

Proceeding

ISSN 2287-4348

2026

한국스마트미디어학회 & 한국디지털산업학회

춘계학술대회

AX기반 스마트미디어
디지털 기술 공진화 패러다임

일시 | 2026년 4월 24일(금) ~ 25일(토)

장소 | 가천대학교 비전타워

2026

한국스마트미디어학회 & 한국디지털산업학회

춘계학술대회

AX기반 스마트미디어
디지털 기술 공진화 패러다임

일시 | 2026년 4월 24일(금) ~ 25일(토)

장소 | 가천대학교 비전타워



구두 발표 O-11

○ 시간	04월 25일 (토) 10:40~12:10
○ 발표장	가천대학교 비전타워 306호
○ 좌장	김영철 교수(홍익대학교)

		Page
O11-01	제목: An EMD-Enhanced CNN-BiLSTM Framework for ECG Reconstruction from PPG Signals 저자: Habib Bhuiyan, Han-GueJo(군산대학교)	82
O11-02	제목: TimesFM 기반 멀티모달 예지보전에서의 고장 예측 성능 평가 저자: 변상준, 김봉재(충북대학교)	84
O11-03	제목: 시계열 인지 특수 토큰을 활용한 LLM 기반 멀티모달 개성 인식 프레임워크 저자: 김태완, 구 욱, 김봉재(충북대학교)	86
O11-04	제목: PoolFormer 아키텍처를 응용한 YOLOv13 모듈 경량화 설계 저자: 최승휘, 김종훈, 정세훈, 심춘보(순천대학교)	88
O11-05	제목: 다중 홉 질의응답을 위한 실시간 동적 GraphRAG 시스템 설계 저자: 이정호, 정세훈, 심춘보(순천대학교)	90
O11-06	제목: AI 기반 개인 맞춤형 생체리듬 분석 스마트 바이오 워치 설계 및 프로토타입 구현 저자: 김준형, 김명관, 이수빈, 이상민, 서채연, 김영철(홍익대학교)	92

AI 기반 개인 맞춤형 생체리듬 분석 스마트 바이오 위치 설계 및 프로토타입 구현

김준형¹, 김명관², 이수빈³, 이상민⁴, 서채연⁵, 김영철^{6*}
1,2홍익대학교 소프트웨어융합학과 학부생
3홍익대학교 디자인컨버전스학부 학부생,
4홍익대학교 건축공학부 건축디자인전공(5년제) 학부생,
5,6*홍익대학교 소프트웨어융합학과
e-mail : thanks7229@g.hongik.ac.kr¹, rlaaudrhks06@gmail.com²,
dlsuqls83@g.hongik.ac.kr³, leesangmin2006@naver.com⁴,
{chaeyun⁵, bob^{6*}}@hongik.ac.kr

Design and Prototype Implementation of an AI-Based Personalized Biorhythm Analysis Smart Bio Watch

Junhyung Kim¹, Myeonggwon Kim², Subin Lee³, Sangmin Lee⁴,
Chaeyun Seo⁵, R. Young Chul Kim^{6*}

^{1,2}Undergraduate, Dept. of Software & Communication, Hongik University

³Undergraduate, Design&Arts School of Design Convergence ,Hongik Univ.

⁴Undergraduate, Science&Technology School of Architecture Major in
Architecture(5 years), Hongik University

^{5,6*}Dept. of Software & Communication, Hongik University

요 약

최근 웨어러블 디바이스는 다양한 생체 데이터를 수집할 수 있음에도 불구하고, 개인의 생체리듬을 반영한 맞춤형 분석과 사전 예방적 건강 관리 기능이 부족한 한계를 가진다. 이에 본 논문에서는 웨어러블 디바이스와 자체 설계한 AI 파이프라인을 결합하여 개인 생체리듬을 학습하고 맞춤형 건강 조언을 제공하는 스마트 바이오 위치의 설계 및 프로토타입 구현을 제안한다. 제안 시스템은 ESP32-S3 기반 위치에서 심박수, SpO2, 활동량 데이터를 수집하고, GMM과 HMM 기반 비지도 학습을 통해 일주기 생체리듬을 분류한다. 이후 LSTM 기반 예측, 이상 탐지, 강화학습 기반 전략 도출을 포함하는 5 단계 AI 파이프라인을 통해 개인 맞춤형 건강 관리 정보를 생성한다. 분석 결과는 통합되어 위치와 웹 대시보드에 시각화된다. 제안 시스템은 개인의 상태를 종합적으로 해석하고 미래 상태를 예측함으로써 사전 예방적 건강 관리가 가능하며, 자체 AI 설계를 통해 시스템의 확장성과 활용 가능성을 높일 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

최근 웨어러블 헬스케어 디바이스는 심박수, 활동량 등 다양한 생체 데이터를 실시간으로 수집할 수 있는 기술의 발전과 함께 빠르게 보급되고 있다 [1]. 그러나 기존의 웨어러블 디바이스는 수집된 데이터를 단순히 제공하는 수준에 머무르는 경우가 많으며, 개인의 생체리듬을 반영한 맞춤형 분석 및 사전 예방적 건강 관리 기능은 부족한 실정이다 [2]. 또한, 데이터 분석 과정이 제한적이거나 외부 AI 서비스에 의존하는 구조로 인해 사용자 맞춤형 해석과 지속적인 관리에 한계가 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 웨어러블 디바이스와 자체 설계한 AI 파이프라인을 결합하여 개인의 생체리듬을 학습하고 맞춤형 건강 조언을 제공하는 스마트 바이오 위치 시스템을 제안한다. 이를 통해 본 연구는 단순 데이터 제공을 넘어 개인의 상태를 종합적으로 해석하고 미래 상태를 예측함으로써 사전 예방적 건강 관리가 가능하도록 하며, 자체 AI 설계를 기반으로 시스템의 확장성과 연구 활용 가능성을 동

시에 확보하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구에 대해 설명하고, 3장에서는 스마트 바이오 위치 시스템 아키텍처, AI 파이프라인 및 소프트웨어 구조에 설명하고, 시스템의 기대효과 및 활용 가능성에 대해 논의한다. 마지막으로 4장에서는 본 연구의 결론과 향후 연구 방향을 제시한다. 본 연구는 홍익대학교 메타버스 융합SW아카데미 6기 교육생들의 프로젝트 결과물이다.

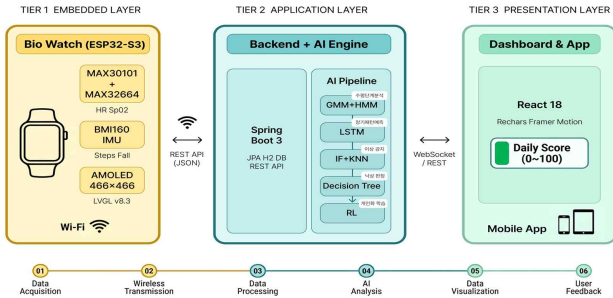
2. 관련 연구

웨어러블 디바이스 기반 헬스케어 연구는 최근 AI 및 딥러닝 기술과 결합되며 개인 맞춤형 건강 관리 방향으로 발전하고 있다. 심박수, 활동량 등 생체 데이터를 수집하는 웨어러블 장치와 클라우드 기반 딥러닝 모델(CNN-LSTM)을 결합하여 사용자의 건강 상태를 예측하고 개인 맞춤형 피드백을 제공하는 시스템을 제안한다 [3]. 해당 연구는 시계열 데이터의 시간적 특성을 효과적으로 반영하여 높은 정확도의 건강 상태 분석이 가능함을 보인다. LSTM 기반 모델을 활용하여 웨

어려운 기기에서 수집된 생체 신호를 분석하고 이상 상태를 탐지하는 연구를 수행하고, 기존 머신러닝 기법 대비 높은 예측 성능과 실시간 모니터링 가능성을 입증한다 [4]. 그러나 이러한 기존 연구들은 주로 특정 모델(CNN-LSTM 또는 LSTM)에 의존하거나 단일 기능(예측 또는 이상 탐지)에 초점을 두고 있어, 생체리듬 분석부터 예측, 이상 탐지, 의사결정까지 통합적으로 수행하는 구조에는 한계가 존재한다. 이에 본 논문은 다단계 AI 파이프라인을 통해 이러한 한계를 보완하고, 보다 종합적인 개인 맞춤형 건강 관리 시스템을 제안한다.

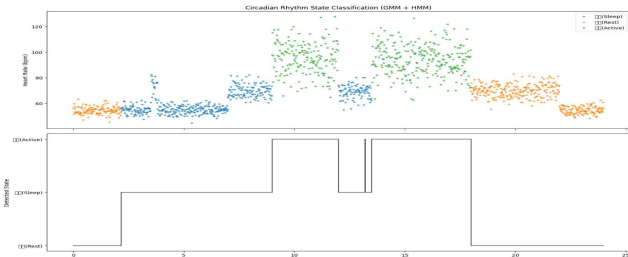
3. AI 기반 개인 맞춤형 생체리듬 분석 스마트 바이오 워치

제안 시스템은 ESP32-S3 기반 워치에서 심박수, SpO2, 활동량 데이터를 수집하고, GMM과 HMM 기반의 비지도 학습을 통해 일주기 생체리듬을 분석한다. 이후 LSTM 기반의 미래 상태 예측, 이상 탐지 기법, 강화학습 기반 전략 도출을 포함하는 다단계 AI 파이프라인을 적용하여 개인 맞춤형 건강 관리 정보를 생성한다. 분석 결과는 Daily Score(0~100)로 통합되어 워치와 웹 대시보드를 통해 직관적으로 시각화된다.



(그림 1) 시스템 3계층 구조

그림 1은 전체 시스템 구조이다. 임베디드 계층(ESP32-S3 워치), 애플리케이션 계층(Spring Boot + AI), 프레젠테이션 계층(React 대시보드)의 3계층 구조이다. 임베디드 계층에서 생체 센서로 데이터를 수집하고, 애플리케이션 계층의 Spring Boot 백엔드와 5단계 AI 파이프라인이 분석을 수행하며, 프레젠테이션 계층의 React 대시보드와 모바일 앱에서 Daily Score를 시각화한다. 메인 MCU는 LilyGo T-Display-S3-AMOLED로 466×466 원형 AMOLED를 탑재하며, MAX30101+MAX32664로 PPG 기반 심박수·SpO2를, BMI160 IMU로 활동량·낙상을 감지한다 [5]. 터치(FT3168)와 센서는 독립 I2C 버스로 분리하여 통신 안정성을 확보한다.



(그림 2) GMM+HMM 기반 24시간 생체리듬 분류 결과

그림 2는 GMM+HMM 기반 24시간 생체리듬 분류 결과이다. 상단은 시간대별 심박수 분포가 수면(파랑), 휴식(주황), 활동(초록)으로 자동 분류된 결과이며, 하단은 HMM이 추론한 24시간 상태 전이 시퀀스를 나타낸다. AI는 외부 API 없이 직접 설계하는 5단계로 구성된다. 1단계에서 심박수, SpO2, 활동량에 시각 주기성을 추가한 5차원 벡터를

GMM(k=3)으로 수면·휴식·활동을 비지도 학습으로 분류하고, HMM으로 전이 확률을 학습하여 일주기 생체리듬을 모델링한다 [7]. 2단계 LSTM은 과거 패턴을 기억하여 6시간 뒤 생체 지표를 예측하고 [8], 3단계에서 Isolation Forest-KNN으로 이상을 이중 탐지한다 [9]. 4단계 Decision Tree로 원인을 추론하고, 5단계 강화학습이 최적 개선 전략을 도출하며 보상-페널티로 정책을 재학습한다 [10]. 분석 결과는 Daily Score(0~100)로 통합 표현된다.



(그림 3) 바이오 워치 UI 화면 구성

그림 3은 AI 기반 개인 맞춤형 생체리듬 분석 스마트 바이오 워치 UI 화면 구성이다. GMM+HMM 학습으로 시뮬레이션 환경에서 24시간 리듬 자동 분류가 검증된다.

4. 결론

우리는 폴스택 헬스케어 스마트워치 설계와 프로토타입을 제안한다. 5단계 AI 파이프라인을 외부 AI에 의존하지 않고 직접 설계함으로써, 생체리듬 분류부터 예측, 이상 탐지, 사전 예방 전략 도출까지 전 과정을 통합적으로 수행할 수 있다는 점에서 차별성을 가진다. AI 처리 과정의 투명성을 확보하여 연구 및 교육 활용이 가능하며, 저비용 하드웨어 기반으로 개인 맞춤형 헬스케어 서비스 구현 가능성을 제시한다. 또한, 노인 대상 원격 건강 모니터링, 기업 웰니스 프로그램, 수면 분석 서비스 등 다양한 분야로 확장 할 수 있을 것으로 기대된다.

참고 문헌

- [1] A. Abedi, A. Verma, et al., "AI-Driven Real-Time Monitoring of Cardiovascular Conditions With Wearable Devices," JMIR mHealth and uHealth, Vol.13, e73846, 2025.
- [2] M. Chowdhury, et al., "Design and prototyping of an AI-powered wearable device for continuous vital signs monitoring," Scientific Reports, Nov. 2025.
- [3] T. Y. Wang, J. Cui, Y. Fan, "A wearable-based sports health monitoring system using CNN and LSTM with self-attentions," PLOS ONE, vol. 18, no. 10, 2023.
- [4] D. Pavithra et al., "Application of LSTM Networks for Continuous Patient Monitoring and Anomaly Detection in Wearable Health Devices," Indian Journal of Science and Technology, vol. 17, no. 37, pp. 3909-3921, 2024.
- [5] T. Huynh, U. Blanke, B. Schiele, "Scalable Recognition of Daily Activities with Wearable Sensors," LNCS, Vol.4717, pp.50-67, 2007.
- [6] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech processing," Proc. IEEE, Vol.77, No.2, pp.257-286, 1989.
- [7] R. Zhao, R. Yan, et al., "Machine health monitoring with LSTM networks," 10th ICST, pp.1-6, 2017.
- [8] F. T. Liu, K. M. Ting, Z.-H. Zhou, "Isolation Forest," 8th IEEE ICDM, pp.413-422, 2008.
- [9] S. Ahmed, M. Karmakar, "Outlier Detection in Bio-signal Data using Unsupervised Learning," IEEE BIBM, 2019.
- [10] R. S. Sutton, A. G. Barto, Reinforcement Learning: An Introduction, MIT Press, 1998.