

스마트 깔창의 가속도 센서를 이용한 사용자 식별 방법

최상일*, 이성진*, 신원용^o

User Identification Using Acceleration Sensor of Smart Insole

Sang-Il Choi*, Sung-Sin Lee*,
Won-Yong Shin^o

요약

본 레터에서는 스마트 깔창에 장착된 가속도 센서를 이용하여 보행 데이터를 측정하고, 이에 대한 판별 분석을 기반으로 사용자를 식별하는 방법을 제안한다. 측정된 데이터는 보행 사이클을 기준으로 걸음 단위로 분할하고, 보행 속도의 영향을 덜 받도록 전처리한 후 저장되었다. 전처리된 데이터에 Nullspace LDA를 이용한 판별 분석을 수행하여 걸음의 특징을 추출하고 이를 분류기의 입력으로 사용한 결과, 우수한 사용자 식별 성능을 얻을 수 있었다.

Key Words : User identification, Smart insole, Acceleration sensor, Discriminant analysis, Classifier

ABSTRACT

We propose a method to measure the gait data using the acceleration sensor mounted on a smart insole and identify a user based on the discriminant analysis of the data. The measured data was divided into unit steps based on the gait cycle, and was stored after being preprocessed so as to be less affected by the walking speed. We extract the

discriminant features from the data by using the Nullspace LDA method and use these features as the input of the classifier. Experimental results show that the proposed method gives good user identification performance.

1. 서론

보행(gait)의 패턴은 사람의 신체 활동에 대한 많은 정보를 담고 있어 보행패턴의 분석은 헬스케어, 스포츠 분석, 행동 분석 등의 다양한 응용 분야에서 활용될 수 있다¹⁾. 또한, 동일한 종류의 정상적인 보행에서도 개인에 따라 각각 다른 특성을 나타내기 때문에 보행패턴은 얼굴인식, 지문인식 등과 같은 생체인식(biometrics) 용도로도 사용될 수 있다²⁾.

그동안 생체인식을 위한 보행의 분석들은 주로 비디오 시퀀스(sequence)로부터의 모션 분석에 의해 이루어져 왔다³⁾. 그러나 이러한 방법들은 보행자가 카메라 앞에 홀로 노출되어야 하고 다수의 사람들이 카메라의 각도에 따라 정확도가 달라질 수 있기 때문에 다양한 환경에서 사용자를 인식하는 위한 용도로 사용하기에는 여러 제약이 있다.

한편, 최근 웨어러블 센서 기술이 발전함에 따라 다양한 센서들을 장착한 스마트 깔창 기기들이 개발되고 있다⁴⁾. 이에, 본 레터에서는 이러한 스마트 깔창의 가속도 센서를 통해 보행데이터를 취득하고, 이에 대한 판별 분석⁵⁾을 바탕으로 사용자를 인식하는 방법을 제안한다. 제안한 방법은 웨어러블 센서를 사용하기 때문에 사용자가 군중 속에 있거나 특정 장소에 있어야 하는 등의 사용 환경의 제약이 적으며, 가속도 센서 등의 웨어러블 센서 데이터는 비디오 데이터에 비해 용량이 적기 때문에 실시간 인식이 가능한 장점이 있다.

* 본 연구는 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었으며(No.2018R1A2B6001400), 과학기술정보통신부 및 정보통신기술진흥센터의 SW중심대학지원사업(no. 2017-0-00091)의 연구결과로 수행되었고, 2017학년도 단국대학교 대학연구비 지원으로 연구되었음.

• First Author : (ORCID:0000-0002-0462-0050)the Department of Computer Science and Engineering, Dankook University choisi@dankook.ac.kr, 정희원

◦ Corresponding Author : (ORCID:0000-0002-6533-3469)the Department of Computer Science and Engineering, Dankook University wyshin@dankook.ac.kr, 종신희원

* The Department of Data Science, Dankook University, leesungsin@gmail.com

논문번호 : KICS2018-04-077, Received April 3, 2018; Revised April 24, 2018; Accepted May 8, 2018

II. 데이터 수집 및 전처리

2.1 보행 데이터 측정 센서

본 레터에서는 보행 데이터 수집을 위해 3LLaps Co., Ltd.(Seoul Korea)에서 제작한 상용 스마트 깔창인 ‘FootLogger’를 사용하였다 (그림 1). FootLogger는 8개의 압력 센서와 3축 가속도 센서, 3축 자이로 센서를 내장하고 있으며^[5], 양 쪽 신발에 각각 장착된 깔창의 센서들은 100Hz의 샘플링율로 데이터를 측정한다. 압력 센서의 경우, 압력의 세기에 따라 0, 1, 2의 값으로 측정되며 0은 압력이 없는 상태, 즉 swing phase (지면에서 발이 떨어진상태)이고, 1과 2는 stance phase (발이 지면을 디디고 있는 상태에서의 압력의 세기를 의미한다).

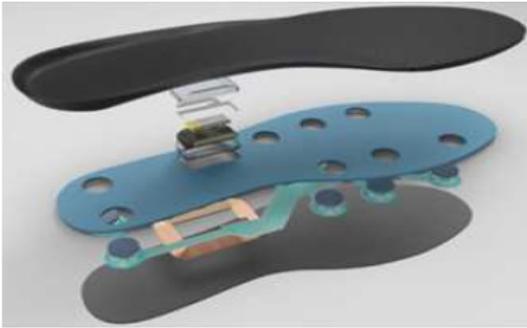


그림 1. 스마트 깔창 ‘FootLogger’의 센서 구조
Fig. 1. Sensor structure of the smart insole ‘FootLogger’

2.2 보행 데이터의 전처리

그림 2는 ‘FootLogger’를 이용하여 측정된 보행 데이터의 예이다. 그림 2에서 왼발과 오른발에서 swing phase가 번갈아 나타나는 것을 통해 보행 사이클 (cycle)을 확인할 수 있으며, 본 레터에서는 왼발을 기준으로 swing phase의 시작점에서 stance phase의 종료점까지를 한 걸음으로 정의하였다^[5].

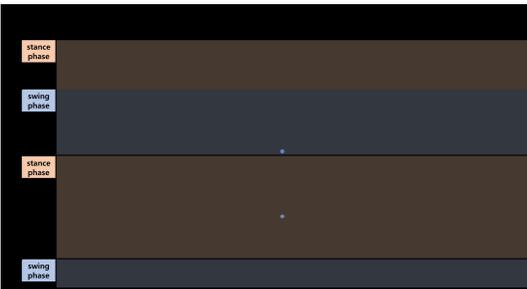


그림 2. FootLogger를 이용하여 측정된 보행데이터의 예
Fig. 2. Example of gait data measured with FootLogger

한편, 같은 사람이라도 데이터 측정하는 동안이나 데이터를 측정 시도마다 보행의 속도는 달라질 수 있는데, 이러한 보행 속도의 변화는 사용자 식별을 위한 개인의 보행 특성을 추출하는데 방해가 된다. 이에, 상황에 덜 민감한 특징의 추출을 위해 모든 swing phase에서 stance phase까지의 단위 걸음들을 가장 짧은 단위 걸음의 시간을 기준(t , 본 레터에서는 $t = 63$ 으로 설정)으로 리사이징(resizing)하여 모든 걸음에 대한 길이가 동일하도록 63x6의 배열로 정규화(normalization)하였다. 정규화 된 단위 걸음의 가속도 측정값은 사전 순서 연산자(lexicographic ordering operator)를 이용하여 378x1의 벡터(\mathbf{x})로 저장하였다.

데이터 수집을 위해 20~30대 성인 13명이 참여하였으며 한 사람당 3분 동안의 걸음을 측정하였다. 센서의 오작동으로 인해 swing phase에서 압력 센서의 값이 0이 아닌 단위걸음들은 실험에서 제거하여 총 2295걸음의 데이터를 실험에 사용하였다.

III. 판별 특징 추출

전처리된 보행데이터로부터 사용자 식별에 유용한 특징을 추출하기 위해 판별 특징 추출 방법 가운데 고차원 데이터에 효과적인 Nullspace LDA(NLDA)^[5]를 사용하였다.

먼저, C 개의 클래스로 구성된 N 개의 샘플에 대해, 다른-클래스 산란행렬(between-class scatter matrix) S_B 와 같은-클래스 산란행렬(within-class scatter matrix) S_W 를 다음과 같이 정의한다.

$$S_B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (1)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{\mathbf{x}_m \in c_i} (\mathbf{x}_m - \mu_i)(\mathbf{x}_m - \mu_i)^T$$

여기서 $\mathbf{x}_m \in R^{n \times 1}$ 는 클래스 c_i 에 속한 m 번째 샘플이고, μ 와 μ_i 는 전체 샘플의 평균과 클래스 c_i 에 속한 샘플들의 평균을 의미한다. NLDA는 클래스 간의 판별력을 최대화 하기 위해 S_W 의 널(null) 공간에 샘플들을 투영시킨 후, 각 클래스의 평균들 간의 분산이 최대가 되도록 아래와 같은 목적함수를 만족시키는 투영 벡터들을 구한다.

$$W_{NLDA} = \operatorname{argmax}_{|W^T S_W W = 0} |W^T S_B W| \quad (2)$$

W_{NLDA} 는 n' 개의 투영벡터 $w_t, t=1, \dots, n'$ 으로 구성된 투영행렬이며, 샘플 x 에 대한 특징 벡터 y 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$y = W^T x (\in R^{n' \times 1}) \quad (3)$$

그림 3은 제안한 스마트 깔창의 가속도 센서 값을 이용한 사용자 식별 방법의 전체 과정을 보여준다.

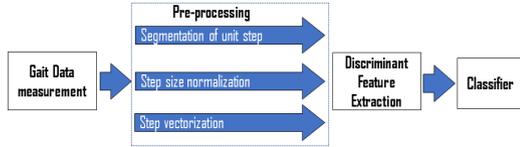


그림 3. 제안한 스마트 깔창의 가속도 센서 값을 이용한 사용자 식별 방법의 전체 과정
Fig. 3. Overall procedure of the proposed user identification using an acceleration sensor in a smart insole

IV. 인식 실험 결과

제안한 방법의 사용자 식별 성능을 평가하기 위해, FootLogger의 가속도 측정 값을 전처리 하고 NLDA를 이용하여 추출한 특징들을 가지고 인식 실험을 수행하였다. 분류기로는 ‘유클리디안 거리’를 이용한 One-Nearest Neighborhood(One-NN) 방법을 사용하였다.

학습 데이터 셋은 각 사람의 데이터 샘플들 중에서 임의로 세 개의 샘플들씩 선별하여 구성하였으며, 나머지 샘플들을 테스트 셋으로 사용하였다. 이러한 실험을 25번 반복하여 얻은 인식률들의 평균을 결과로 제시하였다.

먼저, 사용자 식별을 위한 보행 특징을 추출하는데 몇 걸음 정도가 필요한지를 확인하기 위해, 한 걸음에 대한 가속도 측정 값으로 구성된 보행 샘플에서부터 다섯 걸음의 측정 값을 포함한 보행 샘플까지의 인식률을 측정해 보았다(표 1). 표 1의 인식률은 전체 샘플 중 임의로 400개의 샘플들을 선택하여 측정하였다. 표 1에서, 한 걸음만으로도 87%의 사용자 인식률을

표 1. 보행 샘플에 포함된 걸음수에 따른 인식률
Table 1. Recognition rates for different numbers of steps included in a single gait sample

No. of steps in a single sample	1	2	3	4	5
Recog. rate (%)	86.9	89.3	91.2	93.5	93.9

보였으며, 보행 샘플에 포함된 걸음 수가 많을수록 인식률이 증가하다가 ‘4~5 걸음수’에서 증가의 폭이 둔화되는 것을 볼 수 있다. 이는 4걸음 이상을 걸었을 때 개인별 보행패턴의 특징이 보다 효과적으로 추출되는 것을 의미한다.

그림 4는 총 2295걸음을 연속적인 네 걸음씩으로 나누어 구성한 568개의 보행샘플에 대해 NLDA 특징 공간의 차원 수에 따른 인식률을 보여준다. 그림 4에서 특징 공간의 차원이 증가하면서 인식률이 증가하는 것을 볼 수 있으며 12차원으로 구성된 특징공간에서 91.3%의 최대 인식률을 보이는 것을 확인할 수 있다. 기존의 비디오데이터 기반의 걸음분석에 의한 사용자 인식 방법들과는 방식과 실험 환경의 차이로 인해 직접적인 비교가 어렵지만, 제안한 방법은 웨어러블 기기를 사용하기 때문에 데이터 측정 환경의 제약이 적고, 저용량의 가속도 패턴으로부터 높은 인식 성능을 얻을 수 있다는 점에서 효과적인 방법이라고 볼 수 있다.

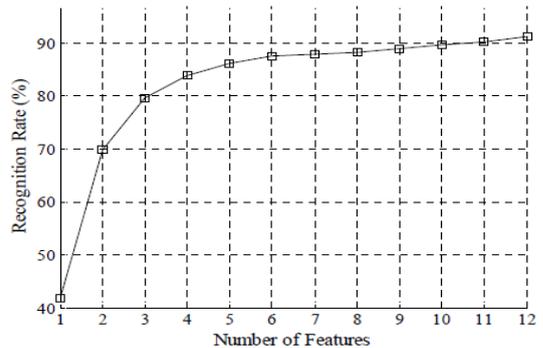


그림 4. 네 걸음으로 구성된 보행샘플에 대한 특징 공간의 차원 수에 따른 인식률
Fig. 4. Recognition rates according to the numbers of dimension of the feature space for a walking sample composed of four steps

V. 결론

본 레터에서는 스마트깔창의 가속도 센서를 이용하여 측정된 보행 데이터로부터 판별 분석에 의해 추출된 특징으로 사용자를 식별하는 방법을 제안하였다. 13명에 대한 실측 데이터에 대한 실험 결과 제안한 방법은 적은 연산으로 우수한 인식 성능을 보이는 것을 확인하였다. 향후, 보다 많은 데이터의 확보와 함께, 가속도 센서 뿐만 아니라 자이로 센서, 압력 센서 등 다양한 종류의 보행 센서 데이터를 함께 사용함으로써 보다 인식 성능을 개선시킬 수 있는 연구를 진행할

계획이다.

References

- [1] M. P. Murray, "Gait as a total pattern of movement: Including a bibliography on gait," *Am. J. Phys. Med. & Rehabilitation*, vol. 46, no. 1, pp. 290-333, Feb. 1967.
- [2] J. W. Davis and A. F. Bobick, "The representation and recognition of human movement using temporal templates," in *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Soc. Conf.*, pp. 928-934, San Juan, Puerto Rico, USA, Jun. 1997.
- [3] V. V. Tscherner and B. Goepfert, "Gender dependent EMGs of runners resolved by time/frequency and principal pattern analysis," *J. Electromyography and Kinesiology*, vol. 13, no. 3, pp. 253-272, Jun. 2003.
- [4] W. D. Seo, S. S. Lee, W. Y. Shin, and S. I. Choi, "Gait type classification using pressure sensor of smart insole," *J. Korea Soc. Comput. Inf.*, vol. 23, no. 2, pp. 17-26, Feb. 2018.
- [5] H. Cevikalp, M. Neamtu, M. Wikes, and A. Barkana, "Discriminative common vectors for face recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, vol. 27, no. 1, pp. 4-13, Jan. 2005.