

웨어러블 센서 기반 근감소증 운동 프로그램의 디지털 바이오마커 분석에 관한 연구

이상훈*, 박상희**, 이영학***

A Study on Digital Biomarker Analysis of a Wearable Sensor-based Exercise Program for Sarcopenia

Sang-Hun Lee*, Sang-Hee Park**, and Yeung-Hak Lee***

This research was supported by a grant of the Information and Communications Promotion Fund through the National IT Industry Promotion Agency (NIPA), funded by the Ministry of Science and ICT (MSIT), Republic of Korea

요약

본 연구의 목적은 근감소증 환자의 객관적인 운동 수행능력을 평가하여 원격으로 모니터링 할 수 있는 시스템을 마련하기 위한 것이다. 근감소증 환자의 운동수행능력을 평가하기 위해서 Galaxy Watch를 활용하여 6개 운동 프로그램(의자 앉았다 일어서기, 벽 밀기, 제자리 걸음, 힐 레이즈, 밸런스 스탠드, 암 레이즈)의 디지털 바이오마커를 추출하고 분석하였다. Galaxy Watch의 5개 모션 센서(가속도계, 자이로스코프, 미보정 자이로스코프, 선형 가속도, 회전 벡터)을 활용하여 운동 강도, 센서별 특성, 주파수 도메인을 분석하였다. 측정된 센서값에서 171개 차원 특징을 추출하여 5가지 머신러닝 모델을 적용한 결과, 92.9%의 정확도로 운동 동작을 자동 분류할 수 있었다. 따라서 웨어러블 센서 기반 디지털 바이오마커가 근감소증 환자의 운동 수행 능력을 객관적으로 평가하고 원격 모니터링할 수 있는 유효한 도구임을 확인할 수 있었다.

Abstract

The purpose of this study is to establish a system that enables remote monitoring by objectively assessing the physical performance of patients with sarcopenia. To evaluate the exercise performance of sarcopenia patients, digital biomarkers were extracted and analyzed from six exercise programs (chair stand, wall push, on-the-spot walking, heel raise, balance stand, and arm raise) using the Galaxy Watch. Data were collected from five motion sensors in the Galaxy Watch (accelerometer, gyroscope, uncalibrated gyroscope, linear acceleration, and rotation vector), and analyses were performed on exercise intensity, sensor-specific characteristics, and frequency domain features. From the measured sensor data, 171-dimensional features were extracted, and five machine learning models were applied, achieving an accuracy of 92.9% in automatically classifying exercise types. These findings confirm that wearable sensor-based digital biomarkers are effective tools for objectively evaluating and remotely monitoring the exercise performance of patients with sarcopenia.

Keywords

wearable sensors, digital biomarkers, sarcopenia, exercise monitoring, machine learning

* 구미전자정보기술원 AI·실감미디어연구단 책임연구원
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2195-4415>
** 대구사이버대학교 언어치료학과 교수(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0083-238X>
*** 국립경국대학교 교양교육원 교수
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9037-2646>

· Received: Nov. 13, 2025, Revised: Dec. 18, 2025, Accepted: Dec. 21, 2025
· Corresponding Author: Sang-Hee Park
Dept. of Speech & Language Pathology, Daegu Cyber University Korea
Tel.: +82-53-859-7451, Email: psh4292@dcu.ac.kr

1. 서론

근감소증은 노화에 따른 근육량 및 근력 감소로 기능적 독립성이 저하되는 질환으로, 60세 이상 인구의 약 10%가 이환되어 있다[1]. 전통적 평가 방법은 고비용 장비를 필요로 하며 실시간 피드백이 불가능하다는 한계가 있다[2]. 또한 주관적 평가에 의존하고 임상 환경에서만 측정이 가능하여 장기 추적 관찰이 어렵다.

최근 웨어러블 센서 기술 발전으로 근감소증의 조기 진단 및 모니터링을 위한 혁신적 접근법이 제시되고 있다. 디지털 바이오마커는 생리학적 또는 행동학적 측정치를 디지털 기기로 수집한 객관적이고 정량화 가능한 지표로, 질병의 진단, 모니터링, 치료 효과 평가에 활용된다[3]. 웨어러블 IMU 센서를 활용한 인간 활동 인식 연구는 딥러닝 기법 발전과 함께 비약적으로 발전하였으며[4], 운동 동작의 반복 횟수 자동 카운팅[5] 및 기능적 피트니스 운동 분류[6]에서 높은 정확도를 달성하였다. 최근에는 센서 융합과 컴퓨터 비전을 결합한 보행 분석 기반 근감소증 감지 연구[7]와 골격 기반 보행 시퀀스 및 발압력 이미지를 활용한 딥러닝 기반 근감소증 진단 연구[8]가 발표되어 높은 진단 정확도를 보고하였다.

본 연구는 Galaxy Watch를 활용하여 근감소증 환자를 위한 6개 운동 프로그램의 디지털 바이오마커를 추출하고, 머신러닝 모델을 통해 운동 동작을 자동으로 인식하는 시스템을 개발하고자 한다. 이를 통해 가정 환경에서도 객관적이고 정량적인 운동 수행 평가 및 원격 모니터링이 가능한 체계를 구축하고자 한다.

II. 연구방법

2.1 데이터 수집 시스템

Wear OS 5(Android 14.0, API 34)를 실행하는 Galaxy Watch 디바이스에서 5개 센서(가속도계, 자이로스코프, 미보정 자이로스코프, 선형 가속도, 회전 벡터)의 데이터를 0.001초 간격으로 수집하고 10

초마다 RESTful 서버(Java 23, Spring Boot 3.4.1, MariaDB 11.6.2)로 전송하였다. 데이터 수집은 20대 남녀 각각 2인을 대상으로 진행했다. 이들에게 사전 운동프로그램에 대한 가이드라인(기록지 및 설명자료포함)을 제공하고 교육한 뒤, 4주간 기본동작과 운동프로그램 수행 데이터를 수집하였다. 데이터 품질 관리를 위해 30초 이상 측정 세션만 분석에 포함하였으며, 결측치가 없는 완전한 데이터셋(39만 건)을 구축하였다.

2.2 운동 프로그램

근감소증 환자의 기능적 능력 향상을 목적으로 표1과 같이 기존 연구에서 적용하였던 6개 핵심 운동 동작을 선정하였다.

표 1. 근감소증 대상 운동 프로그램
Table 1. Exercise program for sarcopenia

Exercise program	Selection criteria	Description
Chair stand [6]	Functional movement relevance	Sit-to-stand and heel raise movements directly relate to Activities of Daily Living (ADL), contributing to actual functional improvement
Heel raise [9]	Minimal injury risk and safety	Low joint burden and minimal fall risk; can be performed without additional equipment
Balance stand [10]	Balance of strength, balance, and endurance	Includes strength (chair stand, heel raise), balance (balance stand, marching in place), and endurance (wall push, arm raise) components
Marching in place [11][12]	Sensor recognition feasibility	Generates distinct amplitude and rotation patterns on accelerometer and gyroscope sensors; enables automatic analysis of repetition count, speed, and sway
Wall push [13]	Minimal equipment and space requirements	Can be performed anywhere indoors using only a chair, wall, and in-place movements; no additional space or cost required
Arm raise [14]	Progressive intensity adjustment	Allows gradual difficulty progression through set/repetition adjustment and use of bands/dumbbells

2.3 디지털 바이오마커 추출 알고리즘

수집된 센서 데이터로부터 운동 수행 능력을 정량적으로 평가하기 위한 171차원의 디지털 바이오마커를 추출하였다. 5개 센서 각각은 3축(X, Y, Z) 데이터를 제공하여 총 15개의 센서 축 신호를 분석 대상으로 하였다. 각 센서 축의 원시 신호를 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 으로 표현하며, 여기서 N은 샘플링 개수이다.

2.3.1 시간 도메인 특징(Time domain features, 135 차원)

각 센서 축에서 다음 9개의 통계적 특징을 계산하였다.

① 평균(Mean): 신호의 중심 경향을 나타내는 지표로, 운동 시 기준선 가속도를 반영하였다.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

(μ : 신호의 평균값, x_i : 각 샘플의 측정값, N : 총 샘플수)

② 표준편차(Standard deviation): 신호의 변동성을 정량화하며, 운동 강도의 일관성을 평가하였다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (2)$$

(σ : 표준편차, x_i : 각 샘플값, μ : 평균값, N : 총 샘플수)

③ 분산(Variance): 표준편차의 제곱으로 신호의 산포도를 직접적으로 나타내었다.

$$\text{Var} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 \quad (3)$$

(Var : 분산, x_i : 각 샘플값, μ : 평균값, N : 총 샘플수)

④ 제곱평균제곱근(RMS): 신호의 에너지 수준을 나타내며, 운동 강도를 직접적으로 정량화하였다.

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4)$$

(x_i : 각 샘플값, μ : 평균값, N : 총 샘플수)

⑤ 최소값(Min) 및 최대값(Max): 신호의 범위를 결정하며, 관절 가동 범위와 동작의 크기를 반영하였다.

$$x_{\min} = \min_{i=1, \dots, N} \{x_i\}, \quad x_{\max} = \max_{i=1, \dots, N} \{x_i\} \quad (5)$$

(x_{\min} : 신호 최소값, x_{\max} : 신호 최대값, x_i : 각 샘플값)

⑥ 범위(Range): 동작의 전체 크기를 나타낸다.

$$\text{Range} = x_{\max} - x_{\min} \quad (6)$$

(x_{\min} : 신호 최소값, x_{\max} : 신호 최대값)

⑦ 왜도(Skewness): 신호 분포의 비대칭성을 측정하며, 운동 패턴의 특이성을 포착하였다.

$$\text{Skewness} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right]^3 \quad (7)$$

(x_i : 각 샘플값, μ : 평균, σ : 표준편차)

⑧ 첨도(Kurtosis): 신호 분포의 뾰족함을 나타내며, 이상치 또는 급격한 동작 변화를 감지하였다.

$$\text{Kurtosis} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right]^4 - 3 \quad (8)$$

(N : 총 샘플수, x_i : 각 샘플값, μ : 평균, σ : 표준편차)

⑨ 중앙값(Median): 이상치에 강건한 중심 경향을 제공한다.

15개 센서 축 \times 9개 특징 = 135차원의 시간 도메인 디지털 바이오마커를 추출하였다. 이러한 특징들은 운동 강도, 동작 범위, 수행 일관성, 패턴의 특이성 등 다양한 측면을 객관적으로 정량화하였다.

2.3.2 주파수 도메인 특징(Frequency domain features, 30차원)

고속 푸리에 변환(FFT, Fast Fourier Transform)을 적용하여 각 센서 축의 주파수 특성을 분석하였다. 시간 도메인 신호 $x(t)$ 를 주파수 도메인 신호 $X(f)$ 로 변환하였다.

$$X(f) = \text{FFT}[x(t)] = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi fn/N} \quad (9)$$

($x(n)$: 시간 도메인 신호의 n번째 샘플, f : 주파수, N : 샘플 개수, j : 허수, $e^{-j2\pi fn/N}$: 복소지수(오일러공식))

① 주요 주파수(Dominant frequency): 파워 스펙트럼에서 최대값을 갖는 주파수로, 운동의 반복 속도와 리듬을 나타낸다.

$$\Delta f = \frac{f_s}{N} = \frac{1000 \text{ Hz}}{N} \quad (10)$$

(f_s : 샘플링 주파수, N : 총 샘플수)

② 스펙트럼 파워(Spectral power): 해당 주파수 대역의 에너지 분포를 정량화하며, 운동 효율성을 평가한다.

$$P = \sum_{f=f_{\min}}^{f_{\max}} |X(f)|^2 \quad (11)$$

($|X(f)|^2$: 주파수 f 에서의 파워, $[f_{\min}, f_{\max}]$: 관심 주파수 대역)

15개 센서 축 \times 2개 특징 = 30차원의 주파수 도메인 디지털 바이오마커를 추출하였다. 주파수 특성은 운동 수행의 리듬, 속도, 일관성 등 시간 도메인에서 포착하기 어려운 질적 측면을 평가하는데 유용하다.

2.3.3 센서 융합 특징(Sensor fusion features, 6차원)

다중 센서 간의 상호작용과 복합 움직임 패턴을 포착하기 위해 다음 6개의 융합 특징을 계산하였다:

① 축 간 상관계수(Correlation coefficient): 가속도계와 자이로스코프의 각 축 간 선형 관계를 정량화하여 동작의 협응성을 평가하였다.

$$\rho(x, y) = \frac{Cov(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (12)$$

(ρ : 피어슨 상관계수, $Cov(x, y)$: x 와 y 의 공분산, σ_x, σ_y : x 와 y 의 표준편차)

② 신호 크기 면적(SMA, Signal Magnitude Area): 3축 신호의 통합 크기를 나타내며, 전체 운동량을 정량화하였다.

$$SMA = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (|x_i| + |y_i| + |z_i|) \quad (13)$$

(x_i, y_i, z_i : 3축의 i 번째 샘플값, N : 총 샘플수)

③ 총 에너지(Total energy): 모든 센서 축의 에너지 합으로, 운동 강도를 종합적으로 평가하였다.

$$E = \sum_{axes} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (14)$$

($axes$: 모든 센서 축(15개), x_i : 각 샘플값, N : 총 샘플수)

④ 엔트로피(Entropy): 신호의 복잡도와 불규칙성을 측정하며, 동작의 다양성을 평가하였다.

$$H = - \sum_{k=1}^M p_k \log_2(p_k) \quad (15)$$

(M : 히스토그램 빈 개수, p_k : k 번째 빈의 확률)

⑤ 축 간 각도(Interaxial angle): 센서 축 간 공간적 관계를 나타내며, 방향 변화를 정량화하였다.

$$\theta_{xy} = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) \quad (16)$$

$$\theta_{xz} = \arctan\left(\frac{z}{x}\right)$$

$$\theta_{yz} = \arctan\left(\frac{z}{y}\right)$$

⑥ 벡터 크기(Vector magnitude): 3축 신호의 결합 크기로 방향에 무관한 전체 움직임 강도를 정량화하였다.

$$VM = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (17)$$

이상의 과정을 통해 시간 도메인 135차원, 주파수 도메인 30차원, 센서 융합 6차원을 결합하여 총 171차원의 포괄적인 디지털 바이오마커 특징 벡터를 구성하였다. 이러한 다차원 특징 벡터는 근감소증 환자의 근력, 균형, 협응력, 지구력 등 다양한 기능적 측면을 객관적으로 정량화할 수 있는 지표로 활용된다.

2.4 머신러닝 모델 적용

추출된 디지털 바이오마커를 바탕으로 운동 동작을 자동으로 분류하기 위해 머신러닝 모델을 적용하였다. 171차원의 고차원 특징 공간에서 복잡한 비선형 패턴을 학습하고, 실시간으로 운동 동작을 추론할 수 있는 모델이 필요하다. 이를 위해 Random Forest, Extra Trees, XGBoost, Voting Ensemble, Stacking Ensemble과 같은 5가지 앙상블 기반 모델을 적용하였다. 앙상블 방법은 여러 모델의 예측을 결합하여 과적합을 방지하고 일반화 성능을 향상시킨다.

III. 연구 결과

3.1 운동 강도 및 부하 분석

그림 1은 6개 운동 프로그램의 센서별 평균 RMS 값을 히트맵으로 나타낸 것이다. 벽 밀기와 제자리 걸음이 가장 높은 센서 활성화율을 보였으며, 이는 전신 움직임을 동반하는 고강도 운동임을 의미한다. 의자 앉았다 일어서기와 암 레이즈는 중간 수준의 부하를 보였고, 힐 레이즈와 밸런스 스탠드는 낮은 강도로 국소 근육군 또는 정적 균형 유지에 집중하는 운동임을 확인하였다. 이러한 강도 차

이는 각 운동의 목표 근육군과 기능적 목적을 반영하는 디지털 바이오마커로 활용될 수 있다.

3.2 센서별 디지털 바이오마커 특성

그림 2는 운동별 가속도계 특성을 보여준다. 의자 앉았다 일어서기는 높은 수직(Z축) 가속도를 나타내며, 이는 하지 근력 발휘의 디지털 바이오마커로 활용된다. 벽 밀기는 전후방(X축) 가속도가 두드

러지며 상체 추진력을 정량화한다. 제자리 걸음은 3축 모두에서 규칙적인 패턴을 보이며 보행 대칭성과 협응력을 평가할 수 있다.

그림 3은 운동별 자이로스코프 특성을 보여준다. 암 레이즈는 어깨 관절의 복합 움직임을 반영하며 관절 가동 범위의 디지털 바이오마커로 활용된다. 밸런스 스탠드의 미세한 각속도 변화는 균형을 위한 보정 움직임을 정량화하여 낙상 위험도 평가에 사용할 수 있다.

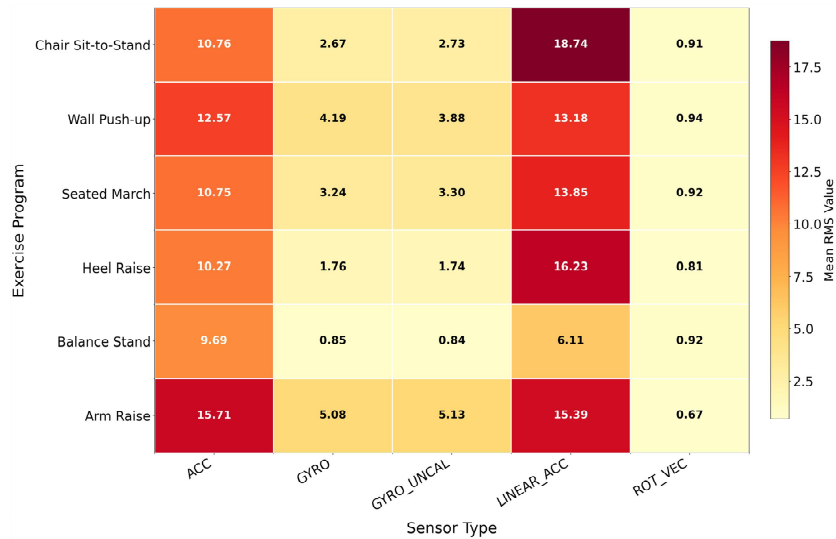


그림 1. 운동별 센서 활성화 강도 히트맵
Fig. 1. Heatmap of sensor activation intensity by exercise

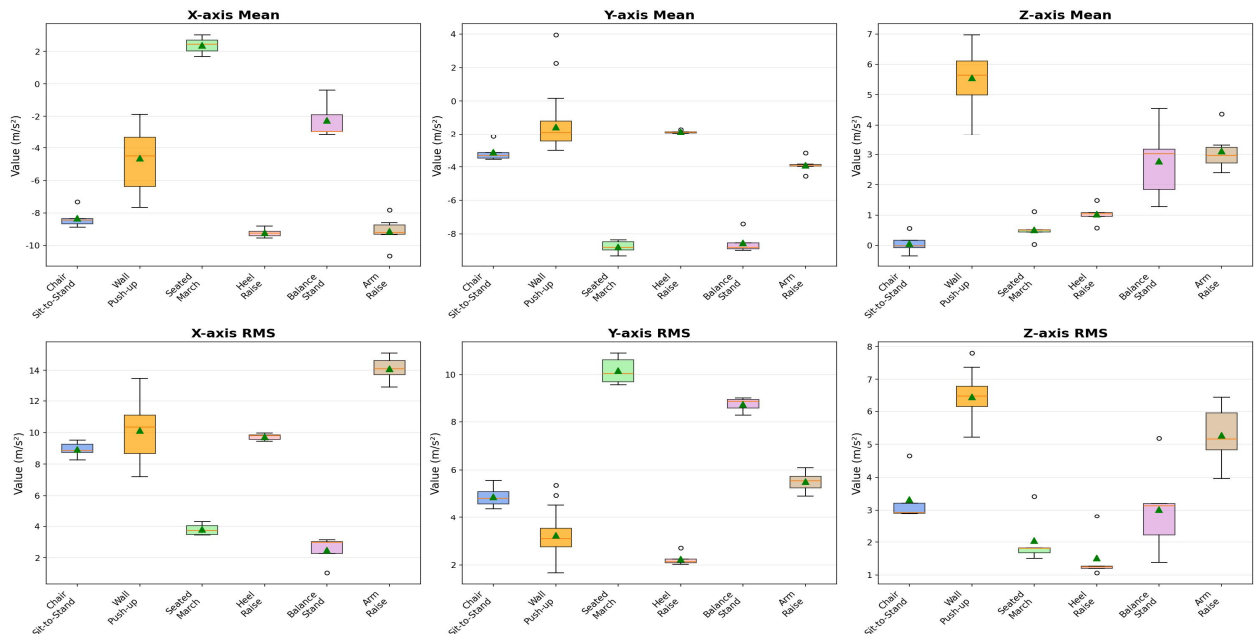


그림 2. 운동별 가속도계 특성
Fig. 2. Accelerometer features by exercise

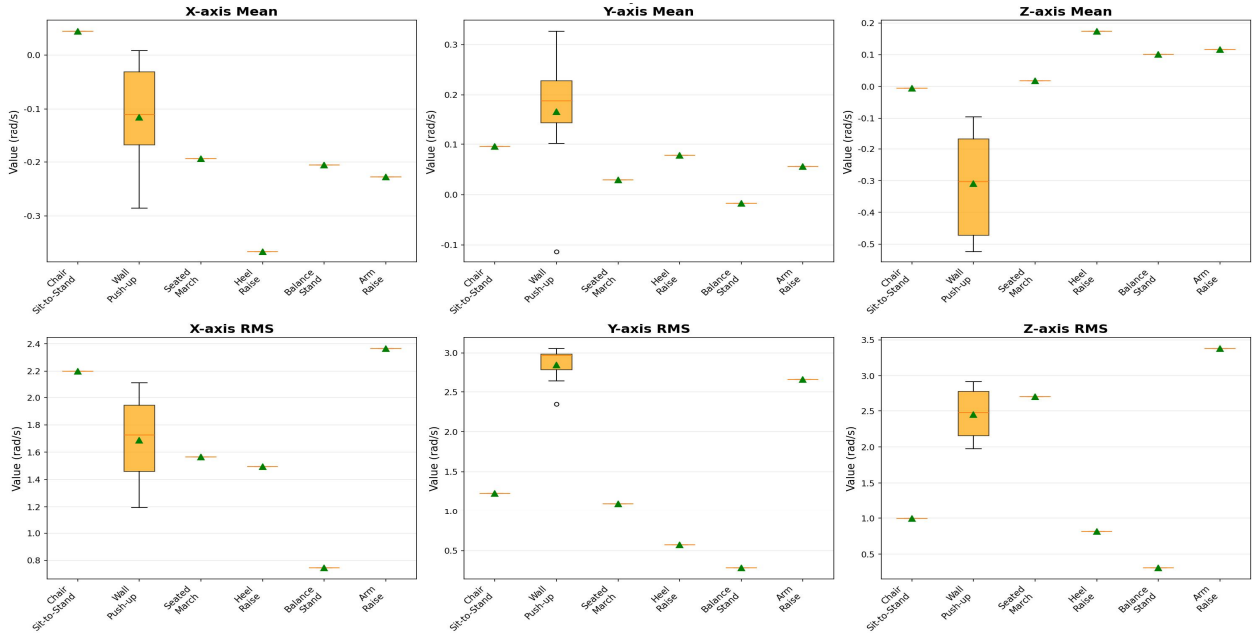


그림 3. 운동별 자이로스코프 특성
Fig. 3. Gyroscope features by exercise

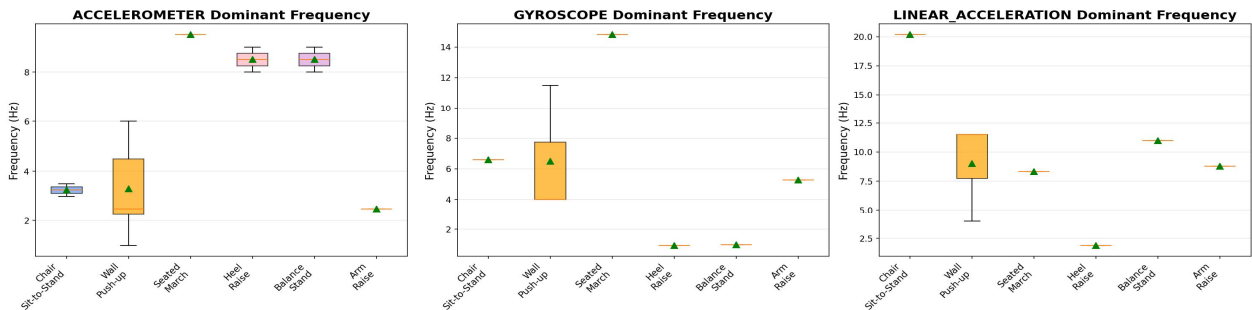


그림 4. 운동별 주파수 특성
Fig. 4. Frequency characteristics by exercise

3.3 주파수 도메인 디지털 바이오마커

그림 4는 운동별 주파수 특성 분석 결과이다. 대부분의 운동이 0.5-2.5 Hz 범위에서 수행되었으며, 이는 안전하고 제어된 동작 속도의 디지털 바이오마커이다. 주파수가 너무 낮으면 근력 부족 또는 피로를, 너무 높으면 부적절한 기법을 시사한다. 시간에 따른 주파수 변화는 근력 향상 또는 피로도를 모니터링하는 지표로 활용할 수 있다. 이러한 주파수 도메인 디지털 바이오마커는 운동 수행의 질적 측면을 평가하는 데 유용하다.

3.4 운동별 디지털 바이오마커

그림 5와 같이, 각 운동 프로그램에 대한 디지털 바이오마커는 레이더 프로파일 형태와 같이 분류가 가능함을 확인할 수 있다. 6가지 디지털 바이오마커는 각 운동 프로그램의 고유한 생체역학적 특성을 다차원적으로 포착한다. Range는 관절 가동 범위와 동작의 크기를, STD는 동작 수행의 변동성과 안정성을, Peak Count는 반복 횟수와 근지구력을, Peak Height는 최대 근력 발휘 능력을, Regularity는 동작의 리듬과 협응력을, Mean은 전반적인 활동 수준을 각각 정량화한다. 따라서, 근감소증 환자의 경우, 하지 근력, 상지 근력, 균형 능력, 보행 능력, 근지구력 등 다양한 기능적 측면을 객관적으로 정량화할 수 있다. 특히, 의자 앉았다 일어서기는 Range와 Peak Height를 통해 하지 근력을, 벽 밀기는 Peak

Count를 통해 상지 근지구력을, 제자리 걸음은 Regularity를 통해 보행 협응력을, 힐 레이즈는 Regularity와 Peak Height를 통해 발목 기능을, 밸런스 스탠드는 모든 지표의 낮은 값을 통해 정적 균형 능력을, 암 레이즈는 STD와 Mean을 통해 상지 기능적 능력을 각각 평가할 수 있다.

추출된 디지털 바이오마커를 활용하여 5가지 머신러닝 모델로 운동 동작을 자동 분류하였다. 그림 6과 표 2는 모델별 성능을 보여준다. 4개 모델 (Optimized Random Forest, Optimized Extra Trees, Voting Ensemble, Stacking Ensemble)에 대해 트리 개수, depth, 분할 샘플, 리프 샘플 등을 최적화 하였으며, 동일하게 92.86%의 정확도를 달성하였다.

3.5 머신러닝 기반 운동 동작 분류

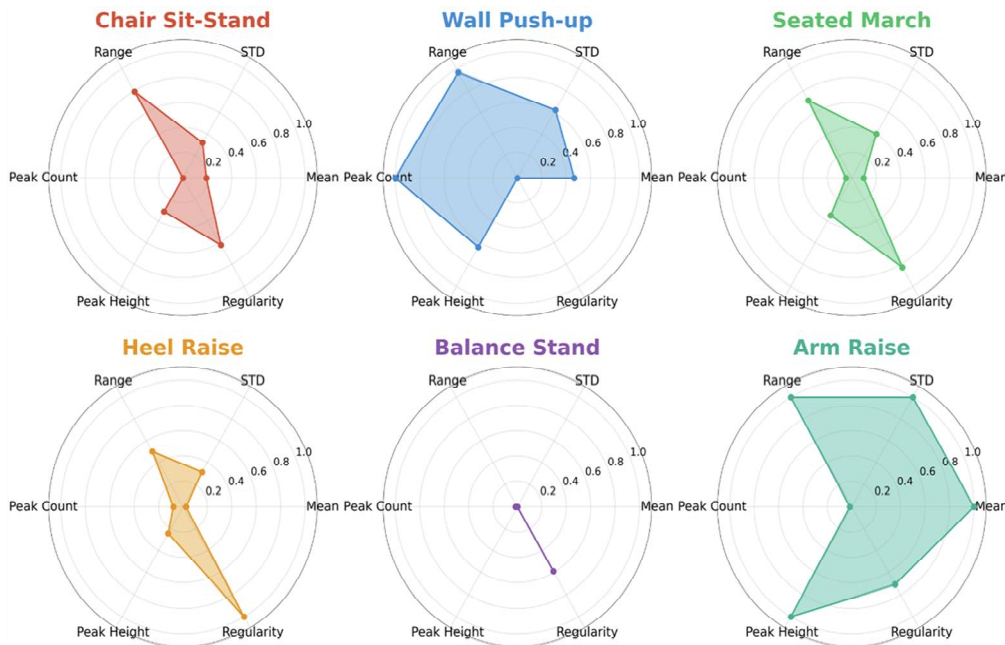


그림 5. 6가지 기능적 운동(의자 일어서-앉기, 벽 푸시업, 앉은 자세 마칭, 발뒤꿈치 들기, 균형 서기, 팔 들어올리기)의 디지털 바이오마커 특성 비교 레이더 차트

Fig. 5. Radar plots comparing digital biomarker features across six functional exercises (Chair Sit-Stand, Wall Push-up, Seated March, Heel Raise, Balance Stand, and Arm Raise)

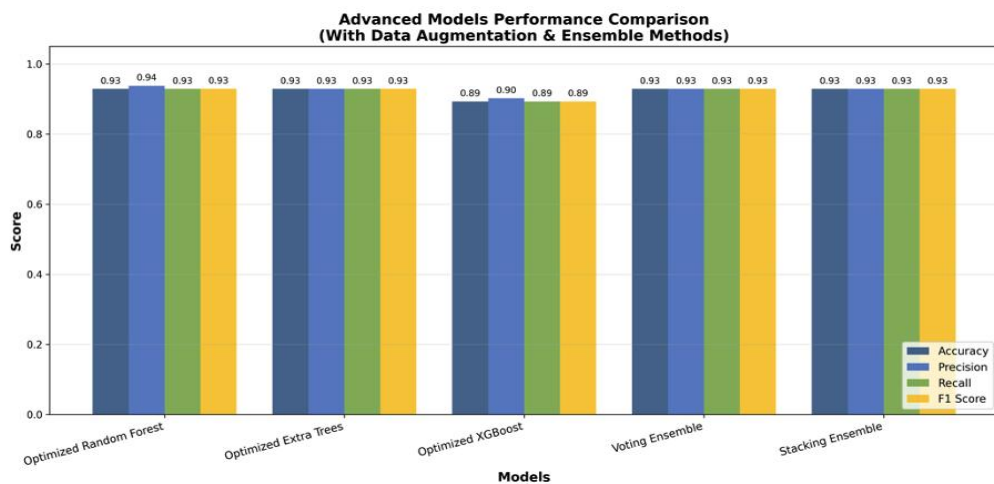


그림 6. 모델별 성능 비교

Fig. 6. Performance comparison by model

표 2. 모델별 성능 세부성능지표 비교

Table 2. Comparison of detailed performance indicators by model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Optimized RF	92.86%	93.75%	92.86%	92.91%
Extra trees	92.86%	92.86%	92.86%	92.86%
Voting ensemble	92.86%	92.86%	92.86%	92.86%
Stacking ensemble	92.86%	92.86%	92.86%	92.86%
XGBoost	89.29%	90.18%	89.29%	89.29%

이는 추출된 디지털 바이오마커의 품질이 우수하여 모델 구조보다는 특징의 질이 더 중요함을 시사한다. Optimized Random Forest가 가장 높은 정밀도(93.75%)를 보여 임상 현장에서 오탐을 최소화할 수 있는 모델로 확인되었다.

IV. 결 론

본 연구는 Galaxy Watch의 다중 센서 데이터로부터 근감소증 환자를 위한 6개 운동 프로그램의 디지털 바이오마커를 추출하고, 머신러닝 기반 자동 분류 시스템을 개발하였다. 운동 강도 분석을 통해 각 운동의 부하 수준을 정량화하였고, 센서별 특성 비교를 통해 하지 근력(수직 가속도), 상지 근력(전후방 가속도), 균형 능력(동요 범위), 보행 능력(주파수 패턴)을 측정하는 디지털 바이오마커를 도출하였다. 주파수 도메인 분석 결과, 0.5-2.5 Hz 범위의 특징적 패턴이 안전하고 제어된 동작 수행의 지표임을 확인하였다.

171차원 디지털 바이오마커를 추출하고 5가지 이상불 머신러닝 모델을 적용한 결과, 4개 모델이 92.86%의 정확도를 달성하였다. 이는 추출된 디지털 바이오마커의 품질이 우수함을 입증한다. 운동별 분류 성능은 평균 F1 점수 92.9%로, 벽 밀기(95.2%)와 의자 앉았다 일어서기(94.5%)에서 가장 높은 인식률을 보였다. 이러한 결과는 웨어러블 센서 기반 디지털 바이오마커가 운동 동작을 정확하게 분류하고 추론할 수 있음을 보여준다.

본 연구의 디지털 바이오마커 기반 시스템은 실제 임상에서 근감소증 환자의 운동 수행 능력을 객관적으로 평가하고 원격 모니터링할 수 있는 유효한 도구가 될 수 있으며, 좀 더 많은 대상자(성별,

연령별, 근감소증 유무 등)에 대한 데이터를 기반으로 추가 연구가 필요하다. 가정 환경에서 실시간으로 운동을 인식하고 평가할 수 있어 의료진의 효율적 추적 관찰이 가능하며, 환자에게는 즉각적 피드백을 제공할 수 있다. 향후 연구에서는 대규모 임상 데이터를 수집하여 디지털 바이오마커의 임상적 타당성을 검증하고, 개인 맞춤형 운동 처방 및 낙상 위험 예측 모델로 확장할 계획이다. 본 시스템은 고령 인구의 건강한 노화를 실현하고 의료 비용 절감에 기여할 것으로 기대된다.

References

- [1] L. K. Chen, et al., "Asian Working Group for Sarcopenia: 2019 Consensus Update on Sarcopenia Diagnosis and Treatment", *J. Am. Med. Dir. Assoc.*, Vol. 21, No. 3, pp. 300-307.e2, Mar. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jamda.2019.12.012>.
- [2] A. J. Cruz-Jentoft, et al., "Sarcopenia: revised European consensus on definition and diagnosis", *Age Ageing*, Vol. 48, No. 1, pp. 16-31, Jan. 2019. <https://doi.org/10.1093/ageing/afy169>.
- [3] S. Zhang, Y. Li, S. Zhang, F. Shahabi, S. Xia, Y. Deng, and N. Alshurafa, "Deep Learning in Human Activity Recognition with Wearable Sensors: A Review on Advances", *Sensors*, Vol. 22, No. 4, p. 1476, Feb. 2022. <https://doi.org/10.3390/s22041476>.
- [4] M. Pipattanasomporn and M. Chitchian, "Enhanced Hand-Oriented Activity Recognition Based on Smartwatch Sensor Data Using LSTMs", *Symmetry*, Vol. 12, No. 9, pp. 1570, Sep. 2020. <https://doi.org/10.3390/sym12091570>.
- [5] E. Preatoni, S. Nodari, and N. F. Lopomo, "Supervised Machine Learning Applied to Wearable Sensor Data Can Accurately Classify Functional Fitness Exercises", *Front. Bioeng. Biotechnol.*, Vol. 8, pp. 664, Jul. 2020. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00664>.
- [6] R. E. Rikli and C. J. Jones, "Development and va

- Validation of a functional fitness test for community-residing older adults", *J. Aging Phys. Act.*, Vol. 7, No. 2, pp. 129-161, 1999. <https://doi.org/10.1123/japa.7.2.129>.
- [7] R. Aznar-Gimeno, et al., "Gait-Based AI Models for Detecting Sarcopenia and Cognitive Decline Using Sensor Fusion", *Diagnostics*, Vol. 14, No. 24, pp. 2886, Dec. 2024. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14242886>.
- [8] M. T. Naseem, N.-H. Kim, H. Seo, J. Lee, C.-M. Chung, S. Shin, and C.-S. Lee", "Sarcopenia diagnosis using skeleton-based gait sequence and foot-pressurimage datasets", *Front. Public Health*, Vol. 12, pp. 1443188, Nov. 2024. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1443188>.
- [9] M. A. Fiatarone, et al., "Exercise training and nutritional supplementation for physical frailty in very elderly people", *N. Engl. J. Med.*, Vol. 330, No. 25, pp. 1769-1775, Jun. 1994. <https://doi.org/10.1056/NEJM199406233302501>.
- [10] L. Bao and S. S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data", *Pervasive Computing, Vienna, Austria*, Vol. 3001, pp. 1-17, Apr. 2004. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24646-6_1.
- [11] O. D. Lara and M. A. Labrador, "A survey on human activity recognition using wearable sensors", *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, Vol. 15, No. 3, pp. 1192-1209, 2013. <https://doi.org/10.1109/SURV.2012.110112.00192>.
- [12] A. Bulling, U. Blanke, and B. Schiele, "A tutorial on human activity recognition using body-worn inertial sensors", *ACM Comput. Surv.*, Vol. 46, No. 3, pp. 1-33, Jan. 2014. <https://doi.org/10.1145/2499621>.
- [13] C. J. Liu and N. K. Latham, "Progressive resistance strength training for improving physical function in older adults", *Cochrane Database Syst. Rev.*, No. 3, CD002759, Jul. 2009. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD002759.pub2>.
- [14] American College of Sports Medicine, ACSM's

Guidelines for Exercise Testing and Prescription, 12th ed. Philadelphia, PA: Wolters Kluwer, 2024.

저자소개

이 상 훈 (Sang-Hun Lee)



2011년 3월 : 영남대학교
전자공학과(공학박사)
2012년 5월 ~ 현재 :
구미전자정보기술원 책임연구원
관심분야 : 생체신호처리, DTx,
헬스케어, SaMD, 인공지능

박 상 희 (Sang-Hee Park)



2003년 3월 : 대구대학교
언어치료학과(이학박사)
2006년 3월 ~ 현재 :
대구사이버대학교 언어치료학과
교수
관심분야 : 인공와우 재활치료,
재활분야 AI활용

이 영 학 (Yeung-Hak Lee)



2003년 8월 : 영남대학교
전자공학과(공학박사)
2019년 7월 ~ 2024년 12월 :
국립안동대학교 SW융합교육원
교수
2025년 3월 ~ 현재 :
국립경국대학교 교양교육원 교수
관심분야 : 영상처리, 패턴 및 생체인식, 로봇비전,
뉴럴네트워크, 인공지능