

# User Authentication Using Accelerometer Sensor in Wrist-Type Wearable Device

Kim Yong Kwang<sup>†</sup> · Moon Jong Sub<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

This paper proposes a method of user authentication through the patterns of arm movement with a wrist-type wearable device. Using the accelerometer sensor which is built in the device, the 3-axis accelerometer data are collected. Then, the collected data are integrated and the periodic cycle are extracted. In the cycle, the features of frequency are generated with the accelerometer. With the frequency features, 2D Gaussian mixture are modelled. For authenticating an user, the data(the accelerometer) of the user at some point are tested with confidence interval of the Gaussian distribution. The model showed a valuable results for the user authentication with an example, which is average 92% accuracy with 95% confidence interval.

**Keywords :** Accelerometer, User Authentication, Machine Learning, Wearable Device, Biometric

## 손목 착용형 웨어러블 기기의 가속도 센서를 사용한 사용자 인증

김 용 광<sup>†</sup> · 문 종 섭<sup>\*\*</sup>

## 요 약

본 논문은 손목 착용형 웨어러블 기기를 착용한 사용자의 걸음걸이에서 흔들리는 팔의 패턴을 통하여 사용자를 인증하는 방법을 제안한다. 기기에 내장된 가속도 센서를 이용하여 샘플링된 3축 가속도 센서 데이터를 수집한다. 수집한 데이터를 신호처리 기법을 통해 변환하여 걸음의 주기를 찾고, 푸리에 변환으로 걸음걸이의 주파수와 크기를 특징으로 추출하여, 2D 혼합 가우시안 모델(GMM)로 학습한 뒤, 신뢰구간 검증 방식으로 테스트한다. 실험결과 95%의 신뢰구간에서 사용자 평균 92%로 사용자를 인증함을 보였다.

**키워드 :** 가속도 센서, 사용자 인증, 기계학습, 웨어러블 기기, 생체인증

## 1. 서 론

생체정보를 이용한 인증에 관한 연구는 대표적으로 지문 인식을 비롯한 많은 연구가 있다[1]. 생체정보는 각 사람의 고유한 정보를 이용하기 때문에 보안에 적합한 특징을 가지고 있다. 최근에는 스마트폰, 웨어러블 기기를 이용한 모바일 간편 결제의 등장과 함께 사생활 보호, 정보 보호 등의 보안의식 증대로 생체정보를 이용한 사용자 인증 방식이 더욱 주목받고 있다. 현재 주로 사용자 인증에 사용되는 생체 정보로는 지문, 홍채, 안면 등이 있다.

지문, 홍채 등의 정보는 오랜 연구를 통해 많이 상용화 되어 있고 높은 정확도를 나타낸다. 단순한 사용자 인증을 위해서는 좋은 인증 수단이다. 하지만, 모바일 결제시장에서는 결제시점에서 사용자의 개입 여부가 결제에 많은 영향을 끼치고, 사용자의 개입 없이 신속히 결제할 수 있는 방법이 주목 받고 있다[2]. 지문이나 홍채 등의 방법은 결제 순간 사용자의 개입이 필요하다는 단점이 있다.

또한 손목 착용형 웨어러블 기기(이하 웨어러블 기기)의 경우 크기 등의 제약조건으로 인해 스마트폰과 달리 기기 내에 여러 가지 센서가 들어가기에 무리가 있어 지문, 홍채 센서 등이 내장되지 못할 수 있다. 따라서 사용자를 인증하기 위해 기존의 센서를 사용할 수 있는 인증 방법이 필요하다. 그 중 가속도 센서를 사용하여 사용자의 개입 없이 사용할 수 있는 정보중 하나가 걸음걸이 정보이다. 걸음은 연속적이기 때문에 사용자가 인지하지 않는 상태에서 사용자

<sup>†</sup> 준 회 원 : 고려대학교 정보보호대학원 정보보호학과 석사과정  
<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 고려대학교 전자 및 정보공학과 교수  
Manuscript Received : September 30, 2016  
First Revision : November 28, 2016  
Accepted : November 29, 2016  
\* Corresponding Author : Moon Jong Sub(jsmoon@korea.ac.kr)

인증이 가능하고 인증 직전의 걸음걸이를 사용함으로 편리하게 사용자 인증을 진행할 수 있다는 장점이 있다. 그러므로 결제 순간 사용자의 개입 없이 실시간으로 인증이 가능하다는 장점이 있다[3].

하지만 현재 걸음걸이에서 흔들리는 팔의 패턴이 지문, 홍채 등의 정보와 같이 개인의 높은 고유성을 지니고 있는 지에 대한 연구는 부족하다.

이에 본 논문은 가속도 센서를 사용하여 사용자가 걸음을 걸을 때에 팔을 흔드는 패턴을 찾고, 이 패턴을 사용하여 사용자를 인증하는 방법에 대한 가능성을 보이고 그 방법을 제시한다. 웨어러블 기기에 내장된 가속도 센서를 사용하여 3축의 가속도 데이터를 수집하고, 걸음걸이의 주기를 찾는다[4]. 데이터 보정을 통해 찾아낸 걸음걸이 주기에 푸리에 변환을 이용해 주파수와 크기 정보를 특징으로 추출한다[5]. 그 뒤, 사용자별 2D 가우시안 모델을 만들어 학습한 뒤 95% 신뢰구간 검증 방식으로 실험을 마친다[3].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구에 대해 설명하고, 3장에서는 사용자 인증을 위한 방법을 제안한다. 4장에서는 실험과정 및 결과에 대해 설명하고 마지막 5장에서는 결론으로 논문 서술을 마친다.

## 2. 관련 연구

가속도 센서를 사용한 연구는 이전부터 다양한 분야에서 이뤄지고 있었다. 스마트폰의 가속도 센서를 사용한 사용자 인증에 관한 선행 연구들이 있었고, 웨어러블 기기의 가속도 센서를 사용한 연구는 사용자 인증 문제 보다는 자세, 걸음수 측정, 행동 패턴 추출, 보행 위치 검출 등의 선행연구가 있었다.

Kim 등은 웨어러블 디바이스를 허리에 착용한 채 가속도 센서를 이용하여 걸음 수, 보폭, 보행속도, 보행주기, 보행거리 등을 고려한 뒤 사용자의 최종 보행위치를 추정하였다[5].

Wang 등은 허리와 발목에 기기를 착용한 뒤 Support Vector Machine 기법을 사용하여 사용자의 행동을 효과적으로 인지하였다[6].

Xu 등은 가속도 센서를 사용하여 손의 7가지 제스처를 인지하는 연구를 하였고, Tong 등은 Hidden Markov Model을 사용하여 사람의 넘어짐을 예측하는 연구를 진행하였다[7, 8].

위의 연구들과 사용자의 행위를 판단하는 것을 유사하지만 센서를 실시간으로 적용한 연구는 의학분야에서 환자의 행동을 파악하기 위한 선행연구가 진행되었다[9, 10].

가속도 센서를 사용한 사용자 인증에 관한 선행연구는 스마트폰 분야에서 좀 더 활발히 이루어졌다. Nickel 등은 KNN 알고리즘을 사용하여 걸음 특징을 분류하였고, SVM, HMM 등을 사용한 알고리즘 보다 좀 더 나은 성능을 이끌어냈다[11].

또한 실제 스마트폰 환경에서 구현하고 실제 환경에서 적용할 수 있도록 효율적인 결과를 보였다. 하지만, 데이터 수집 과정에서 느린 걸음과 빠른 걸음의 기준이 모호하고, 지정된 공간에서 데이터 수집을 실시한 점에서 한계가 있다.

Seo 등은 최소한의 통제로 데이터를 수집한 뒤, 짧은 시간 동안의 데이터로 사용자를 인증하였다[3]. 하지만 실험과정에서 가속도 데이터가 아닌 선행 가속도 데이터를 사용하였다. 손목 착용형이 아닌 웨어러블 기기를 사용하여 사용자를 인증하는 연구도 있었다.

Gagurov 등은 웨어러블 기기를 사용하여 걸음걸이로 사용자를 인증하는 연구를 진행하였지만 모션 녹화 기기를 따로 사용하였고, 무게가 있는 물체를 사용하였을 때 오류 증가 등의 한계를 보였다[12].

이처럼 가속도 데이터를 사용하여 사용자를 인증하는 연구는 꾸준히 진행되어 왔다. 하지만 데이터 수집에 있어서 제약이 존재하였고, 실제 환경에서 사용하기 어려운 발목이나 허리에 기기를 착용하고 실험을 진행하였다. 따라서 본 논문은 실제 사용하는 손목 착용형 웨어러블 기기를 사용하였다.

## 3. 사용자 인증을 위한 제안 방법

전체적인 방법은 Fig. 1에 자세히 나타나 있는데, 걸음걸이를 학습하기 위해 웨어러블 기기를 착용한 뒤 3축 가속도 데이터를 수집한다. 수집한 가속도 데이터는 한 걸음의 주기(걸을 때 팔을 한번 흔드는 주기)를 찾기 위해 속도 데

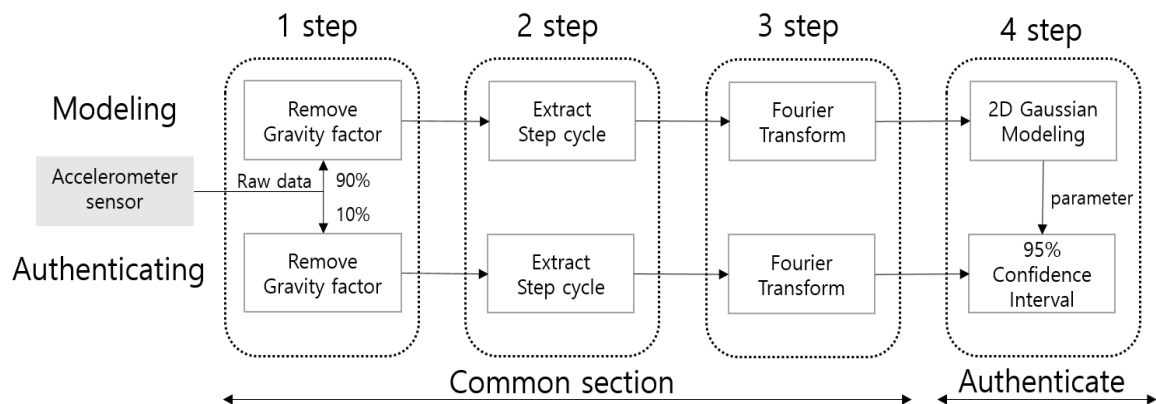


Fig. 1. Proposed Method for User Authentication

이터로 적분한다. 이 때 가속도 데이터에는 중력가속도가 포함되어 있기 때문에 신호처리 기법을 이용하여 중력가속도를 제거한 뒤 적분하여야 한다. 한 주기를 찾은 후에는 푸리에 변환을 실시하여 주파수와 크기에 대한 정보로 변환한 뒤 2D 가우시안 모델로 모델링한다. 그 뒤 95% 신뢰구간 검증방법을 이용하여 테스트 한다.

### 3.1 중력가속도 제거

가속도는 중력가속도 등의 정적 가속도와 사용자의 움직임 등을 통해 변하는 동적 가속도로 나뉜다[13]. 정적 가속도는 저주파수 영역을 나타내기 때문에 Low Pass Filter를 사용하거나 가속도 데이터를 푸리에 변환하여 낮은 주파수 대역을 조정된 뒤 역푸리에 변환하여 중력가속도가 제거된 데이터를 얻을 수 있다. 예를 들어, Fig. 2와 같은 경우 (-)방향의 중력가속도의 영향을 받아 전체 데이터의 평균값이 실선 아래인 (-)방향에 치우쳐 있지만, 제거 후에는 Fig. 3과 같이 보정되어 데이터의 평균이 0 근처로 이동하게 된다.

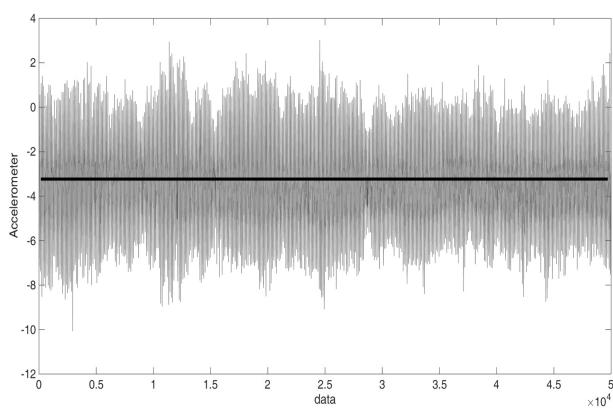


Fig. 2. Original Accelerometer Data

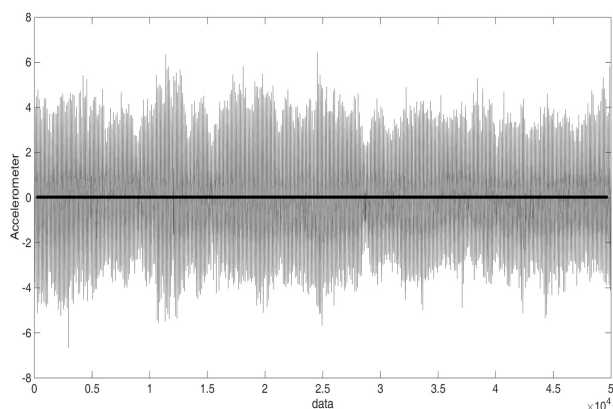


Fig. 3. Accelerometer Data of Removed Gravity

### 3.2 윈도우 크기 설정

#### 1) 걸음 주기 찾기

걸음을 한걸음 걸을 때 팔도 마찬가지로 한번 흔들리게 된다.

팔을 흔들 때 앞, 뒤 최고점에서 속도가 0이 되며 방향이 바뀐다. 이를 이용하기 위해 가속도 데이터를 속도 데이터로 적분한다. 이 때 센서의 잡음으로 인해 적분 값에 오차가 생기므로 High Pass Filter를 적용하여 오차값을 보정한 뒤, Fig. 4와 같은 데이터를 얻어 한 걸음에 대한 주기를 추출한다.

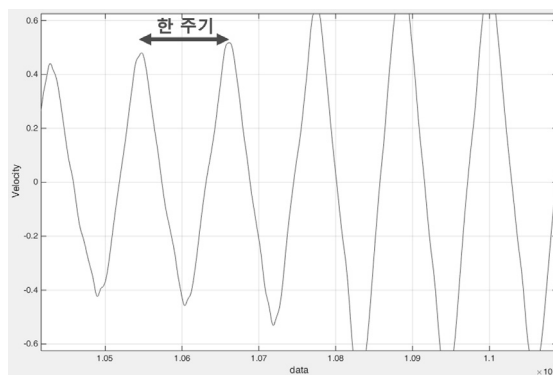


Fig. 4. Step Cycle

#### 2) 윈도우 크기

찾은 걸음 주기를 기준으로 하여 푸리에 변환을 위한 윈도우의 크기로 설정한다. 이 때 찾은 주기들의 평균을 한 윈도우의 크기로 하고 무빙 사이즈를 설정하여 모든 주파수에 대한 영역을 포함한다(Fig. 5).

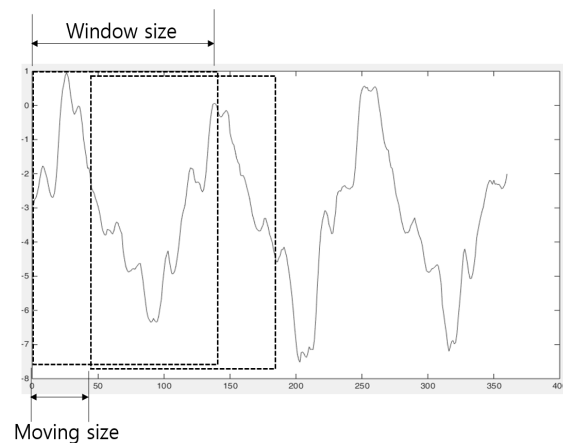


Fig. 5. Window Size

### 3.3 푸리에 변환

푸리에 변환은 시간에 대한 데이터를 주파수 영역과 주파수 크기로 변환한다. 걸음걸이 시에 움직이는 팔의 모양 또한 하나의 신호의 데이터로 볼 수 있으며, 사람의 걸음에 따라 주파수와 크기가 모두 다르다.

시간  $t$ 에 대해 함수  $x(t)$ 가 있을 때 함수 Equation (1)과 같은  $X(f)$ 는 푸리에 변환된 함수이다.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(f)e^{j2\pi ft} df \quad (2)$$

이때  $f$ 는 주파수,  $j$ 는  $\sqrt{-1}$ 이다. Equation (1)은 푸리에 변환 함수이며, Equation (2)는 역푸리에 변환 함수를 나타낸다.

Fig. 5와 같은 한 윈도우 크기영역 내의 데이터를 푸리에 변환하게 되면 Fig. 6과 같이 주파수와 각 주파수에 대한 크기로 변환된다.

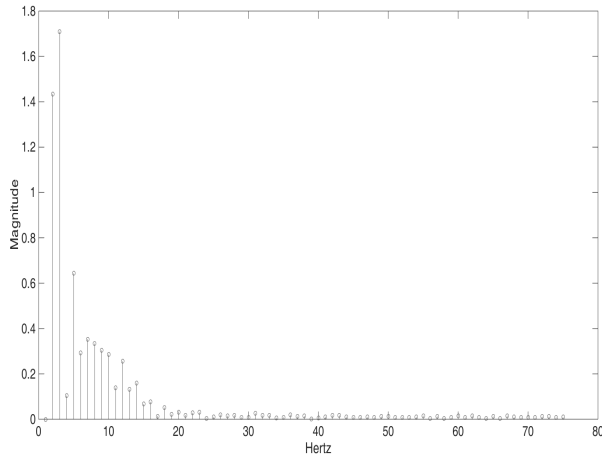


Fig. 6. Fourier Transform

### 3.4 특징 추출

걸음걸이 시 움직이는 팔의 패턴을 파악하기 위해 주파수와 주파수의 크기를 특징으로 추출한다. 이 때 각 축별 크기가 큰 순서대로 일정한 개수를 선택한다. 그 이유는, 가장 크기가 큰 주파수는 사람이 걸을 때 앞 뒤로 흔드는 큰 주기를 의미한다. 그 뒤의 주파수 정보는 걸음걸이에서 큰 주기로 팔을 흔드는 것 이외에 팔목을 비틀면서 걷는다거나 걷는 도중에 팔을 한번씩 터는 등의 행위를 할 때 각 개인의 습관에 따라 특징이 될 수 있다.

크기가 가장 큰 특징만을 선택할 경우 전체적으로 걸음이 비슷한 사람이 기기를 착용할 경우 쉽게 인증이 이루어질 수 있다. 그렇기 때문에 크기가 작은 주파수들도 같이 추출하여 사용하여야 한다.

### 3.5 히스토그램 및 가우시안 분포

#### 1) 3차원 히스토그램

주기에 대해 푸리에 변환을 하면 한 주기에 대한 주파수 값과 그 주파수에서의 에너지를 얻을 수 있다. 이를 X축이 주파수, Y축이 주파수 크기인 히스토그램으로 나타내면 Fig. 7과 같은 3차원 모양의 히스토그램을 얻을 수 있다. 높이는 Z는 각 X, Y축에 대한 데이터 개수이며 개수에 따라 2D 가우시안 분포를 만들었을 때 확률 값을 얻게 된다.

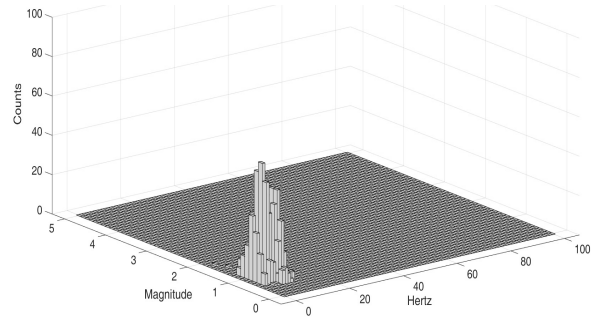


Fig. 7. 3-dim Histogram

#### 2) 다변량 가우시안 분포

3차원 히스토그램을 얻은 데이터를 가지고 각 X, Y축의 평균과 데이터의 공분산을 구하면 Fig. 8의 히스토그램에 대한 가우시안 분포를 만들 수 있다. 높이에 해당하는 Z축은 3차원 히스토그램에서 얻은 데이터 개수가 확률로 변환된 값이다.

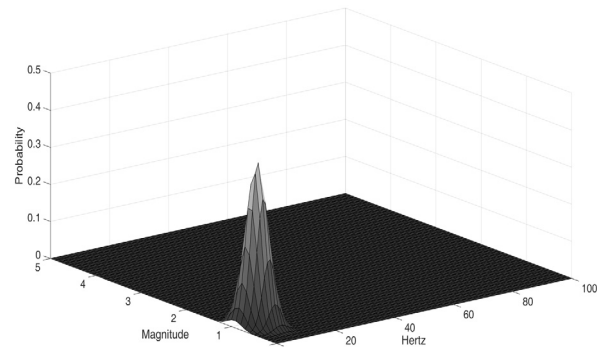


Fig. 8. 2D Gaussian Model

다변량 가우시안 분포는 Equation (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$f(x_1, \dots, x_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^k |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right) \quad (3)$$

2D 가우시안 분포의 경우  $k$ 값이 2인 가우시안 분포이다. 만일 가우시안 분포가 2개 이상일 때는, 이런 가우시안 분포들의 합인 Gaussian Mixture Model(GMM)로 표현할 수 있다[14].

#### 3.6 사용자 인증

2D 가우시안 함수에 95%의 신뢰구간을 사용하여 테스트를 진행한다. 모그룹의 평균( $\mu$ )과 분산( $\sigma^2$ )을 알고 있을 때 새로운 샘플 데이터(샘플의 개수가  $n$ 일 때), Equation (4)와 같은 방식으로 테스트 데이터가 신뢰구간 안에 있는지 알 수 있다.

$$\mu - 1.96 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \bar{X} \leq \mu + 1.96 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (4)$$

한 그룹에 2D 가우시안 분포가 GMM으로 표현될 경우, 샘플의 평균값은 여러개의 분포 중에 한 군데의 분포 내에서만 존재하면 그 테스트 데이터는 사용자의 것으로 판단한다.

### 4. 실험 및 결과

#### 4.1 실험 대상 및 환경

##### 1) 실험 대상

데이터 수집은 남성 4명을 대상으로 실시하였다. 각 실험자는 자신의 주 손이 오른손이라면 왼손에, 주 손이 왼손이라면 오른손에 기기를 착용하였다. 실험자의 키, 몸무게, 팔의 길이 등은 다음 Table 1과 같다.

실험자 4명은 키, 몸무게, 팔의 길이가 비슷한 남성에게 실험을 진행하였다. 비슷한 신체조건일 경우 걸음걸이시 팔의 움직임 거리나 속도가 비슷할 것이라고 생각하였고, 이 4명에 대해 사용자 인증이 잘 이루어진다면 다른 신체조건 사용자들도 인증이 잘 진행될 것이라고 가정하였다.

Table 1. Physical Information

	Height	Weight	Arm length
User A	181cm	80kg	80cm
User B	175cm	72kg	74cm
User C	174cm	70kg	76cm
User D	183cm	82kg	81cm

##### 2) 실험 환경

데이터 수집에는 웨어러블 기기 Samsung Gear S2 Bluetooth 버전을 사용하였다. 기기에 내장된 가속도 센서를 이용하여 X, Y, Z 각 축당 1초에 100개(100Hz)씩 가속도 데이터를 수집하였다. 데이터는 소켓으로 연결된 PC로 전송되고, 사용자별 3축 10만개의 데이터를 수집하였다. 기기 각 축에 대한 정보는 Fig. 9와 같으며, 기기를 왼손에 착용한다고 가정했을 때 X(+)가 지면을 향하게 되고 중력가속도 (-)9.8m/s<sup>2</sup> 값이 출력된다. Y(+)가 정면을 향하게 되며 Z(+)가 손목의 바깥쪽 부분으로 향하게 된다.

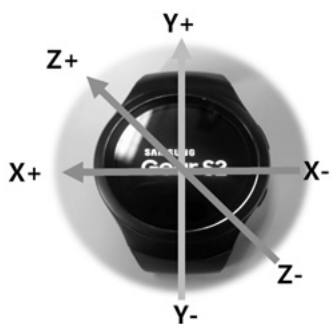


Fig. 9. 3-Axes Information

실험자들은 평지, 계단 등의 환경과 관계없이 자연스러운 걸음으로 약 15분 정도를 걸어 데이터를 수집한다. 단, 시계를 착용한 손에는 다른 물건을 들거나 하지 않고 맨 손 그대로 걸음을 걷는다.

#### 4.2 실험 방법

각 실험자당 수집한 데이터 10만개의 데이터를 쪼개어 9만개(90%)는 학습용 데이터로, 1만개(10%)는 테스트 데이터로 사용하였다. 이를 번갈아가면서 총 10번의 실험(10 Fold 방식)을 한 뒤 평균을 내었다[15].

사용자마다 뽑아낸 feature를 가지고 X축이 주파수, Y축이 주파수의 크기, Z축이 주파수와 주파수의 크기쌍의 확률로 한 2D 가우시안 분포를 만든 뒤, 95% 신뢰구간 방법을 사용하여 사용자를 인증한다. 사용자 인증에 이 방법을 사용하는 이유는 데이터에 대한 가설검정이 간단하고, 신뢰성이 확보된 방법의 하나로 본 논문의 실험을 진행하기에 가장 적합하다고 판단하였다.

Table 2. Feature

feature1	(X1, Y1)
feature2	(X1, Y1), (X2, Y2)
feature3	(X1, Y1), (X2, Y2), (X3, Y3)
feature4	(X2, Y2), (X3, Y3)

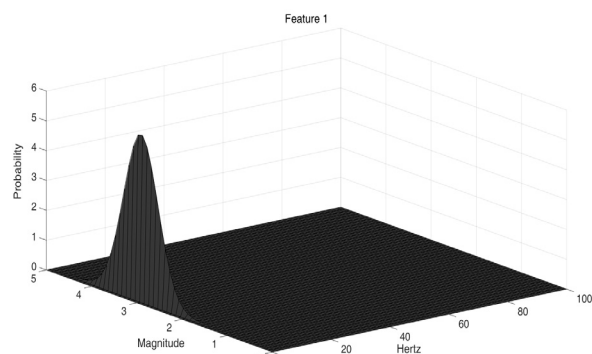


Fig. 10. Feature 1

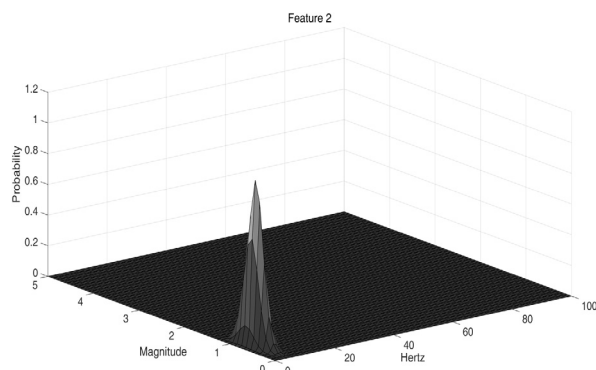


Fig. 11. Feature 2



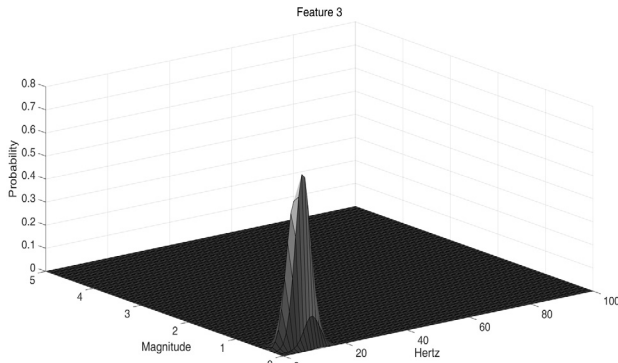


Fig. 12. Feature 3

실험순서는 Table 2와 같이 주파수의 크기에 따라 총 4가지의 feature 개수를 나누어 각각 실험을 진행한다.

주파수의 값은  $X_n$  ( $n = 1, 2, 3, 4$ ), 그 주파수에서의 에너지 값은  $Y_n$  ( $n = 1, 2, 3, 4$ )로 나눈다.  $n$ 의 순서는 주파수의 크기에 따른 순서이다. 예를 들어, feature2의 실험결과에의 경우 X, Y, Z축 별로 2쌍의 주파수 값과, 주파수에서의 에너지 크기를 사용한 2D 가우시안 모델이 6가지가 생긴다. 이 때 테스트 데이터가 생성된 2D 가우시안 모델 6가지에 모두 인증에 성공하여야 1로 간주하여 성공으로 판정하고 하나라도 인증에 성공하지 못할 경우 0으로 간주하여 실패로 판정한다. 이는 팔의 패턴이 비슷한 사용자가 일부분만 인증 됐을 경우 인증이 통과되는 경우를 방지하기 위함이다. 성공과 실패의 개수를 세어 총 개수로 나누어 인증의 정확도로 사용한다.

첫 번째 실험은 자신의 9만개의 데이터를 학습한 뒤 각 그룹에 95% 신뢰구간을 사용하여 테스트 데이터 1만개를 대입해 각 그룹의 신뢰구간 안에 속한 경우 데이터를 1로 간주하고, 없는 경우는 0으로 간주하여 정확도를 구한다.

두 번째 실험은 한 실험자의 데이터를 학습한 뒤 다른 실험자 3명의 테스트 데이터를 실험한다. 과정은 첫 번째 실험과 같다. 크기가 가장 큰 주파수의 경우 대부분의 사람들이 유사하기 때문에 다른 실험자의 학습데이터에 테스트 데이터를 대입하여도 예상보다 높은 정확도가 나올 수 있다. 그러므로 여러 가지 특징을 사용하여 실험한 뒤 적절한 특징 개수를 사용할수록 좀 더 정밀한 사용자 인증이 가능함을 보인다.

### 4.3 실험 결과

첫 번째 실험결과는 대상 4명 각각 특징의 개수를 바꿔가면서 자신의 학습모델에 10번씩 테스트하고 평균을 낸 결과이다.

두 번째 실험결과는 1명의 학습데이터에 나머지 3명을 테스트 한다. 이 때 특징의 개수에 따라 어느 정도의 정확도로 인증할 수 있는지 확인하고 특징의 개수를 찾는다.

95%의 신뢰구간을 사용하였기 때문에 실험 데이터는 95%에 근접할수록 정확하다고 할 수 있다.

### 1) 첫 번째 실험결과

첫 번째 실험결과 4명의 실험결과 특징 개수에 상관없이 최저 90.10% 최대 93.32%의 정확도를 보였다.

실험 결과 자신의 학습데이터에서 자신을 인증하는 경우 특징 개수에 상관없이 인증을 잘 할 수 있다. 하지만, 두 번째 실험결과에 따라 특징의 개수를 결정할 수 있다.

Table 3. User Authentication Result

	feature1	feature2	feature3	feature4
A	92.70%	91.19%	92.39%	91.42%
B	92.32%	90.10%	91.16%	89.14%
C	90.30%	91.87%	92.37%	93.14%
D	92.29%	92.56%	92.97%	93.32%
Avg	91.90%	91.43%	92.22%	91.76%

### 2) 두 번째 실험결과

1명의 학습데이터에 다른 3명의 테스트 데이터를 넣고 실험한 결과이다.

Table 4. A User Table

	feature1	feature2	feature3	feature4
B	43.36%	25.70%	22.44%	13.20%
C	45.66%	12.97%	9.71%	3.14%
D	45.52%	26.25%	23.98%	14.07%
Avg	44.85%	21.64%	18.71%	10.14%

Table 5. B User Table

	feature1	feature2	feature3	feature4
A	43.10%	35.48%	33.00%	15.83%
C	25.53%	10.76%	8.43%	3.16%
D	47.27%	29.28%	25.94%	17.65%
Avg	38.63%	25.17%	22.45%	12.21%

Table 6. C User Table

	feature1	feature2	feature3	feature4
A	60.88%	18.57%	15.90%	29.44%
B	25.93%	15.68%	13.48%	12.54%
D	58.32%	32.25%	27.72%	26.93%
Avg	48.38%	22.17%	19.03%	22.97%

Table 7. D User Table

	feature1	feature2	feature3	feature4
A	57.65%	24.30%	19.82%	19.26%
B	42.59%	22.42%	20.68%	19.33%
C	53.90%	14.54%	12.26%	12.39%
Avg	51.38%	20.42%	17.59%	16.99%

앞의 Table 4, 5, 6, 7에서 볼 수 있듯이 특징을 하나만 사용하였을 때는 최대 50%이상까지 사용자가 인증되는 것을 볼 수 있다.

이 경우, 다른 사용자임에도 불구하고, 진짜로 인증하는 확률이 반이나 됨으로써, 상당히 문제점이 많은 것으로 생각 된다. 다른 사용자의 인증확률이 낮을수록 진짜 사용자를 잘못 인식하는 경우가 적어진다.

따라서 feature3 (19.44%) 혹은 feature4 (15.58%)의 경우처럼 특징들을 사용하여야 한다는 것을 보였고, 특징 개수에 따라 좀 더 정확한 확률로 사용자를 인증할 수 있음을 증명하였다.

### 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 웨어러블 기기의 가속도 데이터를 사용하여 걸음걸이시 사용하는 팔의 패턴으로 사용자를 인증할 수 있음을 보였다. 걸음걸이의 가장 핵심요소인 팔의 흔들림 정도를 특징으로 하여 95% 신뢰구간에서 약 92%의 정확도로 인증하였고, 특징의 개수를 정하는 방법에 대해서도 제시하였다.

향후 지금보다 더욱 스마트폰 이외의 다른 스마트 기기들에 대한 수요가 빠르게 증가할 것이므로 사용자 인증에 관한 문제는 더욱 중요해질 것이다. 따라서 서론에서 서술한 모바일 결제나 여러 응용프로그램에 사용하기 위해서는 향후 여러 가지 연구가 추가로 필요하다. 팔의 패턴이 지문, 홍채 등과 같이 높은 고유성을 지니고 있고, 높은 보안성이 충분히 확보되는지에 대한 추가 연구가 필요하다. 그리고 좀 더 많은 사용자를 대상으로 하여 본 논문에서 제시한 방법 이외의 다양한 패턴 인식 기법을 사용하여 인증할 수 있는 방법에 대한 연구도 필요하다.

또한 본 논문에서 사용자의 걸음에는 아무런 제약이 없었지만, 웨어러블 기기를 착용한 손에 무거운 물건을 들거나 하는 경우는 고려하지 않았다. 이러한 제약 조건들을 많이 고려하여 실험한다면 조금 더 정밀한 사용자 인증이 가능할 것으로 생각되고, 가속도 센서 이외의 다른 센서와 결합하여 사용자 인증 연구를 진행한다면 좀 더 발전된 연구가 될 것이라고 생각한다.

### References

[1] A. K., Hrechak, and J. A. McHugh, "Automated fingerprint recognition using structural matching," *Pattern Recognition*, Vol.23, No.8, pp.893-904, 1990.  
 [2] S. H. Noh, and T. K. Kwon, "A comparative study of simple domestic mobile payment services environment," *Asia Pacific Journal of Information Systems*, 2014.

[3] J. S. Seo and J. S. Moon, "A Study on User Authentication with Smartphone Accelerometer Sensor," *Journal of the Korea Institute of Information Security & Cryptology*, Vol.25, No.6, pp.1477-1484, 2015.  
 [4] D. Gafurov, E. Snekkenes, and T. E. Buvarp, "Robustness of biometric gait authentication against impersonation attack," *OTM Confederated International Conferences*, pp.479-488, 2006.  
 [5] H. S. Kim, and S. Y. Lee, "Pedestrian Gait Estimation and Localization using an Accelerometer," *The Journal of Korea Robotics Society*, Vol.5, No.4, pp.279-285, 2010.  
 [6] Z. Wang, et al., "A Triaxial Accelerometer-Based Human Activity Recognition via EEMD-Based Features and Game-Theory-Based Feature Selection," *IEEE Sensors Journal*, Vol.16, No.9, pp.3198-3207, 2016.  
 [7] R. Xu, S. Zhou, and W. J. Li, "MEMS accelerometer based nonspecific-user hand gesture recognition," *IEEE Sensors Journal*, Vol.12, No.5, pp.1166-1173, 2012.  
 [8] L. Tong et al., "HMM-based human fall detection and prediction method using tri-axial accelerometer," *IEEE Sensors Journal*, Vol.13, No.5, pp.1849-1856, 2013.  
 [9] L. Atallah et al., "Real-time activity classification using ambient and wearable sensors," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol.13, No.6, pp.1031-1039, 2009.  
 [10] D. M. Karantonis, et al., "Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol.10, No.1, pp.156-167, 2006.  
 [11] Nickel, Claudia, Tobias Wirtl, and Christoph Busch, "Authentication of smartphone users based on the way they walk using k-NN algorithm," *Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP), 2012 Eighth International Conference on IEEE*, 2012.  
 [12] Gafurov, Davrondzhon, Einar Snekkenes, and Patrick Bours. "Gait authentication and identification using wearable accelerometer sensor," *Automatic Identification Advanced Technologies, 2007 IEEE Workshop on IEEE*, 2007.  
 [13] H. M. Yoo et al., "Walking number detection algorithm using a 3-axial accelerometer sensor and activity monitoring," *The Journal of the Korea Contents Association*, Vol.8, No.8, pp.253-260, 2008.  
 [14] P. Paalanen et al., "Feature representation and discrimination based on Gaussian mixture model probability densities - practices and algorithms," *Pattern Recognition*, Vol.39, No.7, pp.1346-1358, 2006.  
 [15] N. Ravi et al., "Activity recognition from accelerometer data," *AAAI*, Vol.5. pp.1541-1546, 2005.



**김 용 광**

e-mail : yk\_kim@korea.ac.kr  
2015년 홍익대학교 컴퓨터공학과(학사)  
2015년~현 재 고려대학교 정보보호대학원  
정보보호학과 석사과정  
관심분야: 시스템 보안, 기계 학습



**문 종 섭**

e-mail : jsmoon@korea.ac.kr  
1981년 서울대학교 계산통계학과(학사)  
1983년 서울대학교 계산통계학과(석사)  
1991년 Illinois Institute of Technology  
전산학(박사)  
2002년~현 재 고려대학교 전자 및 정보공학과 교수  
관심분야: 정보보호, 전자공학, 통신공학