

Feasibility of the Depth Camera-based Physical Health Monitoring System for Elderly Living Alone

Sungbae, Jo^a

^aDepartment of Rehabilitation Medicine, Seoul National University Hospital, Seoul, Republic of Korea

Objective: This study aimed to evaluate the validity of a depth camera-based system for monitoring physical function, assessing its feasibility for accurately monitoring activities of daily living.

Design: A cross-sectional study.

Methods: Twenty-three participants were enlisted to perform fifteen activities of daily living within a living laboratory designed to simulate a home environment. Activities were monitored using a depth camera system capable of classifying actions into standing, sitting, and lying down, with a conventional video camera employed for activity recording. The duration of each activity, as measured by the system, was compared to direct observations made by a physical therapist which were analyzed using a motion analysis software. The association between these two measurement approaches was assessed through correlation analysis, coefficient of determination, intraclass correlation coefficient (ICC), and Bland-Altman plots.

Results: Our findings indicated that standing activities exhibited the highest correlation ($r=0.847$) between the system measurements and physical therapist observations, followed by sitting ($r=0.817$) and lying down ($r=0.734$), which demonstrated lower correlations. However, the ICC and Bland-Altman plots revealed notable variances between the two measurement methods, particularly for activities involving lying down.

Conclusions: In this study, the depth camera-based physical monitoring system showed promise feasibility in distinguishing standing, sitting, and lying down activities at home environments. However, the current study also underlined some necessities of enhancements in capturing lying down activities.

Key Words: Frail elders, Physical activity, Deep learning, Physical fitness, Feasibility study

서론

한국에서 65세 이상의 노인인구 비율은 2024년 전체 인구의 19.2%에 도달하였으며[1] 2025년에는 20.6%로 초고령사회에 진입할 것으로 전망된다[2]. 이러한 고령화 사회가 급속도로 진행됨에 따라 고령자들을 위한 다양한 건강 관리 시스템의 확장이 요구되는 추세이다. 특히, 독거 노인의 수 또한 2022년 기준 약 190만이 넘는 등 전체 가구에서 높은 비중을 차지함에 따라[2] 위급한 상황을 감지하고 이를 예방하기 위한 주기적인 정신적 및 신체적인 건강 관리가 중요한 실정이다.

낙상은 노인인구에서 흔히 발생하는 위급상황 중 하나로, 고령자의 신체활동에 큰 영향을 미칠 수 있으며,

최악의 경우 죽음까지 이르게 할 수 있다[3]. 세계보건기구(World Health Organization, WHO)는 “낙상은 교통사고 다음으로 흔한 의도하지 않은 사고로 사망하는 원인이며 매년 68만여 명이 사망하고, 모든 국가에서 60세 이상 성인 사망원인 중 가장 높다” 고 하였다[4]. 우리나라에서는 인구 10만명당 5.2명꼴로 낙상에 의한 사망이 발생하였으며, 2012년부터 2021년까지 안전사고로 인한 사망자가 전반적으로 감소한 반면 유일하게 낙상 사망자만 20% 증가되었다[5]. 낙상으로 사망하지 않더라도 좌상, 타박상, 골절 그리고 또다른 낙상 등의 위험성을 내포하고 있으며 이를 통해 신체 손상을 유발하고 궁극적으로 삶의 질을 급격히 감소시키며 심리적 및 사회적인 문제를 야기할 수 있다[6, 7].

Received: Mar 13, 2024 Revised: Mar 26, 2024 Accepted: Mar 27, 2024

Corresponding author: Sungbae, Jo (ORCID <https://orcid.org/0000-0003-1105-5771>)

Department of Rehabilitation Medicine, Seoul National University Hospital, Seoul, Republic of Korea, 03080

Tel:***-****-**** Fax: +82-504-194-2299 E-mail: sungbaejo@snuh.org

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 © 2024 Korean Academy of Physical Therapy Rehabilitation Science

낙상의 위험요인에는 크게 건강 상태 등을 포함하는 내적 요인과 사회 및 가정환경 등을 포함하는 외적 요인이 있다. 내적 요인으로 낙상자의 건강 상태와 직접적으로 관련이 있는 요인들을 포함하며 만성적인 질환이 있는 경우[8], 신체활동이 부족한 경우[9], 그리고 수면 부족, 불안, 우울증이 있는 경우[10] 낙상의 위험도가 증가하는 것으로 나타났다. 반면 외적 요인으로는 혼자 자택에 거주하는 경우[11], 집단거주시설에서 거주하는 경우[12], 그리고 건설현장 등에서 근무하는 고령 근로자인 경우[13] 등이 포함된다.

낙상 유발 요인 중 수정가능한 요인으로 신체활동의 증가가 있다. 실제로 많은 연구에서 좌식 생활 시간을 감소하고 신체 활동량을 증가하는 것이 가장 확실하고 효과적인 낙상 예방 방법이며 고령자의 전반적인 삶의 질을 높일 수 있다고 보고한 바 있다[14, 15]. WHO에 따르면 신체활동이라는 용어는 골격근을 활용하며 에너지가 소모되는 모든 신체 움직임이라고 정의하였다[16].

최신 기술의 발달로 혼자 거주하는 노인들의 신체 움직임을 확인하여 낙상을 예방할 수 있는 다양한 방법들이 연구되고 있다[17, 18]. 대표적으로 관성센서[19], 압력센서[20], 그리고 깊이 카메라[21] 등을 활용하고 있다. 특히 스마트워치와 같이 신체에 부착할 수 있는 가속도 센서를 활용하여 지속해서 신체의 움직임을 추적하고 모니터링할 수 있는 방법은 가장 접근성이 용이하며 활발하게 연구되고 있다[22, 23]. 하지만 이러한 방식은 매번 배터리를 충전해야 하며 신체에 착용하는 것에 거부감을 느끼는 고령자의 특성상 지속적인 모니터링이 제한될 수 있다.

깊이 카메라는 적외선 재귀 반사를 카메라가 받아들여 사물과의 거리를 측정하는 방식으로 신체의 움직임을 3차원으로 추적이 가능하며, 딥 러닝으로 학습된 신체 분절 좌표 값 만을 저장할 수 있는 특징이 있다 [24, 25]. 이러한 특징은 가정내 거주하는 독거 노인의 신체 움직임과 활동량을 관측하기에 적합하며 동시에 실제 영상물을 저장하지 않기 때문에 노인들의 프라이버시를 보장할 수 있다. 깊이 카메라의 일상생활 동작 시 신체추적 성능의 정확도는 사전연구에서 검증된 바 있으며, 이를 활용한 여러가지 임상평가 또한 개발되는 추세이다 [26]. 하지만 깊이 카메라를 통하여 신체 활동량을 모니터링한 연구는 부족한 실정이다.

또한, 궁극적으로 낙상예방을 위하여는 고령자의 전반적인 신체 활동량을 증가시켜야 한다. 고령자의 신체 활동량을 증가하기 위해서는 신체 활동량과 자신의 건강에 대한 지속적인 피드백을 통하여 고령자의 동기부여를 유발하는 것이 중요하다[27]. 하지만 다양한 기술의 발달에도 불구하고 깊이 카메라를 활용하여 신체 활

동량을 추적하여 피드백을 제공할 수 있는 기술과 이와 관련된 연구는 부족한 실정이다.

따라서 본 연구에서는 사전 개발된 딥러닝 알고리즘을 활용한 깊이 카메라 기반 신체 활동량 모니터링 시스템의 정확도와 타당도를 일상생활동작 시뮬레이션을 통하여 검증하고 사용 가능성을 확인하고자 한다.

연구방법

연구의 대상

본 연구는 서울시에 거주하는 23명(65세 이상 8명, 65세이하 15명)을 대상으로 시행하였다. 대상자 선정 기준은 (1) 실험의 참여에 동의한 자, (2) 실험 절차를 이해할 수 있는 자, (3) 독립적으로 일상생활을 수행할 수 있는 대상자 이었다. 제외 기준은 (1) 근골격계 부상 및 / 또는 (2) 신경 장애 및 / 또는 (3) 일상 생활 활동을 제한하는 정신 장애가 있거나, (4) 지시를 따르지 못하거나, 또는 (5) 참여를 거부한 대상자였다. 총 35명의 지원자 중 선정 및 제외 기준에 부합하지 않는 지원자를 제외한 총 23명의 피험자가 연구에 포함되었다. 모든 참가자에게 연구의 목적과 절차에 대해 설명했으며, 참여에 동의한 참가자는 서면 동의서를 제출했다. 본 연구의 모든 실험 절차는 삼육대학교 기관생명윤리심의위원회(SYU 2022-06-003-001)의 승인을 받은 후 진행되었다.

실험 절차

모든 실험의 절차는 서울시 내 S대학내 실제 독거노인의 가정환경과 유사하게 구현된 리빙랩 실험실에서 진행되었다. 대상자들의 움직임이 가장 잘 수집되는 위치에서 깊이 카메라(Azure Kinect, Microsoft, USA)가 설치되었으며, 대상자들이 주어진 일상생활동작을 수행하는 동안 깊이 카메라의 시스템을 통해 신체 움직임 동작이 수집되었고 동시에 대상자들의 영상이 같은 위치의 RGB 카메라로 녹화되었다. 대상자들은 설치된 카메라 앞에서 식사 준비, 세탁, 청소, 휴식, 몸단장 등 다섯 가지 일상생활의 기능적 활동과 관련된 15가지 동작을 수행하였다. 15가지 동작은 냉장고에서 음식 꺼내기, 전자레인지에서 음식 데우기, 식기를 꺼내 식탁에 정리하기, 세탁기에 빨래 넣기, 세탁기에서 빨래 꺼내기, 바닥에 빨래 개기, 진공 청소기 사용, 바닥 걸레질, 바닥 쓸기, 누운 자세로 책 읽기, 앉은 자세로 텔레비전 보기, 바닥에서 책을 들어 캐비닛에 넣기, 화장대에 앉아 로션 바르기, 옷 입고 벗기, 양말 신고 벗기 등이 포함되었다. 모든 동작은 3회씩 반복하였으며, 각 대상자가 가장 편

한 자세에서 일상생활에서 실제로 취하는 동작과 유사하게 행동하도록 지시하였다.

대상자들이 동작들을 연속적으로 시행하는 동안 깊이 카메라는 Microsoft에서 개발된 딥러닝 기반 알고리즘 (Azure Kinect SDK 1.3.0, Microsoft, USA)을 통해 신체 움직임의 정보를 수집하였으며, 사전에 유니티 소프트웨어(ver. 2021.3.11f1, Unity Technologies, USA)를 통해 구현된 알고리즘으로 신체 움직임 정보를 다시 서서 활동한 시간, 앉아 있는 시간, 누워 있는 시간, 그리고 카메라 밖에 있는 시간을 분류하여 기록하였다. 누적된 신체 활동 시간과 빈도와 녹화 카메라의 비디오 분석 간의 일치도를 확인하기 위해서, 숙달된 물리치료사 1명이 행동 분석 소프트웨어(Observer XT, Noldus, Netherlands)를 사용하여 녹화된 영상을 분석하여 각 동작 별 시간을 코딩하였다. 이 소프트웨어를 통해 참가자가 작업을 수행하는 모습을 녹화한 비디오에서 관찰하여 각 동작별로 서서 활동한 시간, 앉아 있는 시간, 그리고 누워 있는 시간을 분석하였다.

분석방법

모든 통계분석은 SPSS (ver. 27.0, IBM, USA) 소프트웨어를 사용하였다. 데이터의 정규성 검정은 Shapiro-Wilk 검정을 통하여 확인하였다. 깊이 카메라의 신체 활동량의 타당도를 확인하기 위하여 행동 분석 소프트웨어를 통해 코딩된 신체 활동량과의 상관관계와 일치도를 통하여 확인하였다. 상관관계와 일치도는 피어슨 상관관계수(Pearson correlation, r), 결정계수(Coefficient of determinants, r^2), 급내상관계수(Intraclass Correlation Coefficient, ICC_{2,1}) 및 Bland-Altman Plot을 사용하여 확인하였다. 상관계수와 ICC는 0.50 이하의 경우 약한 상관관계, 0.50 – 0.75 사이의 경우 중등도의 상관관계, 0.75 – 0.90 사이의 경우 높은 상관관계, 그리고 0.90 이상의 경우 매우 높은 상관관계가 있는 것으로 설정하였다[28, 29]. 본 연구의 통계적 유의수준은 $p < 0.05$ 로 설정하였다.

Table 1. General characteristics of the participants

(N=23)

	Under 65 years (n=15)	Over 65 years (n=8)	Total
Age (year)	38.31 ± 19.50	76.71 ± 6.34	50.00 ± 21.19
Sex (male/female)	7 / 9	3 / 4	10 / 13
Height (cm)	167.25 ± 8.26	156.57 ± 9.68	164.00 ± 9.86
Weight (kg)	62.18 ± 10.59	56.57 ± 11.49	60.47 ± 10.93
Fall within a year (person)	0.00	5.00	5.00
BMI (kg/m ²)	22.11 ± 2.38	22.85 ± 2.02	22.34 ± 2.26

Note. Values are expressed as mean ± standard deviation (SD).

BMI = body mass index.

Table 2. Comparison between the Depth Camera-based Physical Activity Monitoring and Physical Therapist's Observed Physical Activity Time.

(N=23)

Observed Activity	r	r^2	ICC _{2,1}	95% CI	
				Lower	Upper
Standing (s)	0.847*	0.717	0.837	0.654	0.927
Sitting (s)	0.817*	0.667	0.814	0.610	0.916
Lying Down (s)	0.734*	0.539	0.344	-0.070	0.657
Total (s)	0.942*	0.887	0.940	0.870	0.970

Note. r = Pearson's correlation; r^2 = coefficient of determination; ICC_{2,1} = intraclass correlation coefficient_{2,1} 95% CI = 95% confidence interval.

* $p < 0.05$.

연구 결과

연구 대상자의 일반적 특성

본 연구에 참여한 총 23명의 대상 중 65세 이상의 대상자는 8명이었으며, 65세 이하의 대상자는 15명이었다 (Table 1). 전체 대상자의 평균연령은 50.00 ± 21.19 세이었으며, 키는 164.00 ± 9.86 cm, 몸무게는 60.47 ± 10.93 kg이었다. 65세 이상 대상자 중 5명이 최근 1년 이내 낙상경험이 있었다(Table 1).

깊이 카메라 기반 신체활동 모니터링의 타당도

깊이 카메라 기반 시스템상 감지된 총 신체활동의 평균시간은 321.78 ± 70.95 초였으며 행동 분석 소프트웨

어로 관측된 총 신체활동의 평균시간은 373.31 ± 74.84 초로 두 측정방법에서 총 시간의 상관관계는 매우 높게 나타났다($r=0.942, p<0.001$). 두 가지 방법으로 관측된 모든 신체활동에서 높은 상관관계를 보였으며 서서 활동한 시간($r=0.847, p<0.001$), 앉아 있는 시간($r=0.817, p<0.001$), 및 누워있는 시간($r=0.734, p<0.001$) 순으로 나타났다. 결정계수는 모든 신체활동에서 결정계수는 중등도의 수준으로 동일하게 서서 활동한 시간($r^2=0.717$), 앉아 있는 시간($r^2=0.667$), 및 누워있는 시간($r^2=0.539$) 순으로 나타났다. 급내상관계수 분석 시 서서 활동한 시간($ICC_{2,1}=0.837, 95\% CI=0.654 - 0.927$) 과 앉아 있는 시간($ICC_{2,1}=0.814, 95\% CI=0.610 - 0.916$)의 경우 높은 상관을 확인할 수 있었던

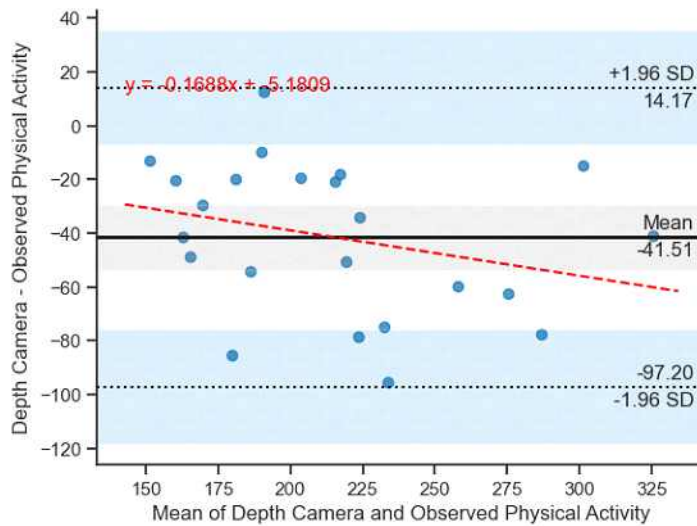


Figure 1. The Bland-Altman Plot Analysis of Standing Activity.

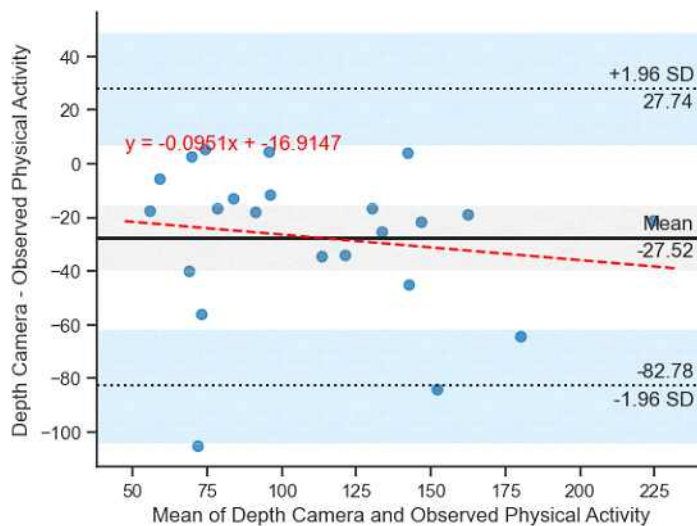


Figure 2. The Bland-Altman Plot Analysis of Sitting Activity.

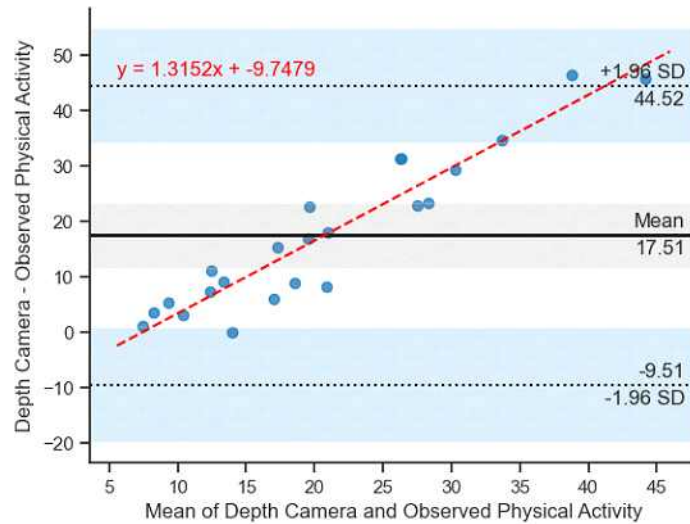


Figure 3. The Bland-Altman Plot Analysis of Lying Down Activity.

반면, 누워 있는 시간은 낮은 상관성을 확인할 수 있었다 ($ICC_{2,1} = 0.344$, 95% CI = -0.070 - 0.657)(Table 2).

두 측정방법의 일치도 비교를 위하여 Bland-Altman Plot을 통하여 분석한 결과, 서서 활동한 시간의 평균 차이는 41.51초였으며, 95% 일치한계 값(limits of agreement, 95% LoA)은 -97.20에서 14.17초로 확인되었다. 두 측정방법 차이의 분산에서 관측된 기울기는 $y = 0.169x$ 이었다(Figure 1). 앉아 있는 시간의 평균 차이는 27.52 초였으며, 95% LoA는 -82.78에서 27.74초로 확인되었다. 두 측정방법 차이의 분산에서 관측된 기울기는 $y = -0.095x$ 이었다(Figure 2). 누워 있는 시간의 평균차이는 17.51초였으며, 95% LoA는 -9.51에서 44.52초로 나타났다. 두 측정방법 차이의 분산에서 관측된 기울기는 $y = 1.315x$ 이었다(Figure 3).

논의

본 연구에서는 딥러닝 기반 깊이 카메라를 통하여 가정환경에서 23명의 대상자가 다양한 일상활동을 시행하는 동안 신체활동을 3가지로 구분하였으며, 행동분석 소프트웨어를 통하여 정확도를 확인하였다. 깊이 카메라와 물리치료사가 관측한 신체 활동량의 전체 시간에서 결정계수는 두 측정방법의 약 88.7%의 변량을 설명하였다. 전체 시간의 차이가 나는 것은 일부 동작을 시행 시 대상자가 깊이 카메라의 측정범위에서 벗어나거나 카메라 시스템상 오류로 인해 제대로 측정하지 못하였기 때문이었다. 이는 실제 가정환경에서도 현실적으로 카메라가 모든 활동을 담을 수 없기때문에 발생하

는 필연적인 오차라고 판단되었다. 급내상관계수($ICC_{2,1} = 0.940$, 95% CI = 0.870 to 0.970)를 통해 두 측정방법의 높은 일치도를 확인할 수 있었다. 서서 활동한 시간의 경우 높은 상관관계를 나타냈으며 두 측정방법의 선형관계에서 가장 높은 변량(71.7%)을 설명할 수 있었다. 급내상관계수 또한 두 측정방법 사이에서의 높은 일치도를 보여 깊이 카메라 기반 신체활동 모니터링이 서서 활동하는 동작들을 감지하는데 사용될 수 있음을 시사하였다. 앉아 있는 시간의 경우 66.7%의 변량을 설명할 수 있었으며, 누워 있는 시간은 가장 낮은 53.9%의 변량만 설명할 수 있었다. 이러한 차이는 급내상관계수에서도 나타났는데, 앉아 있는 시간은 높은 일치도($ICC_{2,1} = 0.814$, 95% CI = 0.610 to 0.916)를 보인 반면 누워 있는 시간은 낮은 일치도($ICC_{2,1} = 0.344$, 95% CI = -0.070 to 0.657)가 나타났다.

Bland-Altman Plot을 통한 분석결과 서서 활동하는 시간에 대해서 실제 관측된 시간 보다 깊이 카메라가 측정된 활동시간이 평균 41.51초 과소측정 되는 결과가 확인되었다. 이러한 평균차이가 나타나는 것은 대상자가 대부분 서서 활동하는 동안 걸어서 깊이 카메라의 측정 범위 밖으로 이동하여 동작을 수행하였기 때문에 나타나는 오차로 생각된다. 두 측정방법 간 산점도의 기울기 ($y = 0.169x$)는 두 측정방법이 일정한 평균차이를 보이나 평균이 증가함에 따라 불일치도가 증가하는 경향성을 나타내었다. 앉아 있는 시간의 경우 깊이 카메라가 평균 27.52초 과소측정 하는 결과가 확인되었으며, 95% LoA 의 경우 -82.75초에서 27.74초의 범위를 보였으며, 이는 두 측정방법을 비교시 95%의 경우 해당 내의 평균차이가 발생함을 의미하였다. 산점도의 기울기

($y = -0.095x$)는 측정 범위 전체에서 두 측정방법 간의 차이가 체계적으로 증가하거나 감소하지 않는 경향을 확인할 수 있었다. 누워 있는 시간의 경우 평균차이는 17.51초로 깊이 카메라가 과대측정 하는 경향을 확인하였으며, 다른 두 활동량에 비해 상대적으로 낮은 95% LoA범위(-9.51 - 44.52)를 보였다. 다만, 두 측정간의 삼점도의 기울기 ($y = 1.315x$)는 평균 신체활동 시간이 증가할수록 두 방법 간의 불일치가 두드러지게 증가하며, 깊이 카메라가 더 과대평가하여 측정하는 점을 시사하였다. 이러한 특징들은 깊이 카메라의 신체 추적 딥러닝 알고리즘이 앉아 있거나 누워있는 자세에 대한 학습이 되어있지 않다는 점에서 기인하는 것으로 생각된다. 대상자가 완전히 누운 자세를 취할 경우, 깊이 카메라는 대상자의 신체 분절을 추적하지 못하였으므로, 자체적으로 개발된 알고리즘에만 의존하여 대상자가 누워 있음을 예측할 수밖에 없었다.

본 연구는 깊이 카메라의 신체 활동량 모니터링 시스템의 사용 가능성을 평가하기 위한 연구로 작은 표본 크기와 짧은 시간동안 정해진 일상생활동작을 가정환경과 비슷한 구성으로 꾸려진 리빙랩 실험실에서 진행되었기 때문에 실제 가정환경에서의 측정 시 차이가 나타날 수 있다. 따라서 추후 연구에서는 실제 가정환경에 모니터링 시스템을 설치하여 장기간 모니터링을 통하여 추적된 신체 활동량의 모니터링 정확도를 확인하는 연구가 필요할 것이다.

결론

깊이 카메라 기반 신체 활동량 모니터링 시스템은 일상생활 동작 시 앉아 있거나 누워 있는 동작에서 서서 활동하는 시간을 분리하여 감지가 가능하였으며, 이를 기반으로 하여 추후 연구에서 독거노인의 가정환경에서 신체 활동량을 지속적으로 모니터링하고 신체활동을 독려하는 방법으로 임상에서 사용될 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

1. KOSIS. Elderly Population Statistics in South Korea: Korean Statistical Information Service; 2023 [updated 31 July 2023. Available from: https://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=101&tblId=DT_1YL12701&markType=C.
2. Statistics Korea. 2023 Elderly Statistics 2023 [updated 26 September 2023. Available from: https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301010000&bid=10820&act=view&list_no=427252.
3. Hollinghurst R, Williams N, Pedrick-Case R, North L, Long S, Fry R, et al. Annual risk of falls resulting in emergency department and hospital attendances for older people: an observational study of 781,081 individuals living in Wales (United Kingdom) including deprivation, frailty and dementia diagnoses between 2010 and 2020. *Age Ageing*. 2022; 51(8):afac176.
4. WHO. Falls: World Health Organization; 2021 [updated 26 April 2021. Available from: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/falls>.
5. Increase in falls due to aging and socio-environmental changes: Ministry of Public Administration and Security; 2023 [Available from: <https://www.ndmi.go.kr/home/sub.do?menukey=6039&mode=view&no=1674860&cate1=0>.
6. Hartholt KA, van Beeck EF, Polinder S, van der Velde N, van Lieshout EMM, Panneman MJM, et al. Societal Consequences of Falls in the Older Population: Injuries, Healthcare Costs, and Long-Term Reduced Quality of Life. *J Trauma Acute Care Surg*. 2011;71(3).
7. Stenhagen M, Ekström H, Nordell E, Elmståhl S. Accidental falls, health-related quality of life and life satisfaction: A prospective study of the general elderly population. *Arch Gerontol Geriatr*. 2014;58:95-100.
8. Sibley KM, Voth J, Munce SE, Straus SE, Jaglal SB. Chronic disease and falls in community-dwelling Canadians over 65 years old: a population-based study exploring associations with number and pattern of chronic conditions. *BMC Geriatr*. 2014;14:22.
9. Moreira NB, Rodacki ALF, Pereira G, Bento PCB. Does functional capacity, fall risk awareness and physical activity level predict falls in older adults in different age groups? *Arch Gerontol Geriatr*. 2018;77:57-63.
10. Serrano-Checa R, Hita-Contreras F, Jiménez-García JD, Achalandabaso-Ochoa A, Aibar-Almazán A, Martínez-Amat A. Sleep Quality, Anxiety, and Depression Are Associated with Fall Risk Factors

- in Older Women. *Int J Environ Res Public Health*. 2020;17:4043.
11. Elliott S, Painter J, Hudson S. Living Alone and Fall Risk Factors in Community-Dwelling Middle Age and Older Adults. *J Community Health*. 2009;34:301-10.
 12. Soojin Lee KWP, Nam Soo Park, Min Kyoung Kim, Sangnam Jeon. Association between location of fall and mortality in hospitalized elderly patients for falls. *Kor J Health Educ Promo*. 2023;40: 89-100.
 13. Kim G-H, Myung-Jin Jung, and Tae-hee Kim. A Study on the Prevention of Fall Accidents for Elderly Workers. *J Converg on Cult Technol*. 2019;5:349-54.
 14. Aoyagi Y, Shephard RJ. Habitual physical activity and health in the elderly: The Nakanojo Study. *Geriatr Gerontol Int*. 2010;10:S236-S43.
 15. Dogra S, Stathokostas L. Sedentary behavior and physical activity are independent predictors of successful aging in middle-aged and older adults. *J Aging Res*. 2012;2012:190654.
 16. WHO. Physical Activity 2022 [updated 5 October 2022]. Available from: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity>.
 17. Wang X, Ellul J, Azzopardi G. Elderly Fall Detection Systems: A Literature Survey. *Front Robot AI*. 2020;7.
 18. Taffoni F, Rivera D, La Camera A, Nicolò A, Velasco JR, Massaroni C. A Wearable System for Real-Time Continuous Monitoring of Physical Activity. *J Healthc Eng*. 2018;2018:1878354.
 19. Leirós-Rodríguez R, García-Soidán JL, Romo-Pérez V. Analyzing the Use of Accelerometers as a Method of Early Diagnosis of Alterations in Balance in Elderly People: A Systematic Review. *Sensors*. 2019;19:3883.
 20. Piirtola M, Era P. Force Platform Measurements as Predictors of Falls among Older People – A Review. *Gerontol*. 2006;52:1-16.
 21. Stone EE, Skubic M, editors. Evaluation of an inexpensive depth camera for passive in-home fall risk assessment. 2011 5th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth) and Workshops; 2011 23-26 May 2011.
 22. Khan AM, Lee Y-K, Lee S, Kim T-S. Accelerometer's position independent physical activity recognition system for long-term activity monitoring in the elderly. *Med Biol Eng Comput*. 2010;48:1271-9.
 23. Teixeira E, Fonseca H, Diniz-Sousa F, Veras L, Boppre G, Oliveira J, et al. Wearable Devices for Physical Activity and Healthcare Monitoring in Elderly People: A Critical Review. *Geriatr*. 2021; 6:38.
 24. Albert JA, Owolabi V, Gebel A, Brahms CM, Granacher U, Arnrich B. Evaluation of the Pose Tracking Performance of the Azure Kinect and Kinect v2 for Gait Analysis in Comparison with a Gold Standard: A Pilot Study. *Sensors*. 2020; 20:5104.
 25. Shotton J, Fitzgibbon A, Cook M, Sharp T, Finocchio M, Moore R, et al., editors. Real-time human pose recognition in parts from single depth images. *CVPR 2011*; 2011 20-25 June 2011.
 26. Jo S, Song S, Kim J, Song C. Agreement between Azure Kinect and Marker-Based Motion Analysis during Functional Movements: A Feasibility Study. *Sensors*. 2022;22:9819.
 27. Harvey JA, Chastin SFM, Skelton DA. Breaking sedentary behaviour has the potential to increase/maintain function in frail older adults. *J Frailty Sarcopenia Falls*. 2018;3:26-31.
 28. Koo TK, Li MY. A Guideline of Selecting and Reporting Intraclass Correlation Coefficients for Reliability Research. *J Chiropr Med*. 2016;15: 155-63.
 29. Portney LG. *Foundations of Clinical Research: Applications to Evidence-Based Practice*: F.A. Davis; 2020.