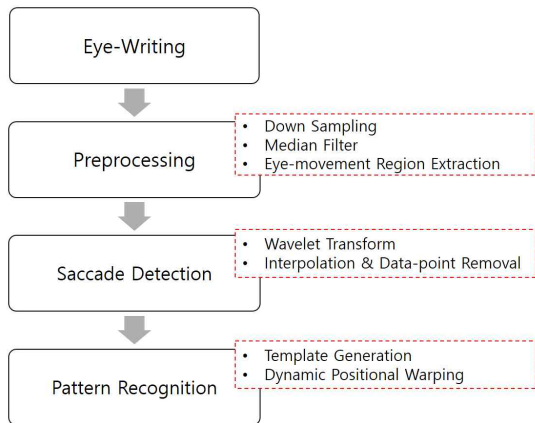


Fig. 2. Overall structure of proposed method.

같다. 알고리즘은 크게 전처리, 고속안구운동 검출, 패턴인식의 3단계로 나누어진다. 전처리 단계에서 eye writing 신호는 다운샘플링과 미디언필터를 통해 잡음이 제거되며, 고속안구운동검출 단계에서는 wavelet계수의 계산을 통해 고속안구운동(saccades)에 해당되는 신호가 추출된다. 이후, 고속안구운동신호는 글자인식의 성능을 높이기 위해 보간 및 제거되며, 보간된 신호는 DTW를 통해 템플릿 패턴과 비교되어 어떤 글자인지 인식된다.

3.3 전처리

본 논문에서 사용된 원신호는 2048Hz로 측정되었으나, eye writing시 안구전도의 움직임은 더 낮은 주파수대역에서 일어나기 때문에 고주파 대역의 신호는 불필요하다. 64Hz로 신호를 다운샘플링 하고 중위 필터를 사용하여 고주파대역의 잡음을 제거하였다.

3.4 Eye writing영역 추출

Eye-Writing을 하기 직전과 직후 눈을 움직이지 않고 대기하는 시간이 있어, 이 때 기록된 신호를 제거하는 작업이 필요하다. 이를 위해, 원 신호에 포함된 눈깜빡임 신호를 검출 및 제거하고, 웨이블릿 계수를 사용하여 눈 움직임이 없는 대기 신호(첫 움직임 이전 신호, 마지막 움직임 이후 신호)를 제거하였다. 눈깜빡임 검출은 Chang et al[22]의 sharp 검출 알고리즘을 사용하였으며, 제거된 눈 깜빡임 구간은 선형으로 보간하였다.

대기신호의 검출은 웨이블릿 계수를 이용하여 추출하였다. 웨이블릿을 사용하여 고속안구운동을 추출하는 방식은 Bulling et al[14]에서 유래되었으며, 임계치의 설정 방식은 Chang, et al.[18]의 방법과 동일하다. 이 단계에서는 전처리된 신호로부터 웨이블릿 계수를 계산하고, 계수가 일정 임계치를 넘는 경우 고속안구운동 구간으로 처리하였다. 웨이블릿 계수의 계산은 수식 (1)을 따르며, 이 때 a 는 Bulling의 방법과 동일하게 20으로, 임계치는 Chang의 방법과 동일하게 0.08로 설정되었다. 대기신호를 제거한 후에는 글자의 너비와 높이 중 큰 값이 1이 되도록, 가로세로의 비율을 유지하면서 정규화하였다. 각 단계 별 처리에 따른 신호의 변화는 Fig. 3와 같다.

3.5 고속 안구운동신호 추출과 데이터 보간

고속안구운동의 신호 검출은 3.4장에서 추출된 eye writing 신호로부터 웨이블릿 계수를 사용하여 수행되었으며, 그 방법은 3.4장과 동일하게 웨이블릿 계수와 임계치를 사용하였다. 추출된 고속 안구운동 신호는 인접한 점들간의 간격이 일정하지 않으므로, 인접한 점과의 간격이 일정 범위 내에 존재하도록 데이터를 선형으로 보간하거나 삭제하였다. 이때 사용한 임계범위 구간은 수식 (4)와 같다.

$$[\mu + \sigma, 2(\mu + \sigma)] \tag{4}$$

이 때, μ 는 주어진 데이터에서 인접한 점과 점 사이 거리의 평균, σ 는 표준편차다. Fig. 4은 추출된 고속안구운동 신호를 나타내고 있다.

3.4 템플릿 생성

사용자 종속 시스템에서는 추가적인 템플릿 생성 없이 각 사용자의 학습 데이터를 템플릿으로 직접 사용하였으나[16,18], 사용자 독립 시스템에서는 사용자마다 글자의 패턴이 조금씩 다르기 때문에 템플릿의 생성이 필수적이다. 템플릿은 각각의 글자별로 학습 데이터들의 전체 평균을 구하는 방식으로 생성되었다. 각각의 글자 데이터는 쓰는 속도가 매우 다양하므로 보정 없이 평균을 구하게 되면 글자가 깨지게 되는 문제가 발생한다. 본 연구에서는 선형보간기법을 사용하여 글자 데이터들의 길이를 정규화하였으며, 정규화된 데이터를 사용하여 평균을 계산하였다. 템플릿은 학습데이터로부터 생성되므로, 학습데

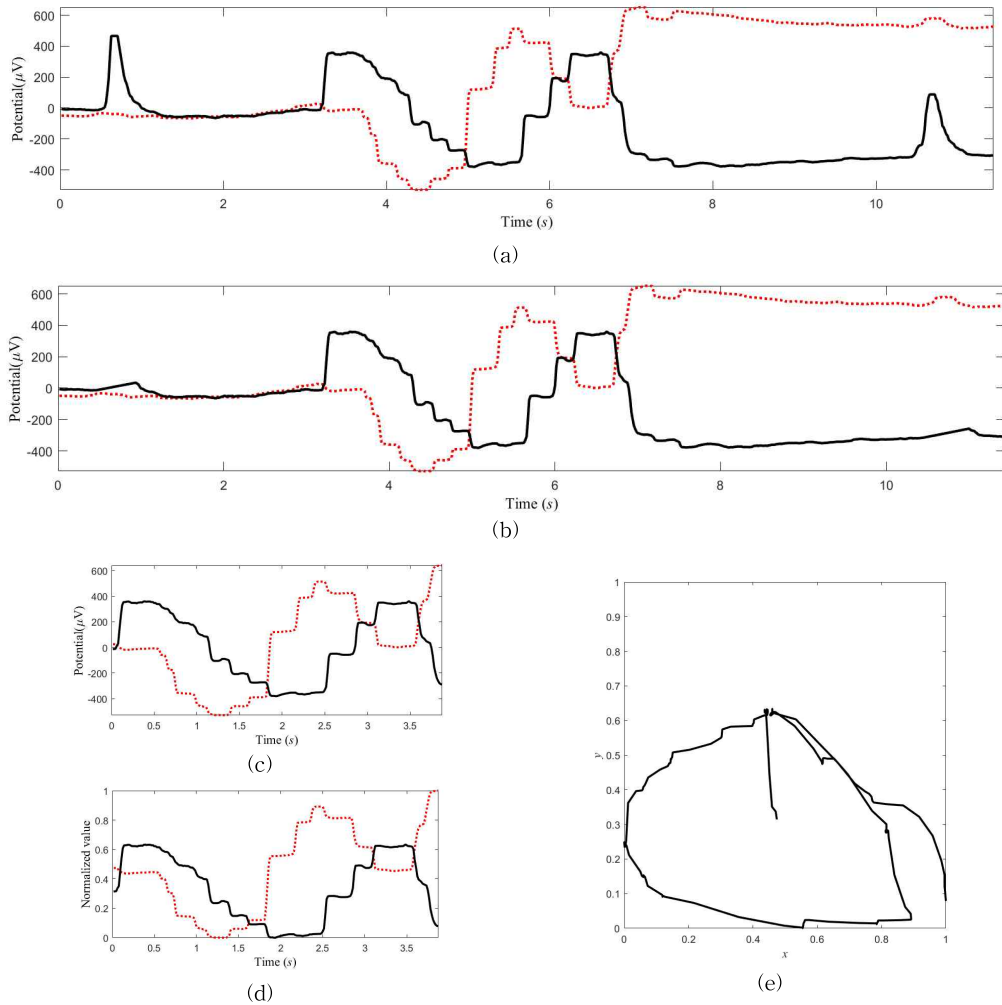


Fig. 3. Original EOG signal of alphabet 'a' and extracted signal in eye writing region, (a) Original signal, (b) Eyeblink removed signal, (c) Signal in eye writing region, (d) Normalized signal, (e) Normalized signal in 2D axis. Thick solid lines represent vertical EOG signal, while dotted line represent horizontal EOG signal.

이터의 선택에 따라 조금씩 그 모양이 달라질 수 있다. Fig. 5는 전체 데이터를 사용하여 생성된 글자의 템플릿이다.

3.5 패턴 인식과 평가 방법

패턴인식은 사용자-독립(user-independent), twenty-fold-validation 방식으로 이루어졌다. 즉, 19명분의 데이터를 템플릿 생성에 사용하고, 나머지 1명분의 데이터를 사용하여 검증하였으며, 이 검증을 총 20회 반복함으로써, 전체 데이터에 대한 테스트가 이루어 질 수 있도록 하였다. 임의의 한 글자를 분류하는

알고리즘은 DTW/DPW가 사용되었으며, DTW/DPW를 사용하여 템플릿과의 거리(비유사도)를 계산한 후, 거리가 가장 가까운 템플릿과 같은 클래스로 분류하였다. 임의의 테스트 데이터 $test$ 는 N 개 템플릿에 대해 수식 (5)를 사용하여 분류되었다.

$$c_{test} = \operatorname{argmin}_i D_i \tag{5}$$

$$D_i = DTW(test, TM_i)$$

위 수식에서 c_{test} 는 테스트데이터의 클래스 번호를, i 는 템플릿 데이터의 클래스 번호를 나타내며, $1 \leq i \leq N$ 이다. $DTW(test, TM_i)$ 는 두 신호($test, TM_i$)

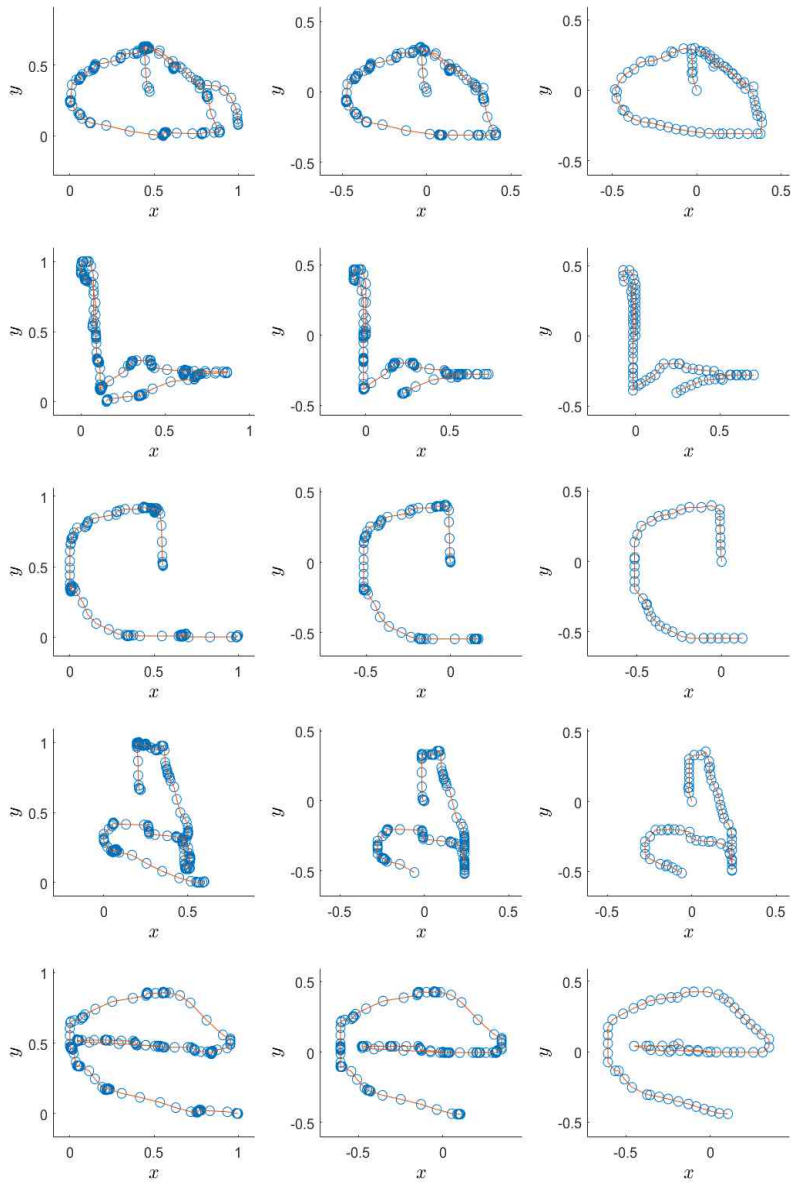


Fig. 4. Eye-written characters (a to e). The first column shows extracted eye-writing signal, while the second and third column illustrates extracted saccades and interpolated signal, respectively. Circles denote each data points.

사이의 DTW/DPW 거리를 나타낸다.

알고리즘은 정밀도(precision), 재현율(recall), 정밀도와 재현율로부터 도출되는 F1점수(F1 score), 그리고 정확도(accuracy)로 평가되었다. 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 6과 같다. 정밀도, 재현율, F1점수는 각 글자별 결과를 분석하기 위하여, 정확도는 사용자별 결과를 분석하기 위하여 도입되었다.

$$\text{Precision} = \frac{|TP|}{|TP| + |FP|}$$

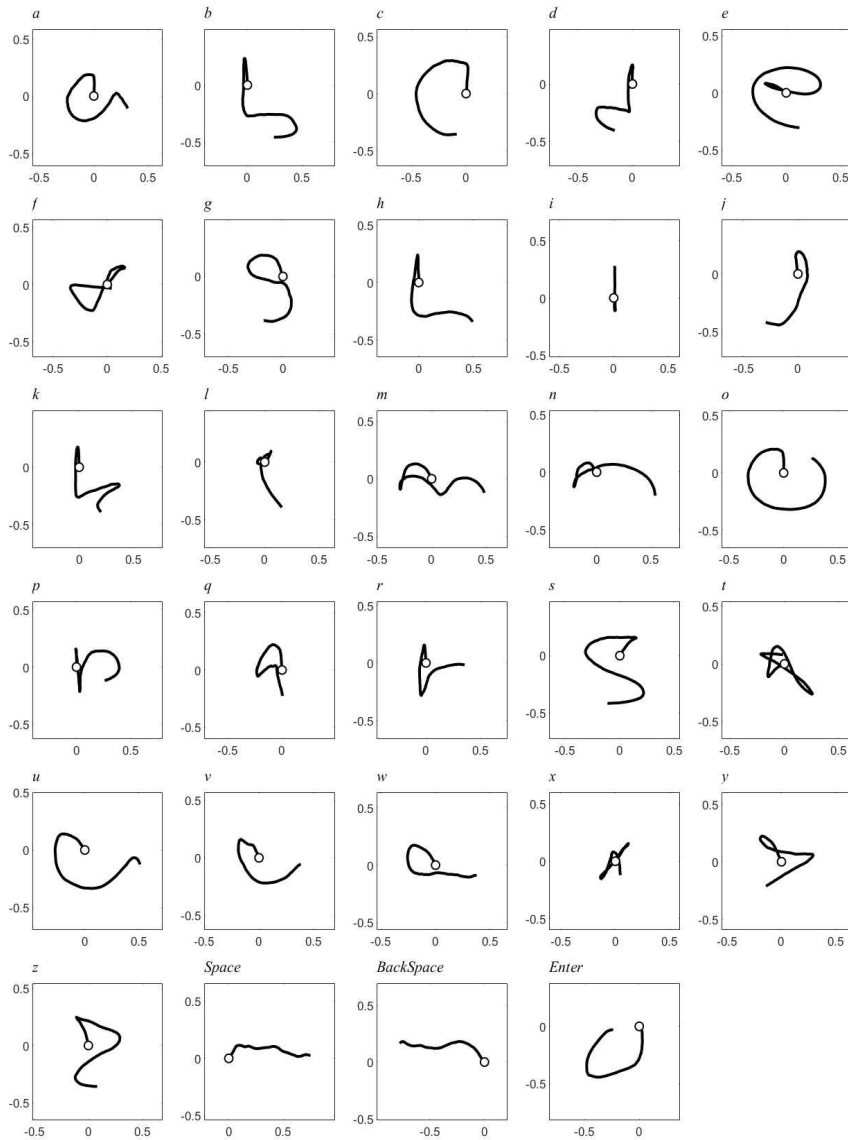


Fig. 5. Templates of eye-written English alphabets. x and y axes represent normalized xy coordinates, and white circles illustrate starting point of eye writing.

$$\text{Recall} = \frac{|TP|}{|TP| + |FN|} \quad (6)$$

$$\text{F1score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{|TP|}{|N|}$$

4. 실험 결과 및 고찰

Table 2는 전체 글자 데이터에 대한 인식 정확도

를 글자별로 나타낸 것이다. 29개 글자를 분류하는 문제에서 글자별 평균 인식률(F1 score)은 49.96%로 사용자 중속 eye writing의 인식률(87.12%[16])에 비해 저조하였다. DTW와 DPW의 알고리즘 비교에서는 DPW가 전통적인 방식인 DTW보다 높은 성능을 보였으며, 이는 최근 다른 논문을 통해 보고된 바와 부합한다[18,20,21]. 글자별로는 e 가 79.81%로 가장 높은 정확도를 보였으며, x 는 16.95%로 가장 낮은 정확도를 보였다. x 는 많은 경우 ‘ f ’로 오인식되었으

Table 2. Classification accuracy according to letters

Char.	DTW			DPW		
	Precision	Recall	F1 score	Precision	Recall	F1 score
a	30.00	18.29	22.73	36.00	35.64	35.82
b	20.00	36.36	25.81	66.00	51.36	57.77
c	44.00	73.33	55.00	52.00	59.09	55.32
d	46.00	61.33	52.57	61.00	44.53	51.48
e	94.00	49.74	65.05	86.00	74.46	79.81
f	80.00	40.40	53.69	65.00	62.50	63.73
g	35.00	54.69	42.68	45.00	50.00	47.37
h	19.00	38.78	25.50	46.00	41.44	43.60
i	79.00	76.70	77.83	79.00	65.56	71.66
j	47.00	55.29	50.81	70.00	62.22	65.88
k	50.00	30.30	37.74	54.00	44.26	48.65
l	17.00	35.42	22.97	16.00	18.18	17.02
m	39.00	34.82	36.79	41.00	44.32	42.60
n	7.00	28.00	11.20	37.00	43.27	39.89
o	53.00	51.96	52.48	42.00	46.93	44.33
p	46.00	40.00	42.79	38.00	38.58	38.29
q	33.00	24.81	28.33	27.00	32.93	29.67
r	41.00	34.45	37.44	40.00	34.33	36.95
s	43.00	58.11	49.43	60.00	63.16	61.54
t	95.00	79.17	86.36	92.00	90.64	91.32
u	20.00	36.36	25.81	33.00	33.85	33.42
v	13.00	43.33	20.00	37.00	39.78	38.34
w	39.00	28.89	33.19	21.00	22.70	21.82
x	5.00	3.73	4.27	15.00	19.48	16.95
y	80.00	36.36	50.00	53.00	52.22	52.61
z	21.00	26.58	23.46	71.00	71.36	71.18
SPACE	63.00	86.30	72.83	69.00	73.40	71.13
BSPACE	71.00	91.03	79.78	72.00	77.42	74.61
ENTER	37.00	90.24	52.48	40.00	54.79	46.24
Average	43.69	47.06	42.73	50.48	49.95	49.96

며 (27%), 그 외 y (18%), d (9%) 등으로 오인식되는 경우도 많았다.

Fig. 6는 오인식의 패턴을 보여주는 혼돈 매트릭스(confusion matrix)이다. 가장 오인식이 높았던 경우는 x 를 l 로 인식하는 경우(27%)였으며, 그 다음으로는 l 를 j 로 (26%), enter를 d 로 (25%)인식하는 경우가 많았다. 오인식된 데이터들을 하나씩 분석해 본 결과, 전반적으로 인식률이 낮게 나타난 것은 글자당 하나의 템플릿이 모든 사용자의 데이터를 대표 하지 못하는 문제에서 비롯된 것으로 판단된다. 사용자에게 따라 글자를 쓰는 방식(눈의 상하/좌우 움직임 비율,

전반적인 글자모양 등)이 조금씩 차이가 있는 경우가 많았으며, 이로 인해 다른 글자의 템플릿과 오히려 유사한 형태를 지니게 되었다. 그 결과, 사용자에게 따라 인식 정확도의 편차가 매우 커진 것(최대 74.48%, 최소 25.52%)을 확인할 수 있었다(Table 3 참조).

Fig. 7은 사용자 독립 eye writing 인식에서 분류 가능한 패턴의 개수를 분석하기 위해 DTW알고리즘의 결과를 기준으로 인식 성능이 높은 순서부터 각 글자 패턴(분류 클래스)을 추가하며 인식률을 비교한 결과다. 비교 결과, 총 5개의 글자패턴(t , e , back-space, i , z)의 분류에 있어서는 90%에 근접한(89.16

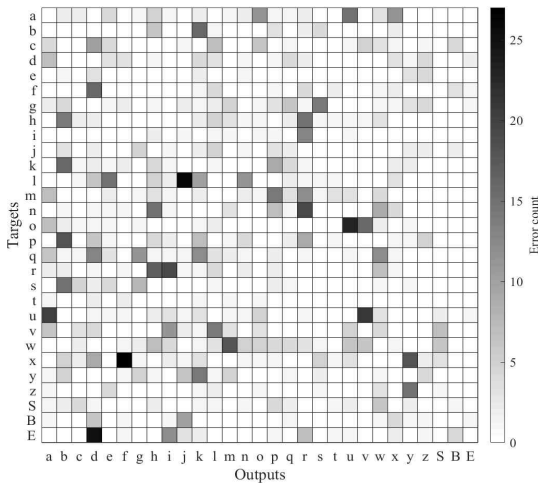


Fig. 6. Confusion matrix of 29 eye writing letters. S, B, and E denote space, backspace, and enter, respectively. Please note darker color indicates higher error rates.

Table 3. Recognition accuracy according to subjects

Subject ID	Accuracy
1	63.45
2	53.79
3	56.55
4	33.10
5	53.10
6	24.83
7	50.34
8	46.21
9	47.59
10	42.07
11	61.38
12	57.93
13	50.34
14	53.79
15	62.07
16	25.52
17	65.52
18	74.48
19	34.48
20	53.10
Avg.	50.48

%)의 성능을 보였으며, 총 12개의 글자(*t, e, back-space, i, z, space, j, f, s, b, c, y*)에 대해서는 80% 수준의 인식률(79.61%)을 유지할 수 있었다. 이후,

패턴이 하나씩 증가할 때마다, 인식률은 점진적으로 감소하는 결과를 보였다.

Table 4는 본 연구에서의 사용자 독립적 eye writing 인식 결과와 기존의 결과를 비교하여 보여주고 있다. 기존의 연구들은 대체로 사용자 종속적인 환경에서 검증되었으며, Lee 등[16]을 제외한 다른 연구들에서는 자유로운 형태 대신 직선의 조합으로 구성된 패턴을 주로 사용하였다. Bulling 등 [14]의 연구에서는 사용자 종속/독립 여부를 명확히 언급하고 있지 않으나, 직선의 조합으로 구성된 패턴을 사용하는 점에서는 다른 기존 연구들과 동일하다. 본 연구에서는 자유로운 형태의 eye writing이 시도되었으며 DPW를 사용하여 12개 패턴에 대해 79.61%의 정확도를 달성하여, 대부분 직선의 조합으로 구성된 패턴을 사용한 Fang 등(12개/86.5%)[17], Bulling 등(8개/87%)[14], Chang 등(10개/92.41%)[18]에 비해 각각 6.89%p, 7.39%p, 12.80%p 낮은 결과를 보였다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 사용자 독립 eye writing 인식을 위한 알고리즘의 기본 구조를 제안하고, 분석하였다. 기존의 사용자 종속적 시스템을 사용자 독립환경에서 사용하기 위하여, 웨이블릿을 사용하는 eye writing 영역을 추출 알고리즘과 eye writing 데이터셋으로부터 템플릿을 생성하는 알고리즘을 제시하였다. 또한, 사용자 독립적 eye writing인식의 결과를 글자별, 사용자별로 분석하고, 클래스 수의 변화에 따른 결과를 정리하여 보고하였다. 본 연구는 20명이 26개 영어 알파벳과 3개 기호를 각각 5회씩 eye writing 한 데이터를 사용하였다. 제안된 알고리즘은 총 12개의 글자패턴에 대해서 79.61%의 인식률(F1 score)을 보였으며, 영어 알파벳과 3개 기호 전체에 대해서는 사용자 평균 50.48%의 정확도(accuracy)를 보였다. 이는 기존의 사용자 종속 인식률(87.12%)에 비해 매우 저하된 것이나, 12개 패턴에 대해 80%에 근접한 인식률을 나타냄으로 사용자 독립 인식의 가능성을 보인 것에 본 논문의 의의가 있다.

향후, 정확도를 보다 향상시키기 위해서는 패턴에 따른 템플릿을 2개 이상 생성하여야 할 것으로 생각되며, deep learning 등을 활용하여 다양한 모델의 자동 생성을 시도할 예정이다. 또한, 사용자에 따른 인식률 편차를 줄이기 위해서 eye writing의 연습 방

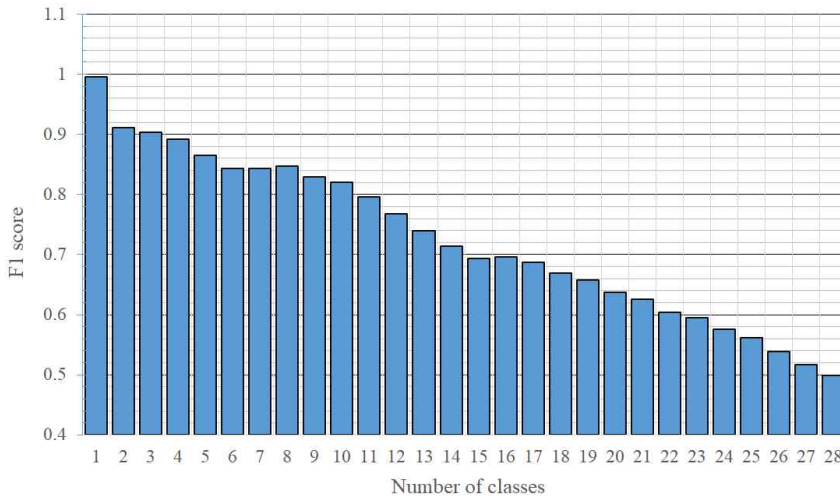


Fig. 7. F1 scores according to the number of classes.

Table 4. Recognition rates of proposed method in comparison to the conventional methods

	Number of classes	Number of subjects	User dependency	Pattern type	Recognition rates
Bulling et al. [14]	8	11	Not specified	Concatenated directional movements (CDM)	87
Chang et al. [18]	10	18	Dependent		92.41
Fang et al. [17]	12	6	Dependent	CDM, a circle	86.5
Lee et al. [16]	29	20	Dependent	English Alphabets, CDM symbols	87.38
Proposed (DTW)	5	20	Independent		85.29
	12				72.13
	29				42.73
Proposed (DPW)	5				89.16
	12				79.61
	29				49.96

법을 개선시킬 필요가 있을 것으로 보인다.

REFERENCE

[1] *Bioelectromagnetism- Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*, <http://www.bem.fi/book> (accessed Apr., 12, 2018).

[2] W.-D. Chang, J.-H. Lim, and C.-H. Im, "An Unsupervised Eye Blink Artifact Detection Method for Real-time Electroencephalogram Processing," *Physiological Measurement*, Vol. 37, No. 3, pp. 401-417, 2016.

[3] W.-D. Chang, H.-S Cha, K. Kim, and C.-H. Im, "Detection of Eye Blink Artifacts from Single Prefrontal Channel Electroencephalogram," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 124, pp. 19-30, 2016.

[4] S. Zhang, J. McIntosh, S.M. Shadli, P.S. Neo, Z. Huang, and N. McNaughton, "Removing Eye Blink Artefacts from EEG-A Single-channel Physiology-based Method," *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 291, pp. 213-220, 2017.

[5] R. Schleicher, N. Galley, S. Briest, and L. Galley, "Blinks and Saccades as Indicators of

- Fatigue in Sleepiness Warnings: Looking Tired?," *Ergonomics*, Vol. 51, No. 7, pp. 982-1010, 2008.
- [6] S.K. Kim and S.K. Yo, "Multimodal Bio-signal Measurement System for Sleep Analysis," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 21, No. 5, pp. 609-616, 2018.
- [7] B.D. Yetton, M. Niknazar, K.A. Duggan, E.A. McDevitt, L.N. Whitehurst, N. Sattari, and S.C. Mednick, "Automatic Detection of Rapid Eye Movements (REMs): A Machine Learning Approach," *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 259, pp. 72-82, 2015.
- [8] A. Bulling, J.A. Ward, H. Gellersen, and G. Tröster, "Eye Movement Analysis for Activity Recognition Using Electrooculography," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 33, No. 4, pp. 741-753, 2011.
- [9] R. Barea, L. Boquete, M. Mazo, and E. López, "Wheelchair Guidance Strategies using EOG," *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, Vol. 34, No. 3, pp. 279-299, 2002.
- [10] M. Yan, H. Tamura, and K. Tanno, "A Study on Gaze Estimation System Using Cross-Channels Electrooculogram Signals," *Proceeding of International Multiconference on Engineering Computer Science*, Vol. I, pp. 112-116, 2014.
- [11] J.-Z. Tsai and T.-S. Chen, "Eye-writing Communication for Patients with Amyotrophic Lateral Sclerosis," *Proceeding of SIG-ACCESS Conference on Computers and Accessibility*, pp. 239-240, 2009.
- [12] J. Hori, K. Sakano, and Y. Saitoh, "Development of Communication Supporting Device Controlled by Eye Movements and Voluntary Eye Blink," *Proceeding of the 26th International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 6, pp. 4302-4305, 2004.
- [13] M.R. Kim and G. Yoon, "Control Signal from EOG Analysis and Its Application," *International Journal of Electrical, Computer, Electronics and Communication Engineering*, Vol. 7, No. 10, pp. 864-867, 2013.
- [14] A. Bulling, D. Roggen, and G. Tröster, "Wearable EOG Goggles: Seamless Sensing and Context-Awareness in Everyday Environments," *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, Vol. 1, No. 2, pp. 157-171, 2009.
- [15] R.T. Ngomba, I. Santolini, T.E. Salt, F. Ferraguti, G. Battaglia, F. Nicoletti, and G. van Luijtelaa, "Metabotropic Glutamate Receptors in The Thalamocortical Network: Strategic Targets for The Treatment of Absence Epilepsy," *Epilepsia*, Vol. 52, No. 7, pp. 1211-1222, 2011.
- [16] K. Lee, W. Chang, S. Kim, and C. Im, "Real-time 'Eye-writing' Recognition Using Electrooculogram (EOG)," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 25, No.1, pp. 37-48, 2017.
- [17] F. Fang and T. Shinozaki, "Electrooculography Based Continuous Eye-writing Recognition System for Efficient Assistive Communication Systems," *Plos One*, Vol. 13, No.2, pp. 1-20, 2018.
- [18] W.-D. Chang, H.-S. Cha, D.Y. Kim, S.H. Kim, and C.-H. Im, "Development of an Electrooculogram-based Eye-computer Interface for Communication of Individuals with Amyotrophic Lateral Sclerosis," *Journal of Neuro Engineering and Rehabilitation*, Vol. 14, No. 1, Article ID 89, 2017.
- [19] A.E. Hramov, A.A. Koronovskii, V.A. Makarov, A.N. Pavlov, and E. Sitnikova, *Wavelets in Neuroscience*, Springer Heidelberg, New York, 2015.
- [20] W.-D. Chang and J. Shin, "Dynamic Positional Warping: Dynamic Time Warping for Online Handwriting," *International Journal of*

Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol. 23, No. 5, pp. 967-986, 2009.

- [21] W.-D. Chang and J. Shin, "DPW Approach for Random Forgery Problem in Online Hand-written Signature Verification," *Proceedings of 4th International Conference on Networked Computing and Advanced Information Management*, Vol. 1, pp.347-352, 2008.
- [22] W.-D. Chang, H. Cha, C. Lee, H.-C. Kang, and C.-H. Im, "Automatic Identification of Intercital Epileptiform Discharges in Secondary Generalized Epilepsy," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, Vol. 2016, Article ID 8701973, 2016.



장 원 두

2003년 부산대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
 2005년 부산대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
 2011년 일본Aizu대학교 컴퓨터정보시스템학과 (컴퓨터공학박사)

2011년~2013년 몽골국제대학교 IT학과 조교수
 2013년~2014년 한양대학교 의공학연구소 박사후연구원
 2014년~2017년 한양대학교 의공학연구소 연구조교수
 2017년~현재 동명대학교 전자·의용공학부 조교수
 관심분야 : 패턴인식, 알고리즘, 생체신호처리



임 창 환

1999년 서울대학교 전기공학부 (공학사)
 2001년 서울대학교 전기컴퓨터공학부(공학석사)
 2005년 서울대학교 전기컴퓨터공학부(공학박사)

2005년~2006년 미국 미네소타주립대 의공학과 박사후연구원
 2006년~2010년 연세대학교 의공학부 조교수
 2010년~2011년 연세대학교 의공학부 부교수
 2011년~2018년 한양대학교 생체공학과 부교수
 2018년~현재 한양대학교 생체공학과 교수
 관심분야 : 뇌-컴퓨터 인터페이스, 생체신호처리