

# 보행주기내의 발 뒷굽 닿기와 발가락 떼기 행동 판별 알고리즘 개발

유형진\*, 최상일\*\*

\*강릉원주대학교 컴퓨터공학과

\*\*강릉원주대학교 컴퓨터공학과 교수

yhj97010597@gmail.com, schoi@gwnu.ac.kr

## The Development of Gait Cycle Identification Algorithm

Hyungjin Yoo\*, Sangil Choi\*\*

\*Dept. of Computer Science & Engineering, Gangneung-Wonju National  
University, Korea

\*\*Professor, Dept. of Computer Science & Engineering, Gangneung-Wonju  
National University, Korea

### 요 약

인간의 보행에는 다양한 분야에서 유용하게 사용할 수 있는 정보를 가지고 있어 의료분야와 수사기관에서 사용되고 있다. 보행 데이터로부터 유용한 정보를 얻어내기 위해 선행되어야 하는 작업은 보행주기를 판별하는 것이다. 본 연구에서는 보행주기 판별을 위하여 발 뒷굽 닿기와 발가락 떼기 행동을 가속도 값과 각속도 값을 사용하여 알아내고, 정확도를 분석하는 알고리즘에 대해 논한다.

### 1. 서론

걸음걸이에는 여러 산업 분야에서 유의미하게 사용할 수 있는 정보가 있다. 65세 이상의 노인에게서 혈관질환, 치매, 알츠하이머, 파킨슨 등의 질병이 보행에 영향을 미친다는 연구결과가 있다[1]. 보행 분석은 의료분야 뿐만 아니라 수사기관에서 범인을 특정짓기 위한 수단으로 사용되고 있다. 하지만, 이러한 분석 기법은 보행 분석을 담당하는 사람의 주관적인 견해가 들어갈 가능성이 높다. 이와 같은 이유로 객관적인 보행 분석을 위한 방법론이 필요하다.

객관적 보행 분석을 위해서 CCTV, 적외선 카메라를 활용한 방식 등 이미지 및 영상 분석 방법이 사용되고 있다. 이 방식은 고가의 영상처리 기술이나 특수한 실험환경이 필요하다. 이와 같은 이유로 최근에는 가속도 및 각속도 센서를 활용한 보행 분석 방법이 새로운 대안으로 각광받고 있다.

가속도 센서와 각속도 센서를 사용한 보행분석 연구에서는 보행주기를 판별하는 작업이 무엇보다 중요하다. 보행주기는 한 발의 뒷굽 닿기(HS: Heel Strike)와 다른 발의 뒷굽 닿기까지로 정의된다. 한 번의 보행주기에는 발 뒷굽 닿기와 발가락 떼기(TO: Toe Off) 행동이 순서대로 일어난다. 보행주기를 찾을 수 있다면 보행주기 내에서의 개인의 보행 특

징을 구별할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 가속도 센서와 각속도 센서를 사용하여 보행주기를 판별하기 위한 알고리즘 개발 방법에 대해 논한다.

### 2. 데이터 수집

#### 2.1 보행데이터 수집

보행데이터 수집을 위해서 20대의 건강한 남자 25명, 여자 25명을 모집했다. 실험 참가자들은 실험을 시작하기 전에 개인정보수집 동의서를 작성하였고, 실험유의사항에 대해서 숙지하였다. 모든 실험참가자에게 동일한 실험환경을 제공하고 환경적 요인을 최대한 제거하기 위해서 실내에서 실험을 진행하였다. 실험참가자에게는 자신의 기본걸음걸이를 유지하며 33m의 복도를 10회 왕복하도록 요청했다.

실험을 통해 수집한 데이터는 3축 가속도 데이터 값, 3축 각속도 데이터 값, 압력 센서의 값이며 샘플링 주기는 20ms (50Hz)로 설정하였다.

#### 2.2 데이터 수집 장치

가속도 값과 각속도 값은 가속도 센서와 각속도 센서가 포함되어 있는 Shimmer사의 Shimmer3

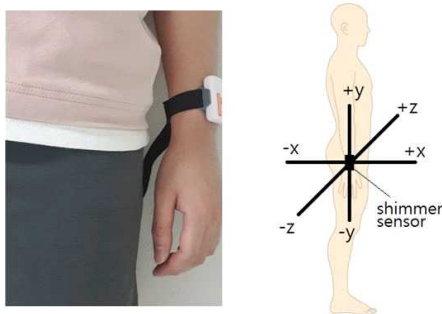
IMU (이하 Shimmer)로부터 획득하였다(그림 1 참조). Shimmer로 수집한 데이터는 3축 가속도 값, 3축 각속도 값, 데이터 측정 시간이며, 수집 데이터는 기기 내부의 SD Card에 저장된다. Shimmer를 부착하는 위치는 손목이다(그림 2 참조).

알고리즘의 정확도를 판별하는 기준이 되는 값을 얻기 위해서 (그림 3)의 압력 측정 장치를 직접 제작하였다. 이 장치는 신발 밑창의 앞뒤에 압력센서를 부착하여 HS와 TO가 발생하는 순간을 확인하기 위함이다. 압력 측정 장치가 수집한 데이터는 앞꿈치 압력 값, 뒷꿈치 압력 값, 데이터 측정 시간이며 기기 내부의 SD Card에 저장된다. HS와 TO를 측정하기 위해 측정장치를 제작하였지만 정확한 순간을 찾아내는 것은 어렵기 때문에 본 연구에서는 압력 센서로부터 얻어진 값이 최대값에 도달한 순간을 HS와 TO로 정의하였다.

기기 내부에 저장된 데이터들은 실험 종료 후 PC로 옮겨 실험 참가자 별로 ID를 부여하여 구분한 후 데이터 분석에 사용하였다.



(그림 1) Shimmer3 IMU



(그림 2) Shimmer Sensor 부착 사진



(그림 3) 압력 측정 장치

### 3. 데이터 전처리

#### 3.1 동기화

본 연구에서 사용한 데이터 수집 장치인 Shimmer와 압력 측정 장치 사이의 측정 시간을 동기화하기 위하여 실험 시작 시점에 1회 점프하는 동작을 하도록 실험 참가자에게 요청함으로써 시간 동기화를 수행하였다.

#### 3.2 선형보간법

앞서 언급했던 것처럼 Shimmer와 압력 측정 장치는 20ms의 샘플링 주기를 가지고 있다. 하지만 수집한 데이터를 확인했을 때 샘플링 주기에 맞게 데이터를 획득하지 못하는 경우를 발견했다. 이 문제는 수식 (1)의 선형보간법을 사용하여 수집된 데이터를 샘플링 주기에 맞도록 보완하였다.

$$y = y_0 + (x - x_0) \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0}$$

, where

$y$ : the target value

$x$ : the target time

$x_0$ : the previous time of  $x$

$x_1$ : the next time of  $x$

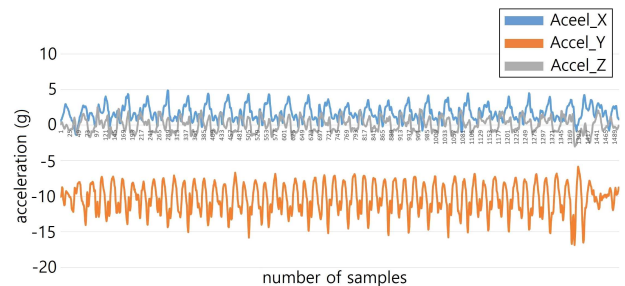
$y_0$ : the value at  $x_0$

$y_1$ : the value at  $x_1$

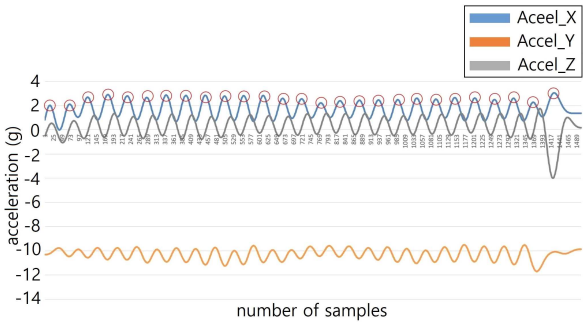
(1)

#### 3.3 Low Pass Filter

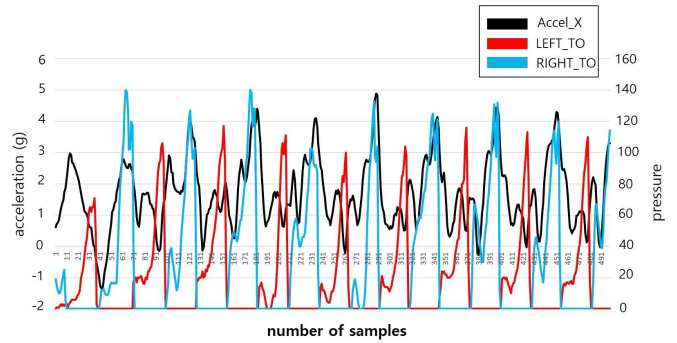
Shimmer를 통하여 수집된 데이터에는 기기내부의 잡음과 측정 중에 생기는 잡음이 포함되어 있다. 이러한 잡음은 보행 데이터에 영향을 줄 뿐만 아니라 보행주기를 판별하는 데 방해 요소가 될 수 있다. 본 연구에서는 파이썬의 SciPy 라이브러리, butterworth에서 제공하는 Low pass filter를 사용하여 이러한 잡음을 제거했다. Low pass filter의 order와 cutoff를 조정함으로써 (그림 6)의 결과를 얻었다. (그림 5)는 왼손에 부착한 Shimmer로부터 수집한 필터링 전 가속도 데이터 그래프이며 (그림 6)은 (그림 5)의 데이터에 대해 필터링을 적용한 가속도 데이터 값이다.



(그림 5) 필터링 적용 전 가속도 데이터



(그림 6) 필터링 적용 후 가속도 데이터



(그림 8) 필터링 적용 전 가속도 데이터와 필터링 적용 전 압력 측정 장치의 TO 데이터

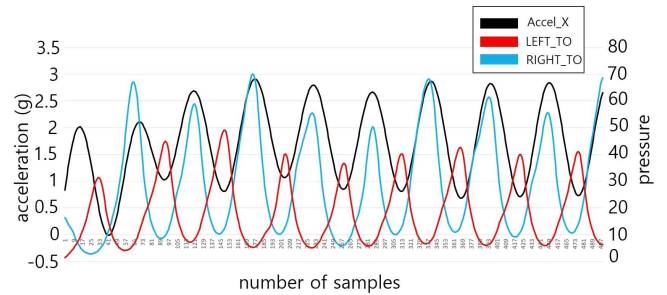
#### 4. 보행주기 판별 알고리즘

##### 4.1 알고리즘 구현

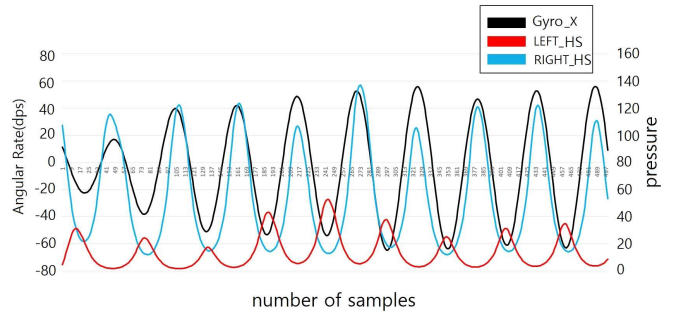
그래프의 일정한 패턴을 찾아내는 것은 보행주기 판별 알고리즘을 구현하는데 큰 역할을 차지한다. 보행주기는 그래프의 뚜렷한 특징으로 판별할 수 있다. 본 연구에서는 그래프의 특징 중 극값을 사용하였다. 극값이란 그래프 값이 증가에서 감소 혹은 감소에서 증가로 변할 때 생기는 특징이다(그림 7 참조).

(그림 8)은 (그림 5)의 데이터의 일부분과 동일한 시간의 압력센서 값 중 일부를 확대하여 표현한 것이다. (그림 9)는 (그림 6)의 데이터의 일부분과 동일한 시간의 압력센서 값 중 일부를 확대하여 표현한 것이다. (그림 8)에서는 앞서 설명한 극값이 가속도 값에서 매우 많이 발생하는 것을 볼 수 있다. 하지만 (그림 9)에서는 극대값에서 오른발 TO(압력 측정 장치로부터 획득한 TO)와 일치하고 극소값에서는 왼발의 TO와 일치하는 것을 보여준다.

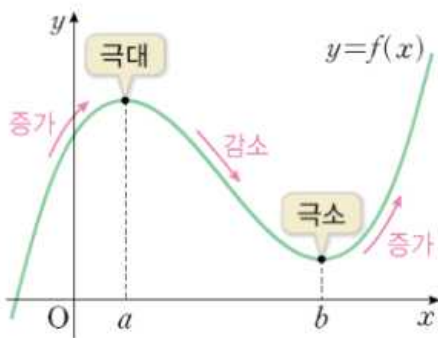
(그림 10)은 필터링된 각속도 값의 일부와 압력센서의 일부를 확대하여 표현한 그래프이다. 각속도의 극대값 및 극소값이 HS(압력 측정 장치로부터 획득한 HS)와 일치함을 알 수 있다.



(그림 9) 필터링 적용 후 가속도 데이터와 필터링 적용 후 압력 측정 장치의 TO 데이터



(그림 10) 필터링 적용 후 각속도 데이터와 필터링 적용 후 압력 측정 장치의 HS 데이터



(그림 7) 그래프의 극값

##### 4.2 정확도 분석

앞 절에서 왼손의 가속도 값과 각속도 값에서 알고리즘을 통해 양발의 HS와 TO를 찾는 방법을 설명했다. 이번 절에서는 알고리즘으로 찾은 값이 얼마나 정확한지에 대해 논한다.

본 연구에서는 정확도 분석을 위해서 오차값 단위를 20ms로 설정했다. 오차값이 필요한 이유는 샘플링 주기 사이 측정되지 않는 순간에 HS와 TO가 발생했을 가능성이 있기 때문이다. 또한 정확도를 판단하는 기준이 되는 압력 측정 장치의 센서 위치

도 고려해야한다. 모든 압력 측정 장치 센서의 부착은 사람의 손으로 하며, 실험 참가자의 신발의 밑창이 서로 다르기 때문에 센서 위치를 일정하게 할 수 없다. 이와 같은 문제를 보완하기 위해 샘플링 주기의 배수 만큼 오차값을 설정하였다.

가속도와 각속도의 데이터로 HS와 TO를 찾은 경우를 TRUE, 찾지 못한 경우를 FALSE로 정의한다. TRUE를 만족하는 경우는 압력 측정장치로 얻은 HS와 TO의 값에 오차값을 부여한 범위 내에 알고리즘으로 찾은 값이 존재 할 때이다. FALSE가 되는 경우는 TRUE를 만족하지 못하는 경우이다.

알고리즘으로 얻은 HS 및 TO와 압력 측정 장치로 부터 획득한 HS 및 TO의 시간을 순서대로 비교하며 정확도를 측정한다(수식 (2) 참조). <표 1>은 모든 실험참가자의 정확도를 표현한 것으로 TO를 찾기 위해서 가속도 X축과 가속도 X축과 Z축을 합친 데이터를 사용했고, HS를 찾기 위해서 각속도 X축과 Y축을 각각 사용했다.

$$\frac{\text{Number of True Data}}{\text{Number of All Data}} \times 100 \quad (2)$$

<표 1> 정확도 분석 표

오차값	accel_x	accel_x+z	gyro_x	gyro_y
± 20ms	29.68	23.30	20.95	20.00
± 40ms	45.03	38.43	35.44	34.20
± 60ms	57.01	52.25	48.95	47.68
± 80ms	65.72	62.96	60.08	58.59
± 100ms	71.84	70.42	68.44	66.70
± 120ms	76.77	75.62	74.14	72.44
± 140ms	80.81	79.61	77.20	77.14
± 160ms	84.23	82.29	78.79	81.09
± 180ms	87.01	84.08	79.73	83.62
± 200ms	88.89	85.46	80.34	85.56
± 220ms	90.35	87.04	80.82	86.72
± 240ms	91.41	88.56	81.24	87.51
± 260ms	92.26	89.71	81.53	88.13
± 280ms	93.00	90.47	81.97	88.55
± 300ms	93.54	91.04	82.33	88.95
± 320ms	93.93	91.53	83.01	89.28
± 340ms	94.19	92.25	84.13	89.60
± 360ms	94.38	93.13	85.59	89.96
± 380ms	94.49	94.05	86.94	90.50
± 400ms	94.59	94.77	88.39	91.21

5. 결론

본 연구에서 제안하는 알고리즘은 손목의 가속도와 각속도 데이터로 TO를 최대 94.77%, HS는 최대

91.21%의 정확도를 보였다.

HS와 TO의 발생 시점을 통해서 각 실험 참가자의 보행주기를 얻을 수 있다. 보행주기를 알 수 있다면 그 사람의 여러 가지 보행특징을 얻는 것이 가능하다[2]. 이렇게 가속도와 각속도 데이터를 통해서 얻을 수 있는 보행주기 데이터는 보행분석에서 활용된다[3].

본 연구의 결과보다 더 높은 정확도의 HS와 TO를 찾기 위해서는 동일한 종류의 신발을 사용하는 것이 필요하다. 신발의 밑창은 각 제조사 별로 다르기 때문에 압력 센서의 위치가 피실험자 별로 크게 벗어나 발이 바닥에 닿는 순간과 발이 땅에서 떨어지는 순간을 판별하는 것이 불가능할 수 있다. 따라서 향후 연구에서 알고리즘의 정확도 개선을 위해 동일한 신발을 사용하는 것을 제안한다.

Acknowledgement

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 생애초기연구사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2020R1G1A1013937).

참고문헌

[1] S. D. Din, M. Elshehabi, B. Galna, M. A. Hobert, E. Warmerdam, U. Suenkel, K. Brockmann, F. Metzger, C. Hansen, D. Berg, L. Rochester and W. Maetzler, "Gait analysis with wearables predicts conversion to parkinson disease," *Annals of Neurology*, Vol. 86, No. 3 pp. 357-367, 2019.

[2] J. Li, Z. Wang, X. Shi, S. Qiu, H. Zhao and M. Guo, "Quantitative Analysis of Abnormal and Normal Gait based on Inertial Sensors," *IEEE 22<sup>nd</sup> International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design*, pp. 365-370, 2018.

[3] L. G. M. Ader, B. R. Greene, K. McManus and B. Caulfield, "Reliability of inertial sensor based spatiotemporal gait parameters for short walking bouts in community dwelling older adults," *Gait & Posture*, Vol. 85, pp. 1-6, 2021.