

Evaluation of Ergonomic Performance of Medical Smart Insoles

Jae-Hoon Yi^a, Jin-Wook Lee^b, Dong-Kwon Seo^{c*}

^aIndustry-academic cooperation foundation, Konyang University, Daejeon, Republic of Korea

^b3L Labs Co., Ltd., Seoul, Republic of Korea

^cDepartment of Physical Therapy, Konyang University, Daejeon, Republic of Korea

Objective: This study was to resolve the limitations of the experimental environment and to solve the shortcomings of the method of measuring human gait characteristics using optical measuring instruments.

Design: A cross-sectional study.

Methods: Fifteen healthy adults without a history of orthopedic surgery on the lower extremities for the past 6 months were participated. They were analyzed gait variables using the smart guide and the 3D image analysis at the same time, and their results were compared. Visual-3D was used to calculate the analysis variables.

Results: The reliability and validity of the data according to the two measuring instruments were found to be very high; gait speed(0.85), cycle time(0.99), stride time of both feet(0.98, 0.97) stride length of both feet(0.86, 0.88) stride per minute of both feet(0.99, 0.96), foot speed of both feet(0.90, 0.91), step time of both feet(0.77, 0.71), step per minute(0.72, 0.74), stance time of both feet(0.96, 0.97), swing time of both feet(0.93, 0.79), double step time(0.81), initial double step time(0.84) and terminal step time(0.76).

Conclusions: In the case of the smart insole, which measures human gait variables using the pressure sensor and inertial sensor inserted in the insole, the reliability and validity of the measured data were found to be very high. It can be used as a device to replace 3D image analysis when measuring pathological gait.

Key Words: Motion analysis, Smart insole, Gait analysis, Reliability

서론

의학의 발달과 생활수준 향상으로 인해 인간의 기대 수명이 증가한 현대 사회는 건강에 대한 관심이 폭발적으로 증가되었다. 건강과 운동에 대한 관심 증가 및 현대사회에서의 생활방식 변화로 인해 전세계적으로 디지털 피트니스 분야가 주목받으며, 웨어러블 액세서리 및 헬스, 피트니스 관련 어플리케이션 활용이 증가하였다. 그러므로 다양한 웨어러블 장비 및 어플리케이션을 활용하여 사용자의 생체정보를 획득하고 사용자의 건강상태 체크 및 치료를 위한 근거자료 수집에 관한 다양한 연구들이 증가하고 있다[1].

2014년 2분기 동안 Apple 앱스토어내에서 전체 어플리케이션 이용률이 33% 증가한 반면, 헬스 및 피트니스

관련 어플리케이션 이용률은 62% 증가하였다[2]. 이러한 헬스, 피트니스 관련 어플리케이션의 폭발적인 이용률 증가는 현대사회 및 이용자 중심의 건강에 대한 관심 증가를 대변하는 것이다.

걷기는 인간의 건강을 유지하는 가장 대표적인 운동 수단이다. 그러나 국내 인구의 약 2/3는 잘못된 걸음걸이를 가지고 있으며, 국내의 허리디스크 환자 약 80%의 질환 발생 원인이 잘못된 걸음걸이에 기인한 것으로 보고되고 있다[3]. 잘못된 보행 습관은 하지의 길이 변화를 유발하며 고관절의 변성을 발생시키기 때문에 척추 질환을 초래하게 된다. 인간의 보행형태를 분석하는 것은 보행의 정상적인 패턴 및 병리학적 패턴을 인식하는데 매우 중요한 연구이다. 개인적으로 병력이 없는 일반인뿐만 아니라 개인의 보행특성 분석을 통해 개인적 질

Received: Jun 23, 2022 Revised: Jun 27, 2022 Accepted: Jun 28, 2022

Corresponding author: Dong-Kwon Seo

Department of Physical Therapy, Medical campus, Konyang University
158 Gwanjeodong-ro, Seo-gu, Daejeon, Korea

Tel: +82-42-600-8457 Fax: +82-42-600-8408 E-mail: dkseo77@konyang.ac.kr

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Copyright © 2022 Korean Academy of Physical Therapy Rehabilitation Science

환이 있는 대상자 혹은 수술환자의 재활 진행 상황에 대하여 정량화할 수 있기 때문에 스마트 인솔(smart insole)을 통해 인간의 보행특성에 대한 생체정보를 획득하는 다양한 연구가 시도되고 있다[4-7].

치매는 뇌의 신경세포가 손상되어 장애가 발생하는 대표적인 신경정신계 질환이며, 노인 인구에게 가장 흔하게 나타나고 연령이 높을수록 유병률도 증가하는 질환이다. 65세 이상 노인인구 7,389,480명중 추정되는 치매 환자수는 750,488명으로 치매추정 유병률이 10.16%라고 보고되고 있다. 그러므로 전 세계적인 고령화에 따른 노인 인구의 증가로 인해 치매 환자가 극적으로 증가하게 될 것으로 예측되고 있다[8-9]. 인간의 정상적인 보행을 위한 가장 기본적인 신체능력은 균형 감각이며, 균형 감각은 대상자의 시각, 청각, 고유 수용성 감각 및 하지 근력 등에 의하여 영향을 받는다. 그러나 치매 환자의 경우 현재 자신이 놓여 있는 상황을 올바르게 인식하는 능력인 지남력(orientation)의 저하, 주의와 집중력 저하 및 균형을 유지하는데 필요한 감각기관 및 근력 약화로 인해 보행 장애가 발생한다. 더욱이 느린 보행속도는 개인의 인지 기능 저하, 경도 인지 장애 및 치매 등과 높은 관련이 있다고 보고되고 있으며[10-12], 보행속도가 느린 대상자들이 그렇지 않은 대상자들에 비하여 인지 능력 저하가 빠르게 진행된다고 보고되고 있다[13-14].

현재까지 치매 질환에 대한 효과적인 치료 방법은 없으며, 치매 질환 관리의 핵심 전략은 치매의 조기 진단을 통한 발병 지연 및 진행 속도의 저하에 있다고 보고되고 있다[15-16]. 그러나 다양한 연구결과 치매 환자의 인지 손상 발병 이전에 보행속도의 감소가 발생한다고 보고되고 있으며[17-18], 보행장애를 보이는 노인의 뇌에서 보여지는 백질(whit matter)의 부피감소 및 백질의 높은 신호강도 현상은 보행속도 감소와 관련이 매우 깊다고 보고되고 있다[19]. 그러므로 노인의 보행 능력 및 보행 특성을 측정하여 치매를 예측할 수 있는 방법에 관한 다양한 연구가 수행되고 있다[20]. 만약 노인의 보행 특성을 확인함으로써 치매의 고위험군에 해당하는 대상자를 치매 질환이 발생되기 이전 식별이 가능하다면 치매질환 발병을 지연시키고, 진행 속도를 늦춤으로써 치매 질환의 효과적인 치료가 가능할 것으로 판단된다.

인간의 보행특성 분석을 위해 일반적으로 광학식 측정 기기와 관성측정 장치들이 사용되고 있다. 광학식 측정 방법은 보행자의 신체에 마커를 부착하고 적외선 카메라를 이용해 3차원 위치를 추적하는 방법이다. 정확도가 매우 높다는 장점이 있지만, 카메라가 촬영할 수 있는 범위로 인해 공간이 제한되고 가격이 비싸다는 단점이 있다. 관성 측정장치는 가속도계, 지자기 센서(geomagnetic) 및

자이로스코프(gyroscope)로 구성된 기기이다. 관성 측정 장치의 보행분석 방법은 광학식 측정 방법에 비하여 비용이 저렴하며 공간상 제약이 적다. 하지만 적분오차가 누적됨으로써 위치 정보의 정확도가 떨어지는 문제가 발생한다[21].

이러한 단점들을 개선하기 위하여 압력센서를 이용한 웨어러블 기기들이 사용되고 있다. 압력센서를 이용하는 보행분석법은 관성 측정장치와 같이 공간상에 제약이 없으며 비용이 저렴하다는 장점이 있다. 더욱이 압력센서의 활용은 관성 측정장치에 비해 획득된 생체데이터의 정확도가 높으며 일상생활에서 비교적 쉽게 데이터를 획득할 수 있다는 장점이 있다[22].

신발은 일상생활 및 운동 시 가장 대표적인 필수품목으로써 인간의 생체역학적 정보를 측정하는데 가장 최적화된 웰니스 기기로 여겨지고 있다. 그러므로 이미 나이키와 아디다스, 구글 및 애플 등의 세계적인 기업뿐만 아니라 다양한 스타트업 업체 등이 신발 내부의 인솔에 가속도 센서를 삽입함으로써 개인의 보행 패턴을 분석하고자 시도하고 있다. 최근의 연구 추세는 가속도 센서만을 이용하여 측정된 보행 수 및 보행거리 등에 대한 보행정보의 부정확성을 제거하기 위하여 발바닥에 가해지는 압력을 측정하여 보행시간, 거리, 속도 및 신체중심의 이동경로 등을 측정하는 접근방법이 다양한 연구 그룹과 회사들에 의하여 이루어지고 있다[23-25].

그러므로 본 연구는 의료용 스마트 인솔에 의해 획득된 대상자들의 보행변인과 적외선 카메라 및 지면반력기(force-plate)를 통해 획득된 보행변인의 데이터를 비교 평가함으로써 의료용 스마트 인솔의 타당성 및 신뢰도를 분석하고자 한다. 본 연구를 통해 획득된 자료는 치매 노인의 예측을 통해 치매 발병의 가능성이 있는 노인을 질환 발병 이전에 사전 예측함으로써 국내의 치매환자에게 질병을 예방하고 보다 효율적인 치료 방법을 제공할 것으로 생각된다.

연구 방법

연구 대상

본 연구에서 필요한 결과를 얻기 위한 대상자 산출을 위해 G-Power를 분석한 결과 대상자 14명($f = .04$; $\alpha = 0.05$; $\text{power} = 0.9$)이 적정 인원수로 판단되어 본 연구에서는 6개월간 하지에 정형 외과적 병력이 없는 건강하고 보행패턴이 일반적인 성인 15명(Age: 24.41 ± 2.43 yrs, Height: 171.16 ± 7.97 cm, Weight: 61.41 ± 9.72 kg)을 선정하여 3차원 영상분석을 이용한 보행분석(gait analysis)을 실시하였다. 이때 모든 대상자들은 실험에 관한 내용을 충분히 숙지할 수 있도록 설

명을 듣고 자발적으로 참여 의사를 밝힌 대상자를 연구 대상자로 선정하였다.

연구 절차

의료용 스마트인솔(Foot Logger, 3L-labs Inc, Korea)의 성능평가(motion analysis)를 위해 실험 전 대상자들에게 실험의 목적과 중요성 및 실험 절차에 대한 충분한 이해를 구하고 실험참여 동의서를 획득한 후 실험을 실시하였다. 정확한 대상자들의 3차원 보행 자료를 얻기 위하여 실험 전 모든 대상자들에게 실험복을 착용시킨 후 보행 측정에 앞서 대상자 신체의 해부학적 정렬 상태(anatomical alignment)를 측정하기 위해 스탠딩 캘리브레이션(standing calibration)을 실시하였으며, 스탠딩 캘리브레이션이 끝난 후 분절의 위치추적을 위한 트래킹마커(tracking marker)를 제외하고 모두 제거하였다. 대상자들의 자연스러운 보행 동작을 유도하기 위해 충분한 연습 후 본 실험을 실시하였으며, 이때 보행속도는 대상자가 선호하는 속도(self-selected speed)로 실시하여 대상자 간 통제하지 않았다. 모든 데이터 수집은 대상자들의 자연스러운 보행 동작으로 평가되는 시도 3회씩을 획득하고 분석하였으며, 운동화의 미드솔(mid-sole)의 강성에 따른 영향을 배제하기 위하여 모든 대상자들은 동일한 모델의 운동화(Adidas Yong-96)를 착용하고 실험을 진행하였다.

측정방법 및 도구

대상자들의 보행데이터는 의료용 스마트인솔과 영상 분석을 통해 획득하였으며, 의료용 스마트인솔은 독자 개발된 압력센서 8개, 3축 가속도센서 및 3축 자이로센서를 통해 대상자들의 보행데이터를 측정하고 독자개발된 보행데이터 분석시스템(fGait)을 통해 원자료(raw data)를 획득하였다. 3차원 영상분석 데이터수집을 위해

적외선(infraed) 카메라(Miqus, Qualisys Inc, Sweden) 8대를 보행주로에 설치하였으며, 샘플링율은 의료용 스마트 인솔과 동일하게 100Hz로 설정하였다. 운동역학적(biomechanical) 변인(variable)을 추출하기 위해 지면반력기(Kistler type 9286AA, Kistler Instrumente AG, Switzerland) 2대를 보행주로 중간에 설치하여 사용하였다. 이때 지면반력기의 샘플링율(sampling rate)은 1000Hz로 설정하였으며, 영상장비와 상호 동조하여 자료를 획득하였다.

1) 분석 국면

3차원 영상분석을 활용한 대상자들의 보행패턴 변화에 대한 생체역학적 변인 및 의료용 스마트인솔을 이용한 보행패턴 데이터의 비교 평가를 위해 분석구간은 첫 번째 오른발 뒤꿈치가 지면에 닿는 순간부터(right heel contact) 각각 오른발과 왼발의 활보장(stride)을 측정하였다(Figure 1).

- Phase 1 : Event 1(Right heel contact) ~ Event 2(Left heel contact)
- Phase 2 : Event 2(Left heel contact) ~ Event 3(Right toe off)
- Phase 3 : Event 3(Right toe off) ~ Event 4(Right heel contact)
- Phase 4 : Event 4(Right heel contact) ~ Event 5(Left toe off)
- Phase 5 : Event 5(Left toe off) ~ Event 6(Left heel contact)

2) 인체 좌표화

영상분석 데이터에 대한 인체 좌표화를 위하여 모션 분석 소프트웨어(Visual 3D, C-motion Inc., USA)의 마

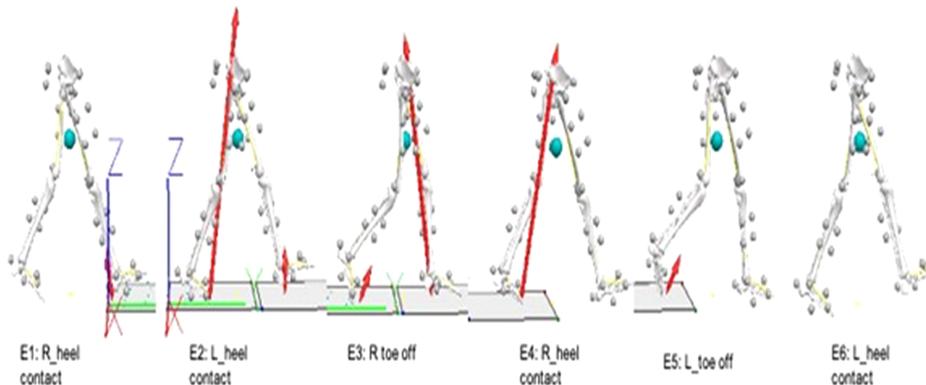


Figure 1. Definition of events and phases

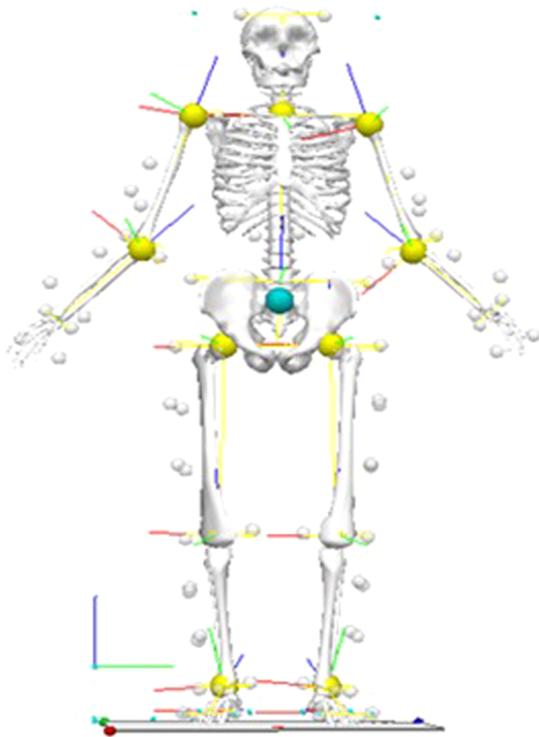


Figure 2. Marker set.

커시스템에 준하여 반사마커(reflective marker)를 부착하였으며 NLT(nonlinear transformation) 방식으로 3차원 좌표화 하였다(Figure 2).

자료 분석

의료용 스마트인솔을 통해 획득된 대상자들의 보행분석 데이터는 클라우드기반 보행데이터분석시스템을 통해 수집되고 분석되었다. 적외선 카메라 8대를 이용하여 획득된 3차원 영상분석 원자료는 의료용 스마트인솔을 통해 획득된 대상자의 보행데이터와의 비교를 위해 모션 분석 소프트웨어를 이용하여 인체 분절을 모델링 하였다. 이때 사용된 인체분절 지수는 Dempster[26]가 발표한 인체측정학적 모델을 이용하여 분절의 질량과 관성모멘트(moment of inertia)를 추정하였으며, 이 모든 과정은 모션 분석 소프트웨어 내에서 처리하였다.

측정된 영상분석 데이터의 원자료는 노이즈(noise)에 의한 오차를 제거하고 필터링(filtering)시 발생하는 위상 지연(phase lag)을 제거하기 위하여 버터워스 2차 양방 필터(second order butterworth bidirectional filter)를 사용하였고, 이때의 차단주파수(cutoff frequency)는 6Hz로 설정하였다.

3차원 영상분석 데이터와 의료용 스마트 인솔로 획득

된 보행변인 데이터 간 차이를 규명하기 위하여 SPSS 18.0(Spss Inc, USA)을 이용하여 독립 t-test를 실시하였으며, 두 가지 검사방법에 의한 측정자료내 신뢰도를 분석하기 위하여 급내상관계수(ICC2.1)를 실시하였다. 또한 Foot Logger를 통해 측정된 보행변수의 타당도를 분석하기 위하여 Pearson 상관분석을 실시하였고 모든 통계학적 유의 수준은 $\alpha = .05$ 로 설정하였다.

연구 결과

1. 측정장비에 따른 보행 변인의 변화

대상자들의 보행속도는 3차원 영상분석을 이용하여 획득된 속도가 스마트 인솔을 이용하여 획득된 속도에 비하여 다소 빠른 것으로 나타났으나, 이러한 차이는 통계적으로 유의한 차이가 없는 것으로 나타났다($p = 0.077$) 획득된 대상자들의 한걸음(step) 시간($p = 0.739$), 왼발 한걸음 시간($p = 0.483$), 오른발 한걸음 시간($p = 0.956$)은 측정장비에 따른 차이가 없는 것으로 나타났으며, 이러한 차이는 통계적으로 유의한 차이가 없는 것으로 나타났다(Table 1).

왼발의 한걸음 길이는 영상분석을 이용하여 획득된 값이 다소 긴 것으로 나타났으며, 이러한 차이는 통계적으로 의미가 있는 것으로 나타났다($p = 0.014$) 그러나 오른발의 한걸음 길이는 큰 차이가 없는 것으로 나타났고, 통계적으로도 유의한 차이가 없는 것으로 나타났다($p = 0.158$). 왼발과 오른발의 분당 한걸음 수는 차이가 거의 없는 것으로 나타났으며, 통계적으로도 차이가 없는 것으로 나타났다($p = 0.460$, $p = 0.967$). 유각기(swing phase)에서 왼발과 오른발의 속도 차이는 3차원 영상분석을 이용해 획득된 자료의 속도가 다소 빠른 것으로 나타났으나 이러한 차이는 통계적으로 차이가 없는 것으로 나타났다($p = 0.388$, $p = 0.376$). 왼발 한걸음시간(left step time)은 영상분석을 이용해 측정된 시간이 다소 짧은 것으로 나타났으나 오른발 한걸음시간(right step time)은 차이가 없는 것으로 나타났다. 그리고 이러한 차이는 통계적으로 왼발은 유의한 차이가 있는 것으로($p = 0.001$), 오른발은 차이가 없는 것으로 나타났다($p = 0.259$).

양발의 분당 스텝수는 왼발은 영상분석을 이용하여 획득된 분당 스텝수가 다소 큰 것으로 나타났으나 오른발은 다소 작은 것으로 나타났다. 이러한 차이는 왼발은 차이가 있는 것으로($p = 0.001$), 오른발은 통계적으로 유의한 차이가 없는 것으로 나타났다($p = 0.284$). 양발의입각기(stance phase) 시간은 거의 차이가 없는 것으로 나타났으며, 이러한 차이는 통계적으로 의미가 없는 것

Table 1. Validity of data comparing gait variables using 3D motion capture and smart insole (n = 15)

Variables	3D motion capture	smart insole	t	p	r ²
gait velocity(cm/s)	1.27±0.11	1.24±0.14	1.78	0.077	0.748**
cycle_time(s)	1.12±0.05	1.12±0.06	0.334	0.739	0.982**
L_cycle_time(s)	1.12±0.06	1.11±0.06	0.704	0.483	0.965**
R_cycle_time(s)	1.12±0.05	1.12±0.06	-0.056	0.956	0.984**
L_stride_length(m)	1.43±0.10	1.38±0.12	2.491	0.014	0.814**
R_stride_length(m)	1.42±0.09	1.40±0.10	1.419	0.158	0.855**
L_stride_per_min(stride/m)	53.78±2.63	54.09±2.72	-0.741	0.460	0.970**
R_stride_per_min(stride/m)	53.91±2.56	53.89±2.68	0.042	0.967	0.983**
L_foot_vel.(m/s)	1.26±0.12	1.25±0.13	0.865	0.388	0.857**
R_foot_vel.(m/s)	1.27±0.11	1.25±0.12	0.887	0.376	0.911**
L_step_time(s)	0.56±0.03	0.57±0.03	-3.587	0.000	0.791**
R_step_time(s)	0.56±0.03	0.56±0.03	1.132	0.259	0.794**
L_step_per_min(step/m)	108.74±5.39	104.97±6.09	4.246	0.000	0.797**
R_step_per_min(step/m)	106.74±5.62	107.62±5.04	-1.075	0.284	0.783**
L_stance_time(s)	0.69±0.04	0.68±0.04	1.450	0.149	0.907**
R_stance_time(s)	0.68±0.04	0.68±0.04	0.988	0.325	0.936**
L_swing_time(s)	0.43±0.02	0.43±0.02	-0.929	0.354	0.873**
R_swing_time(s)	0.43±0.03	0.44±0.03	-1.358	0.176	0.900**
DLST time(s)	0.26±0.03	0.24±0.03	2.514	0.013	0.705**
DLST_initial_time(s)	0.13±0.02	0.12±0.02	1.865	0.064	0.570**
DLST_terminal_time(s)	0.12±0.02	0.12±0.02	3.264	0.001	0.746**

p < 0.05*, p < 0.001**

로 나타냈다(p = 0.149, p = 0.325). 양발의 유각기시간은 두 가지 장비를 활용하여 획득된 평균값의 차이가 거의 없는 것으로 나타났으며, 통계적으로도 유의한 차이가 없는 것으로 나타냈다(p = 0.354, p = 0.176).

양발의 이중지지시간은 영상분석을 이용하여 획득된 시간이 다소 큰 것으로 나타났으며, 이러한 차이는 통계적으로 유의한 차이가 있는 것으로 나타냈다(p = 0.013). 초기 이중지지시간과 말기 이중지지시간의 차이는 두 가지 장비를 활용하여 획득된 자료의 차이가 거의 없는 것으로 나타났으며, 이러한 차이는 초기 이중지지시간은 차이가 없는 것으로, 말기 이중지지시간은 유의한 차이가 있는 것으로 나타냈다(p = 0.064, p = 0.001).

2. 측정 장비에 따른 보행 변인의 측정 신뢰도

3차원 영상분석 시스템과 스마트 인솔을 이용하여 측

정된 대상자들의 보행변인 데이터의 신뢰도 분석 결과 보행속도(0.85), 양발의 한 걸음시간(0.99)과 양발의 한 걸음 시간(0.98, 0.99), 양발의 한걸음 길이(0.89, 0.92), 양발의 분당 한걸음 수(0.99, 0.99)는 매우 높은 수준의 신뢰도를 보였다. 그리고 유각기에서 양발의 속도 차이는 왼발은 0.92, 오른발은 0.95로써 매우 높은 수준의 신뢰도를 보였다.

왼발 한걸음시간은 0.87, 오른발 한걸음시간은 0.88, 양발의 분당 한걸음수는 각각 0.88과 0.88로 나타나 신뢰도가 매우 높은 것으로 나타났다.

양발의 입각기시간 변인은 각각 0.95와 0.97, 양발의 유각기 시간 변인은 각각 0.93과 0.94로 나타나 매우 높은 수준의 신뢰도를 보였다. 양발의 이중지지 시간 변인의 신뢰도 결과는 0.83으로 나타났으며, 초기 이중지지 시간과 말기 이중지지 시간은 각각 0.71과 0.85로 나타나 신뢰도가 높은 편으로 나타났다(Table 2).

Table 2. 3D motion capture and smart insole of walking variable reliability verification

(n = 15)

Variables	3D motion capture VS smart insole		p-value
	ICC(2,1)	95%CI	
gait velocity(cm/s)	0.848	0.765 – 0.901	0.001*
cycle_time(s)	0.991	0.985 – 0.994	0.001*
L_cycle_time(s)	0.982	0.972 – 0.988	0.001*
R_cycle_time(s)	0.992	0.987 – 0.995	0.001*
L_stride_length(m)	0.887	0.826 – 0.927	0.001*
R_stride_length(m)	0.916	0.871 – 0.946	0.001*
L_stride_per_min(stride/m)	0.985	0.976 – 0.990	0.001*
R_stride_per_min(stride/m)	0.991	0.986 – 0.994	0.001*
L_foot_vel.(m/s)	0.922	0.879 – 0.949	0.001*
R_foot_vel.(m/s)	0.952	0.926 – 0.969	0.001*
L_step_time(s)	0.872	0.803 – 0.917	0.001*
R_step_time(s)	0.881	0.817 – 0.923	0.001*
L_step_per_min(step/m)	0.883	0.820 – 0.924	0.001*
R_step_per_min(step/m)	0.876	0.808 – 0.919	0.001*
L_stance_time(s)	0.951	0.924 – 0.968	0.001*
R_stance_time(s)	0.966	0.947 – 0.978	0.001*
L_swing_time(s)	0.932	0.895 – 0.956	0.001*
R_swing_time(s)	0.938	0.904 – 0.960	0.001*
DLST time(s)	0.826	0.732 – 0.887	0.001*
DLST_initial_time(s)	0.713	0.557 – 0.814	0.001*
DLST_terminal_time(s)	0.853	0.773 – 0.905	0.001*

p < 0.05*, p < 0.001**

3. 측정장비에 따른 보행변수의 타당도

두 가지 장비를 활용하여 측정된 보행변수의 상관성을 분석한 결과 보행속도는 상관계수 0.75로 높은 수준의 상관관계를 보였으며, 양발의 한 걸음시간(0.98)과 양발의 한걸음 시간은 각각 0.97, 0.98로 나타나 매우 높은 수준의 상관관계를 보였다. 양발의 한걸음 길이는 각각 0.81과 0.86으로 나타나 높은 수준의 상관관계를 보이는 것으로 나타났고 양발의 분당 한걸음 수는 각각 0.97과 0.98로 나타나 매우 높은 수준의 상관관계를 보였다. 유각기에서 양발의 속도 차이는 왼발은 0.86, 오른발은 0.91로써 높은 수준의 상관관계를 보였다(Table 1).

왼발 한걸음시간은 0.79, 오른발 한걸음 시간은 0.79, 양발의 분당 한걸음수는 각각 0.80과 0.78로 중간 이상의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 그러나 양 발의 입각기 시간은 각각 0.91과 0.94, 양발의 유각기 시간

변인은 각각 0.87과 0.90으로 나타나 매우 높은 수준의 상관관계를 보였다. 양발의 이중지지 시간 변인의 타당도 결과는 0.71로 나타났으며, 초기 이중지지 시간과 말기 이중지지 시간은 각각 0.57과 0.75로 나타나 두 가지 장비를 이용하여 획득된 보행변인의 데이터간 타당도가 높은 편으로 나타났다.

고찰

두 가지 장비를 활용하여 획득된 대상자들의 보행속도는 차이가 있는 것으로 나타났다. 이는 3차원 영상분석을 대상자의 신체를 모델링하고 신체의 무게중심의 속도를 측정함으로써 보행속도를 추출하는 반면 스마트 인솔 장비는 발의 속도를 이용하여 대상자의 보행속도를 추정하는 알고리즘에 의해 보행속도를 측정하기 때

문인 것으로 판단된다. 그러나 두 가지 장비 활용에 따른 차이는 통계적으로 유의한 차이가 없는 것으로 나타나 개인의 보행속도 측정에 대한 스마트 인솔의 정밀도가 높은 것으로 판단된다. 더욱이 두 가지 장비를 활용해 획득된 발 분절의 속도는 차이가 거의 없으며, 각 변인에 대한 상관관계가 높고, 급내 상관계수가 0.90이상으로 나타나 스마트 인솔에 의해 측정된 보행변인의 신뢰도가 매우 높다고 할 수 있다[27-28].

특히 보행시 하지의 운동학적 변인에 대한 대상자들의 한걸음 시간 및 왼발과 오른발의 한걸음 시간은 두 가지 측정 장비간 차이가 없는 것으로 나타났으며, 변수간의 신뢰도 분석결과가 매우 높은 수준의 신뢰도를 보이는 것으로 나타났으며, 데이터간 상관관계도 94%이상으로 나타났다. 이러한 결과는 보행분석을 위해 복잡한 실험과정과 고가의 장비를 활용하는 영상분석 방법이 불가능한 경우 스마트 인솔을 이용하여 보행분석을 실시하는 것이 효율적이며 타당한 방법임을 의미한다.

왼발과 오른발의 한걸음 길이는 다소 차이가 있는 것으로 나타났으나 두 데이터간의 신뢰도가 높고 상관관계 또한 높은 것으로 나타났다. 더욱이 분당 한걸음 수는 차이가 없는 것으로 나타났고, 매우 높은 신뢰도와 상관관계를 보이는 것으로 나타나 두 가지 장비 사용에 따른 데이터의 일치도가 매우 높은 것으로 판단된다 [29].

왼발 한걸음시간과 오른발 한걸음시간인 양발의 뒤꿈치 착지부터 다음발의 뒤꿈치 착지까지의 시간(0.79, 0.79) 그리고 이를 이용해 획득되는 왼발과 오른발의 분당 한걸음수(0.80, 0.78)은 다른 변인들에 비하여 상대적으로 낮은 수준의 신뢰도와 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 이는 스마트 인솔에서 제공되는 보행변인은 기본적으로 각 발의 거리 및 시간에 대한 변인이며, 측정된 값은 3차원 영상분석 자료와의 비교를 위해 알고리즘을 이용하여 추출된 값이기 때문인 것으로 판단된다. 이는 향후 알고리즘 수정을 통해 보완이 가능하다. 특히 상대적으로 다른 변인에 비하여 낮은 신뢰도를 보이는 양발의 스텝 데이터가 일반적인 가속도 센서를 활용하여 보행을 측정하는 스마트 폰 및 스마트 기기들의 보행변인 측정치의 신뢰도(ICC: 0.49-0.86)에 비하여 매우 높은 신뢰도를 보이므로 일상생활에서의 보행분석을 위해 충분히 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

두 가지 장비를 활용하여 획득된 대상자들의 양발의 입각기시간(0.91, 0.94) 및 유각기시간(0.87, 0.90)의 차이는 없으며, 각각의 신뢰도 또한 높고, 각각의 데이터간 상관관계도 높은 상관을 보이는 것으로 나타났다. 그러므로 3축의 가속도 센서를 이용하여 대상자의 보행변인을 측정하는 스마트 인솔의 신뢰도와 타당도를 반증

하는 것으로 볼 수 있다

보행 시 양발이 지면을 디디고 있는 이중지지시간 및 이중지지시간의 초기와 말기는 두 가지 장비간 차이가 거의 없는 것으로 나타났으며, 데이터의 신뢰도도 각각 0.71, 0.57, 0.75로 신뢰도가 다른 변인들에 비하여는 다소 낮은 것으로 나타났으나 일반적인 관성센서를 이용하여 사람의 보행변인을 측정하는 장비에 비하여 높은 데이터의 일치도를 보이는 것으로 나타났다.

결론

이상을 종합하면 사람의 보행패턴 및 보행변인 분석을 위해 일반적으로 활용되는 적외선 카메라 및 지면반력기를 이용하는 3차원 영상분석 방법은 높은 신뢰도와 타당도를 가지고 있지만 보행분석을 위해 고가의 다양한 장비를 구축해야 하며, 측정을 위한 실험환경 조절 및 복잡한 측정 과정을 요구하고 있다. 그러나 현재 이러한 영상분석 장비를 활용한 분석방법을 대체하기 위해 제안되고 있는 일종의 관성센서를 이용하여 보행패턴 및 보행변인을 분석하는 장비들은 실험의 편이성 및 데이터 획득 절차에 대한 이점으로 인해 다양하게 활용되고 있으나 측정된 데이터에 대한 신뢰도가 상당히 떨어지는 단점을 가지고 있다. 그러므로 이러한 관성센서를 활용한 장비는 정밀한 측정을 통한 센싱 및 분석시에는 배제되고 있는 실정이다.

그러나 인솔내 삽입된 관성센서와 압력센서를 이용하여 인간의 보행변인을 측정하고 분석하는 스마트 인솔에 의해 측정된 데이터는 임상에서 가장 정확도가 높다고 평가되는 3차원 영상분석은 데이터와 비교하여 매우 높은 신뢰도를 가지는 것으로 나타났다. 압력센서를 이용한 인솔형 웨어러블 장비를 이용하여 측정된 보행변인은 일반적으로 하나의 관성센서를 이용하여 보행변인을 측정하는 다양한 웨어러블 디바이스들에 비하여 높은 신뢰도를 보이므로 단순한 편의성을 넘어 실험실에서의 데이터 취득이 어려운 상황에서 대상자의 병적 보행 측정시 3차원 영상분석을 대체하여 활용 가능한 기기로서 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

1. Ye-ji Lee, a perverted state. Application design study of wearable devices for home fitness. A Treatise on The Plastic Media. 2016;19(4):169-77.
2. Khalaf S. Health and Fitness Apps Finally Take Off. Fueled by Fitness Fanatics: Flurry Analytics.

- 2014.
3. 80% of herniated disc patients have bad walking habits, Chosun Media, June 24, 2010, https://www.chosun.com/site/data/html_dir/2010/06/28/2010062801683.html
 4. Whittle MW. Gait analysis: an introduction: Butterworth-Heinemann; 2014.
 5. El-Hawary R, Karol LA, Jeans KA, Richards BS. Gait analysis of children treated for clubfoot with physical therapy or the Ponseti cast technique. *JBJS*. 2008;90(7):1508-16.
 6. Lee S-S, Choi ST, Choi S-I. Classification of gait type based on deep learning using various sensors with smart insole. *Sensors*. 2019;19(8):1757.
 7. Hee-chan Park, Jin-won Jeong, Jun-ki Wang, and Choi Sang-il. Sequential information learning and gait type classification using various sensor data of Smart Insole. *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*. 2020;851-2.
 8. Choi, Ho-Jin; Seunghyun Kim. Dementia national responsibility system and patient management. *Journal of the Korean Medical Association*, 2018;61.5.
 9. Mura T, Dartigues JF, Berr C. How many dementia cases in France and Europe? Alternative projections and scenarios 2010–2050. *European journal of neurology*. 2010;17(2):252-9.
 10. Munoz et al. Gait and balance impairments in Alzheimer disease patients. *Alzheimer Disease & Associated Disorders*, 2010;24.1: 79-84.
 11. Verghese, Joe, et al. Gait dysfunction in mild cognitive impairment syndromes. *Journal of the American Geriatrics Society*, 2008;56.7: 1244-1251.
 12. Verlinden VJ, van der Geest JN, Hofman A, Ikram MA. Cognition and gait show a distinct pattern of association in the general population. *Alzheimer's & Dementia*. 2014;10(3):328-35.
 13. Callisaya ML, Blizzard CL, Wood AG, Thrift AG, Wardill T, Srikanth VK. Longitudinal relationships between cognitive decline and gait slowing: the Tasmanian Study of Cognition and Gait. *Journals of Gerontology Series A: Biomedical Sciences and Medical Sciences*. 2015;70(10):1226-32.
 14. Mielke MM, Roberts RO, Savica R, Cha R, Drubach DI, Christianson T, et al. Assessing the temporal relationship between cognition and gait: slow gait predicts cognitive decline in the Mayo Clinic Study of Aging. *Journals of Gerontology Series A: Biomedical Sciences and Medical Sciences*. 2013;68(8):929-37.
 15. de la Torre JC. Alzheimer's disease is incurable but preventable. *Journal of Alzheimer's disease*. 2010;20(3):861-70.
 16. Imtiaz B, Tolppanen A-M, Kivipelto M, Soininen H. Future directions in Alzheimer's disease from risk factors to prevention. *Biochemical pharmacology*. 2014;88(4):661-70.
 17. van Iersel MB, Hoefsloot W, Munneke M, Bloem BR, Olde Rikkert M. Systematic review of quantitative clinical gait analysis in patients with dementia. *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*. 2004;37(1):27-32.
 18. Waite L, Grayson D, Piguet O, Creasey H, Bennett H, Broe G. Gait slowing as a predictor of incident dementia: 6-year longitudinal data from the Sydney Older Persons Study. *Journal of the neurological sciences*. 2005;229:89-93.
 19. Callisaya ML, Blizzard CL, Wood AG, Thrift AG, Wardill T, Srikanth VK. Longitudinal relationships between cognitive decline and gait slowing: the Tasmanian Study of Cognition and Gait. *Journals of Gerontology Series A: Biomedical Sciences and Medical Sciences*. 2015;70(10):1226-32.
 20. Kikkert LH, Vuillerme N, van Campen JP, Hortobágyi T, Lamoth CJ. Walking ability to predict future cognitive decline in old adults: A scoping review. *Ageing research reviews*. 2016;27:1-14.
 21. Song Ki-wook, Song Young-eun, Jeong Hoe-ryong. IMU Based Walking Position Tracking Using Kinematic Model of Lower Body and Walking Cycle Analysis. *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*. 2018;35(10):965-72.
 22. Lee Seong-shin, Jang Seok-ho, Choi Sang-il. A gait type classification method using the sensor of the smart insole. *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*. 2018; 43(8):1378-81.
 23. Razak AHA, Zayegh A, Begg RK, Wahab Y. Foot plantar pressure measurement system: A review. *Sensors*. 2012;12(7):9884-912.
 24. Park SW, Das PS, Park JY. Development of wearable and flexible insole type capacitive pressure sensor for continuous gait signal analysis. *Organic*

- Electronics. 2018;53:213-20.
25. Martini E, Fiumalbi T, Dell'Agnello F, Ivanić Z, Munih M, Vitiello N, et al. Pressure-sensitive insoles for real-time gait-related applications. *Sensors*. 2020;20(5):1448.
 26. Dempster AP. An overview of multivariate data analysis. *Journal of Multivariate Analysis*. 1971; 1(3):316-46.
 27. Hsu C-Y, Tsai Y-S, Yau C-S, Shie H-H, Wu C-M. Test-retest reliability of an automated infra-red-assisted trunk accelerometer-based gait analysis system. *Sensors*. 2016;16(8):1156.
 28. Hartmann A, Murer K, de Bie RA, de Bruin ED. Reproducibility of spatio-temporal gait parameters under different conditions in older adults using a trunk tri-axial accelerometer system. *Gait & posture*. 2009;30(3):351-5.
 29. Regier DA, Narrow WE, Clarke DE, Kraemer HC, Kuramoto SJ, Kuhl EA, et al. DSM-5 field trials in the United States and Canada, Part II: test-retest reliability of selected categorical diagnoses. *American journal of psychiatry*. 2013;170(1):59-70.
 30. Fortune E, Lugade V, Morrow M, Kaufman K. Validity of using tri-axial accelerometers to measure human movement—Part II: Step counts at a wide range of gait velocities. *Medical engineering & physics*. 2014;36(6):659-69.
 31. Seo M, Shin M-J, Park TS, Park J-H. Clinometric gait analysis using smart insoles in patients with hemiplegia after stroke: pilot study. *JMIR mHealth and uHealth*. 2020;8(9):e22208.