

인체의 임펄스 응답 신호를 이용한 사용자 인식 방법

User Recognition Method using Human Body Impulse Response Signals

박범수*, 강은정*, 강태욱**, 이재진**, 김성은*

Beom-Su Park*, Eun-Jung Kang*, Taewook Kang**, Jae-Jin Lee**, Seong-Eun Kim*

Abstract

We present a user recognition method using human body impulse response signals. The body compositions vary from person to person depending on the portion of water, muscle, and fat. In the body communication study, the body has been interpreted circuit models using capacitance and resistances, and its characteristics are determined by the body compositions. Therefore, the individual body channel is unique and can be used for user recognition. In this paper, we applied pseudo impulse signals to the left hand and recorded received signals from the right hand. The empirical mode decomposition (EMD) method removed noise from the received signals and 10 peak values are extracted. We set the differences between peak amplitudes as a key feature to identify individuals. We collected data from 6 subjects and achieved accuracy of 97.71% for the user recognition application.

요약

본 연구에서는 인체의 임펄스 응답 신호를 이용하여 사용자를 인식하는 방법을 제안한다. 인체는 물, 근육, 지방, 뼈 등으로 구성되어 있고, 이러한 구성비는 사람마다 다르게 형성되어 있다. 기존의 인체 통신 연구에서는 인체가 커패시터와 저항으로 이루어진 회로로 모델링 되었고, 회로의 특징은 인체의 구성 특성에 따라 다르다는 것이 밝혀졌다. 따라서 인체는 개인별 고유한 채널로 인식될 수 있고, 이를 이용한 사용자 인식이 가능하다는 연구가 보고 되었다. 이 연구에서는, 임펄스 신호를 인체에 인가하여 임펄스 응답 신호를 측정하고, empirical mode decomposition 기법으로 노이즈를 제거한다. 그리고 10개의 피크 값을 추출하고 피크 간 값의 차이를 특징량으로 사용하여 사용자 인증을 수행하였다. 6명의 참가자로부터 수집한 데이터를 k-nearest neighbors(KNN) 알고리즘을 사용하여 분류 성능을 확인한 결과, 임펄스 응답 신호의 전체 시계열 데이터의 분류 정확도는 91.57%이었으나, 제안한 피크 간 값의 차이를 특징량으로 하여 분류를 하였을 때 분류 정확도가 97.71%로 크게 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

Key words : Impulse-response, biometrics, classification, empirical mode decomposition, user recognition

* Dept. of Electronics and Control Engineering, Hanbat National University

** SoC Design Research Group, Electronics and Telecommunications Research Institute

★ Corresponding author

E-mail : sekim@hanbat.ac.kr, Tel : +82-42-821-1131

※ This paper was supported by the research fund of Hanbat National University in 2018.

Manuscript received Mar. 3, 2020; revised Mar. 21, 2020; accepted Mar. 25, 2020.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

사물인터넷(internet of things) 기술의 발달과 보편화가 진행되면서 개인과 휴대기기 그리고 시스템간의 연결에 있어 사용자 인증이 중요해지고 있다. 이에 따라 다양한 방식의 사용자 인증 방법이 제안되었으며, 그 중에서 생체 인증이 주목받고 있다. 생체 인증은 지문[1], 홍채[2], 얼굴[3], 심전도[4] 등 개인의 독특한 생체 정보를 사용하여 인증에 사용하는 방식으로 광범위하게 연구가 진행되었다. 특히, 지문과 얼굴 인식은 상당히 보편화 되어, 휴대폰과 노트북 등에서 주요 인증 수단으로 활용되고

있다. 그러나 최근에 지문과 얼굴 복제에 의해 인증 보안이 뚫리면서 사회적 문제가 되었고, 복제가 불가능한 새로운 인증 방식에 대한 요구가 자연스럽게 일어나고 있다.

최근에 인체의 임피던스나 채널 특성이 사람마다 다르다는 사실이 밝혀지면서, 이를 이용한 생체 인증 방식이 연구되어왔다[5, 6]. 이 방식에서는 낮은 전압의 펄스 신호를 신체의 일부분에 인가하고 인체의 다른 부분에서 몸을 통과한 변형된 신호를 측정하여 이를 인증에 사용하였다. 인체는 구성 성분에 따라서 필터링 특성이 달라지기 때문에 사람마다 고유한 인체 채널 특성을 가지게 된다. 인체의 70% 정도가 물로 구성되어 있지만, 근육과 지방의 구성비에 따라 특성이 변하게 된다. 근육은 물의 양이 많아서 전도성이 높지만, 지방은 전도성이 매우 낮아서 전체적인 인체 채널의 임피던스와 필터링 특성이 달라지는 것이다. 따라서 사람마다 다른 인체의 고유채널 특성을 이용해서 사람을 구분하는 생체 인증 방식을 개발할 수 있었다[5, 6].

인체 통신 분야에서는 이러한 인체 채널 특성을 오랜 기간 연구해 왔다[7-9]. 인체에 신호를 인가하는 방식에는 크게 갈바닉 커플링(galvanic coupling)과 용량성 커플링(capacitive coupling) 두 가지가 있으며, 일반적으로 고주파 신호를 이용하여 인체의 긴 거리를 이용하여 통신할 때는 용량성 커플링을 이용하는 것이 더 성능이 좋다는 것이 밝혀졌다[7]. 인체 통신 연구에서는 사람마다 다른 인체 채널의 변화 폭을 통계적으로 분석하여 최악의 채널 환경에서 일정 수준의 통신 성능을 보장할 수 있도록 하는 연구가 진행되어 왔지만, 개별 인체 채널의 고유 특성을 모델링하여 이를 이용한 인증 연구는 수행되지 않았다. 하지만 인체 채널을 저항과 커패시터로 구성된 전자 회로로 모델링하여 인체의 구성 성분에 따라 회로의 특성이 달라지고 이로 인해 path loss가 사람마다 다르게 나타나는 이유에 대해서 밝히는 연구가 진행된 바 있다[8]. 이러한 연구 결과를 통해 사람마다 가지는 고유한 신체 특성으로 인하여 사람마다 고유한 임펄스 반응을 가지게 되는 것이 밝혀졌고 이를 이용한 인증의 가능성이 검증될 수 있었다.

하지만 기존의 연구에서는 단순히 임펄스 반응의 시계열 신호를 이용하여 사람을 구분하려고 시도하였다[5, 6]. 그러나 임펄스 반응 신호에서 사람

간 차이는 크고, 시간에 따른 변화에는 작은 특징을 추출하는 것이 매우 중요하다. 따라서 본 연구에서는 단순히 임펄스 반응 신호의 전체 시계열을 사용하여 사용자를 분류하는 것이 아닌, 사람 간 차이가 크고 시간에 따른 변화는 작은 중요 특징량을 찾고, 이를 이용하여 사용자를 구분하고자 하였다. 이를 위해 10일간 하루 10번씩 6명의 데이터를 획득하였고, 한 사람당 총 100개의 데이터를 확보하였다. 그리고 비선형 노이즈 제거를 위해 empirical mode decomposition을 적용하여 첫 번째 component를 제거한 후 임펄스 신호의 최대, 최소 피크 값을 찾는 방식을 제안했고, 신호의 피크 간 값의 차이로 특징량을 추출하였다. 제안된 방식으로 특징 추출 후 k-nearest neighbors(KNN) 알고리즘을 이용하여 사용자 분류 실험을 수행했고, 전체 시계열 신호를 사용하였을 때 정확도가 91.57%인데 비해서 정확도 97.71%로 크게 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

II. 실험 데이터

본 연구에서는 한국전자통신연구원에서 제공한 FPGA 기반 신호 송신기와 수신기를 이용하여 인체 임펄스 응답 신호를 수집하였으며, 오실로스코프로 측정된 파형을 저장하였다. 그림 1은 실제 참가자가 신호를 측정하고 있는 모습으로, 왼손의 엄지손가락을 송신기에 접촉시키고 오른손의 엄지손가락을 수신기에 접촉시킨 후, 송신기에서 발생하는 의사 임펄스(pseudo impulse) 신호가 참가자의 인체를 통과하면서 변형되고, 변형된 신호를 수신기에서 측정하도록 하였다. 신호 송신기는 10ns의 폭과 6V의 진폭을 가지는 의사 임펄스 신호를 1ms의 주기로 만들어내어 인체에 인가하였다. 그림 2(a)는 이 중 500ns 구간의 신호를 나타내고 있다. 현실적으로 완벽한 임펄스 신호를 발생시키는 것은 불가능하며 실제 사용 환경에서도 사용가능한 의사 임펄스 신호를 생성하였으며, 메인 피크 이외에도 사이드 피크가 발생한 것을 확인할 수 있다. 사이드 피크가 부작용으로 보여질 수 있으나, 본 연구에서는 오히려 사이드 피크의 효과를 사용하여 주요 특징량을 추출하였고 사용자 분류 정확도를 크게 향상시킬 수 있었다. 2.3절에서 관련 내용을 자세히 설명하도록 하겠다.



Fig. 1. Experimental setup.
그림 1. 측정 환경

데이터는 한밭대학교 학생인 6명의 참가자로부터 수집하였으며, 시간에 따른 생리학적 변화를 데이터 분석에 감안하기 위해 총 4주간의 실험을 수행하였다. 참가자는 나이 20~27세(평균 23.7세), 키 163~180cm(평균 172cm), 몸무게 65~80kg(평균 76kg)의 남자 4명, 여자 2명으로 구성되어 있다. 각 참가자는 1일당 10번의 측정 실험을 연속적으로 수행하였고, 이를 통해 10개의 데이터를 수집하였다. 그리고 참가자는 연속되지 않은 최소 10일 동안 실험에 참여하였고, 결과적으로 각 참가자로부터 총 100개의 데이터(10개 데이터 * 10일)를 수집하였다. 수집된 데이터의 분포는 그림 2(b)에 색깔로 구분

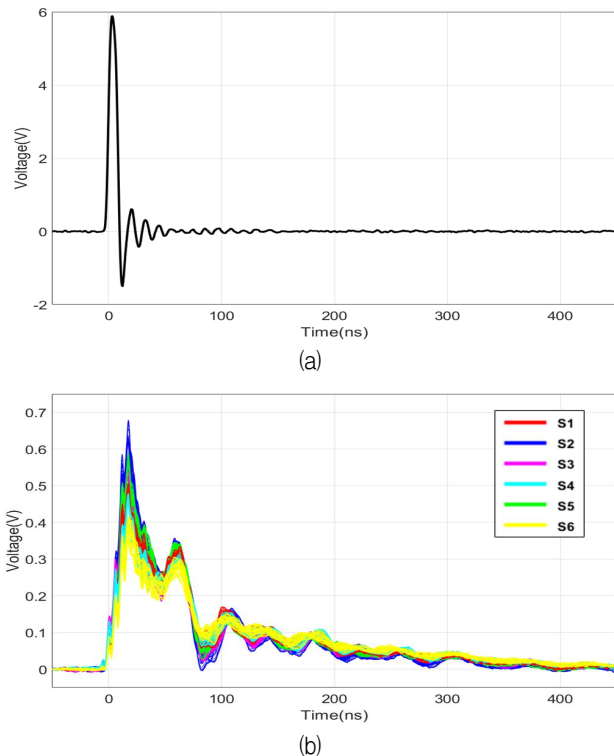


Fig. 2. (a) Pseudo impulse signal (b) impulse response signals from six subjects (100 data per subject).
그림 2. (a) 임펄스 신호 (b) 참가자 6명(참가자당 100개 데이터)의 임펄스 응답 신호

하여 표시하였다. 6명의 데이터가 중첩되어 나타나는 시간 구간이 많음을 확인할 수 있고, 따라서 전체 구간의 신호를 모두 사용하여 사용자를 구분하는 것은 쉽지 않음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이 신호에서 사람마다 차이를 분명히 나타내면서 중첩이 일어나지 않는 주요 특징량을 추출하고 이를 이용하여 사용자를 구분하고자 한다.

III. Empirical Mode Decomposition (EMD)

EMD는 사전에 알려진 근거를 필요로 하지 않고 신호 자체의 특성에 의존하여 고주파 신호에서 저주파 신호까지 분리하는 방법으로, 비선형(non-linear), 비정상(non-stationary) 신호 처리에 활발히 적용되고 있다[10]. EMD는 Hilbert transform을 사용하여 신호로부터 intrinsic mode function(IMF)로 분해되며, 분해된 IMF는 선형 결합을 통해 원래 신호로 복원할 수 있다. 각 IMF는 다음 두 가지 조건을 만족해야 한다.

- 1) 극값(극대, 극소)의 수와 영점 교차의 수가 같거나 적어도 하나의 차이만을 가진다.
- 2) 모든 지역에서, 국부 최댓값(local maxima)으로 정의된 포괄선(envelope)과 국부 최솟값(local minima)으로 정의된 포괄선의 평균값은 0이다.

Iterative 방식으로 위의 두 조건을 만족하는 IMF를 원 신호 $S(t)$ 에서 분류해 내게 된다. 구체적인 EMD 과정은 다음과 같다.

- 1) 원 신호 $S(t)$ 에 대한 모든 극값(극대, 극소)을 찾는다.
- 2) Cubic spline interpolation을 이용하여 국부 최댓값을 연결하여 상위 포괄선 $e_u(t)$ 와 국부 최솟값을 연결하여 하위 포괄선 $e_l(t)$ 을 만든다.
- 3) 다음과 같이 포괄선의 평균을 계산한다.

$$m(t) = (e_u(t) + e_l(t))/2 \tag{1}$$

- 4) 원 신호와 평균값의 차이를 계산하여 $h(t)$ 를 추출한다.

$$h(t) = S(t) - m(t) \tag{2}$$

- 5) $h(t)$ 가 IMF의 조건을 만족시키는지 확인한다.
5-1) $h(t)$ 가 IMF 조건을 만족하지 못하면, $h(t)$ 를 $S(t)$ 로 치환하여 1)에서 4)의 과

정을 반복한다.

5-2) $h(t)$ 가 IMF 조건을 만족하면, $h(t)$ 을 첫 번째 IMF로 지정한다.

$$C_1(t) = h(t) \quad (3)$$

6) 원 신호와 IMF값의 차이를 계산하여 잔여 신호를 추출한다.

$$r_1(t) = S(t) - C_1(t) \quad (4)$$

7) 잔여신호 $r_1(t)$ 을 $S(t)$ 로 치환하여 1)에서 6)의 과정을 반복하면서 $C_i(t)$ 를 순서대로 추출한다.

8) 잔여신호 $r(t)$ 가 상수이거나 monotonic 함수, 또는 하나의 극값만을 가질 때까지 반복한다.

이와 같은 과정을 반복하여 N개의 IMF로 분리되었을 때, 신호 $S(t)$ 는 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$S(t) = \sum_{n=1}^N C_n(t) + r_N(t) \quad (5)$$

$C_n(t)$ 를 n차 IMF로 표기할 때, 저차 IMF는 고주파 성분을 나타내며 고차 IMF는 저주파 성분을 나타내게 된다. 그림 3은 실험에서 측정된 임펄스 응

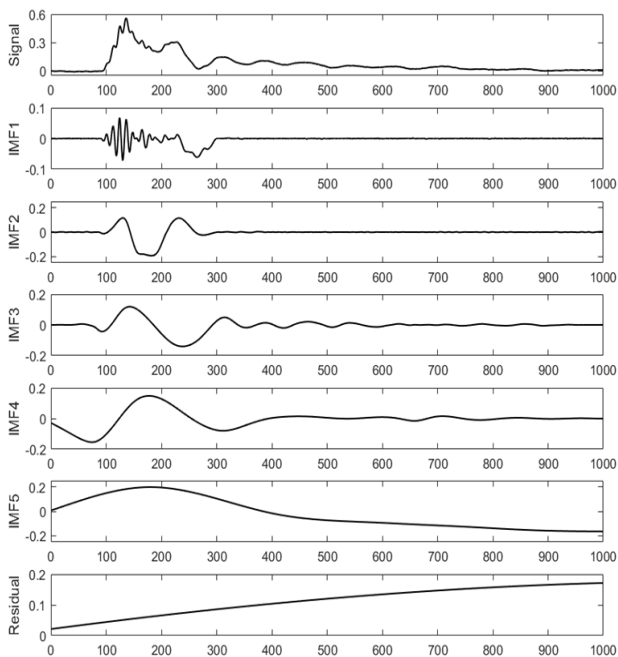


Fig. 3. Impulse response signal decomposed by EMD method.

그림 3. EMD 방법에 의해 분해된 임펄스 반응 신호

답 신호를 EMD를 이용하여 분해한 신호를 그림으로 표현한 것이다. 총 6개의 신호로 분해가 되었고, 이 신호를 모두 더하면 원래 신호로 복원이 된다. IMF1이 신호에 포함된 고주파 신호이며 정해진 특정 주파수의 사인함수들의 합이 아니라 원 신호에 포함된 비선형 특징을 그대로 포함한 고주파 신호로 표현된 것을 확인할 수 있다. 따라서 IMF1이 비선형 노이즈 특징을 잘 반영하는 특성을 가지게 된다.

IV. 특징 추출

먼저 데이터의 피크 값을 추출하기에 앞서 임펄스 응답 신호의 잡음을 최소화하기 위해서 EMD 방법을 사용하여 필터링하였다.

$$S_i(t) = \sum_{n=2}^N C_n(t) + r_N(t) \quad (6)$$

잡음 신호는 고주파 특성을 가지기 때문에, 식(6)과 같이 IMF1을 제거하여 필터링이 가능하다. IMF1을 제거하면, 그림 4와 같이 잡음 성분이 제거되지만 원래 신호가 가지고 있는 유용한 정보도 손실될 수 있기 때문에 필터링 된 신호는 피크가 존재하는 위치를 찾아내기 위해서만 사용하고자 한다.

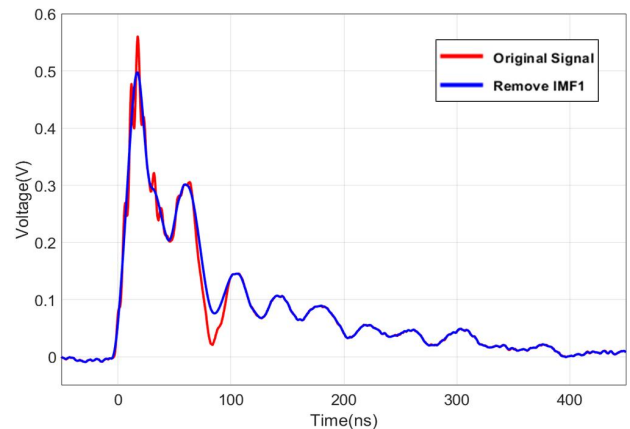


Fig. 4. Impulse response signal (red) and filtered signal (blue).
그림 4. 임펄스 응답 신호(빨강) 및 IMF1을 제거한 필터링 된 신호 (파랑)

필터링 된 신호에 그림 5와 같이 k-point 슬라이딩 윈도우(sliding window) 기반의 최댓값과 최솟값을 찾는 방법을 적용하여 국부 최댓값, 국부 최솟값의 위치를 찾아낸다. 찾아낸 국부 최댓값, 국부 최솟값의 위치 중 임펄스 응답 신호의 시작점에서

가장 큰 최댓값을 기준으로 차례대로 10개를 추출한다.

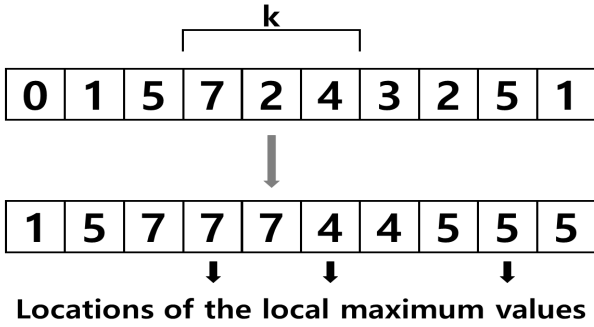


Fig. 5. Searching max/min value using a k-point sliding window.

그림 5. 국부 최대/최솟값을 찾기 위한 k-point 슬라이딩 윈도우

이러한 방식으로 600개의 데이터로부터 추출한 각 10개의 위치를 모두 모아서 각 피크 위치의 분포도를 작성한다. 각 분포도에서 80% 데이터가 포함되는 구간을 추출하여 표 1과 같이 각 피크가 존재하는 시간 간격(time interval)을 설정하였다. 표 1의 시간 간격을 기반으로 임펄스 응답 신호로부터 각 구간의 최댓값과 최솟값을 max/min 함수를 사용하여 추출할 수 있으며, 추출한 10개의 피크 값을 다음과 같이 순서대로 정의한다.

Table 1. Time interval at which peak exist.

표 1. 피크가 존재하는 시간 간격

Peak	Time interval (ns)
P_1	17 - 18.5
P_2	41 - 50
P_3	58.5 - 63
P_4	82 - 92
P_5	102 - 109.5
P_6	119.5 - 130
P_7	134 - 147.5
P_8	155 - 167.5
P_9	174 - 187.5
P_{10}	198 - 214

P_1 : first peak

P_2 : second peak

⋮

P_{10} : tenth peak

위에서 추출한 피크 값을 이용하여 데이터분류를 위한 집합 F_i 을 다음 식(7)과 같이 구한다.

$$F_i = \{P_i\} \cup \{P_i - P_j | i < j \leq 10\} \tag{7}$$

집합 F_i 는 i 번째 피크 P_i 와 피크 P_i 와 나머지 피크 P_j 간 값의 차이를 모아둔 집합이다. 그림 6(a)는 10개의 피크 값을 모두 그린 그림이고, 그림 6(b)는 피크 간의 차이인 F_i 를 모두 표현하고 있다.

V. 결과 및 분석

임펄스 응답 신호의 전체 시계열과 제안된 기법을 적용하여 추출한 F_i 특징량을 KNN 알고리즘을 사용하여 분류 정확도를 확인하였다. 실험 결과에 대해 학습 데이터로부터 영향을 최소화하고 신뢰성을 확보하기 위해 같은 날 측정된 데이터를 테스트로 사용하고 다른 날 측정된 데이터를 학습하는 10-fold 교차검증을 수행하였다. 그리고 F_i 중에 어떤 특징량이 최적의 성능을 가지는지 확인하기 위하여 F_1 부터 F_{10} 까지의 특징량을 구하고, 이를 하나씩 결합하여 특징량의 크기를 확대시켜 보았다.

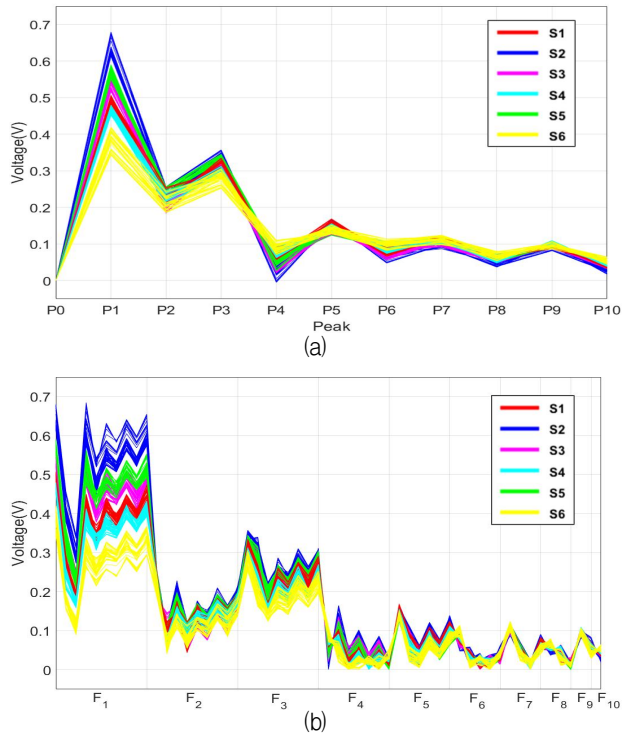


Fig. 6. (a) peak value of impulse response signal

(b) value difference between each peak.

그림 6. (a) 임펄스 응답 신호의 피크 값

(b) 각 피크간의 값 차이

표 2를 보면, 전반적으로 제안된 특징량이 임펄스 응답 신호 전체 데이터를 사용하는 것보다 분류 정확도가 높았고, 특히 F_1 에서 97.71%로 가장 높은 정확도를 보였다. 이는 가장 큰 값을 가지는 첫 번째 피크 값과 나머지 피크 값들의 차이가 가장 크기 때문에 실험자들 간의 차이를 극대화 한 것으로 볼 수 있다.

VI. 결론

본 연구에서 임펄스 응답 신호를 이용한 사용자 인식을 위한 새로운 특징 추출 방법을 제안하였다. 임펄스 응답 신호의 첫 번째 피크와 그 이후의 9개 피크 간의 차이를 구해 10개의 값으로 구성된 특징 벡터를 사용하여 사용자 인식을 위한 분류를 수행하였다. 6명의 피험자로부터 측정된 총 600개의 데이터를 사용하였고, KNN을 사용하여 6명의 분류 성능을 구하고, 이것의 평균값을 최종 성능으로 도출하였다. 임펄스 응답 신호 전체를 사용하였을 경우에는 정확도가 91.57%였고, 제안된 특징 벡터를 사용하였을 경우에는 97.71%로 정확도가 크게 향상되었다. 이를 통해 제안된 기법을 사용할 경우 충분히 임펄스 응답 신호를 사용자 인식에 활용할 수 있음을 검증할 수 있었다.

Table 2. Classification accuracy using KNN in different data (%).

표 2. 데이터에 따른 KNN을 사용한 분류 정확도 (%)

Data	임펄스 응답 신호				
Accuracy (%)	91.57				
Data	F_1	$F_1 \sim F_2$	$F_1 \sim F_3$	$F_1 \sim F_4$	$F_1 \sim F_5$
Accuracy (%)	97.71	95.27	94.87	94.63	94.46
Data	$F_1 \sim F_6$	$F_1 \sim F_7$	$F_1 \sim F_8$	$F_1 \sim F_9$	$F_1 \sim F_{10}$
Accuracy (%)	94.46	94.45	94.29	94.15	94.18

References

[1] R. Cappelli, et al., "Performance evaluation of fingerprint verification systems," *IEEE Trans.*

Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.28, No.1 pp.3-18, 2005. DOI: 10.1109/TPAMI.2006.20

[2] L. Ma, et al., "Personal identification based on iris texture analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.25, No.12, pp.1519-1533, 2003. DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1251145

[3] T. Ahonen, et al., "Face description with local binary patterns: Application to face recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.28, No.12, pp.2037-2041, 2006. DOI: 10.1109/TPAMI.2006.244

[4] H. Ko, et al., "ECG-based advanced personal identification study with adjusted (Q i* S i)," *IEEE Access*, Vol.7, pp.40078-40084, 2019. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2903575

[5] I. Martinovic, et al., "Authentication using pulse-response biometrics," *Communications of the ACM*, Vol.60, No.2, pp.108-115, 2017. DOI: 10.1145/3023359

[6] M. Sato, et. al., "Zensei: embedded, multi-electrode bioimpedance sensing for implicit, ubiquitous user recognition," *ACM CHI'17*, 2017. DOI: 0.1145/3025453.3025536

[7] M. A. Callejon, et al., "A comprehensive study into intrabody communication measurements," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, Vol.62, No.9, pp.2446-2455, 2013. DOI: 10.1109/TIM.2013.2258766

[8] M. S. Wegmueller, et al., "An attempt to model the human body as a communication channel," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.54, No.10, pp. 851-1857, 2007. DOI: 10.1109/TBME.2007.893498

[9] T. Kang, et. al., "Measurement and analysis of electric signal transmission using human body as medium for WBAN applications," *IEEE Tran. Instrum. Meas.*, Vol.67, No.3, pp.527-537, 2018. DOI: 10.1109/TIM.2017.2783059

[10] N. E. Huang, et. al., "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc.*, Vol.454, No.1971, pp.903-995, 1998. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193

[11] M. S. Wegmueller, et al., "An attempt to model the human body as a communication channel," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.54, No.10, pp. 851-1857, 2007. DOI: 10.1109/TBME.2007.893498

[12] T. Kang, et. al., "Measurement and analysis of electric signal transmission using human body as medium for WBAN applications," *IEEE Tran. Instrum. Meas.*, Vol.67, No.3, pp.527-537, 2018. DOI: 10.1109/TIM.2017.2783059

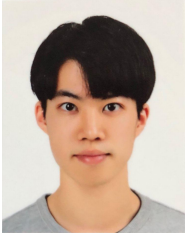
[13] N. E. Huang, et. al., "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc.*, Vol.454, No.1971, pp.903-995, 1998. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193

[14] N. E. Huang, et. al., "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc.*, Vol.454, No.1971, pp.903-995, 1998. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193

[15] N. E. Huang, et. al., "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc.*, Vol.454, No.1971, pp.903-995, 1998. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193

[16] N. E. Huang, et. al., "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. Roy. Soc.*, Vol.454, No.1971, pp.903-995, 1998. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193

BIOGRAPHY

Beom-Su Park (Member)

2021 : expected BS in Electronics and Control Engineering, Hanbat National University.

Seong-Eun Kim (Member)

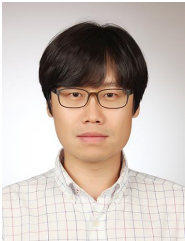
2004 : BS degree in Electronics and Electrical Engineering, POSTECH.
2010 : PhD degree in Electronics and Electrical Engineering, POSTECH.
2011 ~ 2014 : Research Staff Member, Samsung Electronics.

2014 ~ 2017 : Postdoctoral Associate, MIT.

2017 ~ current : Assistant Professor, Hanbat National University.

Eun-Jung Kang (Member)

2022 : expected BS in Electronics and Control Engineering, Hanbat National University.

Taewook Kang (Member)

2005 : BS degree in Electronics and Electrical Engineering, POSTECH.
2007 : MS degree in Electronics and Electrical Engineering, POSTECH.
2007 ~ current : Senior Engineer, ETRI.

Jae-Jin Lee (Member)

2000 : BS degree in Computer Engineering, CBNU.
2003 : MS degree in Computer Engineering, CBNU.
2007 : PhD degree in Computer Engineering, Chungbuk National University (CBNU).
2007 ~ current : Principal Engineer, ETRI.