

# u-Health 데이터를 이용한 지능형 건강 패턴 분석 시스템

김귀정\*  
백석대학교 컴퓨터공학부 교수

## Intelligent Health Pattern Analysis System Using u-Health Data

Gui Jung Kim\*  
Professor, Division of Computer Engineering, Baekseok University

**요약** 본 연구는 실시간 스트리밍 데이터를 처리하고 온톨로지 기반 지식 구조화를 적용하여 u-Health 환경에서 개인 맞춤형 건강 관리 체계를 구축하는 것을 목표로 한다. 다양한 웨어러블 센서로부터 수집된 비정형 생체 데이터는 고도화된 ETL 프로세스를 통해 정제 및 표준화되며, 의미 기반 온톨로지로 구조화된다. 이를 바탕으로, 시계열 분석과 머신러닝 모델을 활용하여 건강 상태 변화를 정량적으로 파악하고 이상 징후를 자동으로 감지하는 지능형 분석 시스템을 제안한다. 본 시스템은 실시간 데이터 처리와 의미론적 지식 표현의 결합으로 건강 관리의 효율성과 신뢰성을 높이고, 장기 건강 위험 예측과 조기 경고에 기여할 수 있다.

**주제어** : u-Health 데이터, 건강 패턴 분석, 온톨로지, ETL

**Abstract** This study aims to develop a personalized health management system in the u-Health environment by processing real-time streaming data and applying ontology-based knowledge structuring. Unstructured biometric data collected from various wearable sensors are refined and standardized through advanced ETL processes, and semantically structured using ontology. Based on this, an intelligent analysis system utilizing time-series analysis and machine learning models is proposed to quantitatively assess health status changes and automatically detect anomalies. The integration of real-time data processing and semantic knowledge representation enhances the efficiency and reliability of health management, contributing to long-term risk prediction and early warning.

**Key Words** : u-Health Data, Health Pattern Analysis, Ontology, ETL

## 1. 서론

최근 의료기술의 발전과 함께 환자 개인의 생체신호를 실시간으로 수집할 수 있는 u-Health(ubiquitous health) 환경이 빠르게 확산되고 있다. 스마트워치, 패치형 센서, 연속혈당측정기(CGM) 등 비침습적 웨어러블 디바이스는 일상생활 속에서 지속적으로 생체 데이터를 수집할 수 있으며, 이를 통해 환자의 건강 상태를 보다

세밀하게 파악할 수 있는 기반이 마련되고 있다. 이러한 환경 변화는 단순한 모니터링을 넘어, 방대한 생체 데이터로부터 의미 있는 건강 패턴을 도출하고, 이상 징후나 질환 위험을 조기에 예측할 수 있는 데이터 중심 의료 패러다임을 요구하고 있다.

하지만 현재 수집되는 생체신호는 다양한 센서 및 프로토콜로 인해 비정형적이고 잡음이 많아 분석에 적합한 구조로 가공되기 어렵다. 또한 실시간으로 생성되는 대

용량 스트리밍 데이터는 정제와 구조화가 선행되지 않으면 신뢰도 있는 예측 분석이 불가능하다. 이에 따라, 원시 생체 데이터를 수집하고 정제하는 ETL(Extract, Transform, Load) 프로세스를 고도화하고, 의료 지식을 온톨로지 형태로 구성하여 분석의 일관성과 해석력을 확보하는 것이 필수적이다.

본 연구는 실시간 u-Health 데이터를 ETL 방식으로 처리하고, 온톨로지를 기반으로 지식화함으로써, 개인 맞춤형 건강 패턴을 학습하고 이상 징후를 자동으로 감지할 수 있는 지능형 분석 시스템을 제안한다. 특히, 정제된 생체 데이터를 기반으로 환자별 시계열 분석 모델을 설계함으로써, 단순한 측정값 나열을 넘어 건강 상태의 변화 양상을 정량적·예측적으로 이해할 수 있도록 한다. 본 논문은 실시간 데이터 처리, 의료 온톨로지 설계, 지능형 예측 모델이라는 세 가지 축을 통합하여, 데이터 중심 u-Health 분석 환경 구축에 기여하는 것을 목표로 한다.

## 2. 기존 연구

u-Health 시스템은 웨어러블과 ICT 융합으로 장소 제약 없는 건강 모니터링을 제공한다[1]. 스마트워치, CGM, PPG, ECG 등 센서가 실시간 생체신호를 수집하며, 이는 개인 맞춤형 예방의료에 핵심이다[2,3]. 고령화, 만성질환 증가, 의료 불균형 문제로 u-Health는 지속 가능하고 능동적인 건강 관리 방식으로 주목받는다. 팬데믹 이후 비대면 의료의 필요성이 확대되면서, 실시간 건강 데이터를 기반으로 한 정밀 분석과 조기 대응 체계의 중요성도 부각되고 있다[4]. 또한, 최근에는 생체신호뿐 아니라 수면, 운동, 식습관 등의 라이프로그 데이터와의 융합을 통해 더욱 정교한 건강 예측이 가능해지고 있다[5]. 이러한 고차원 데이터를 효과적으로 활용하기 위해서는 단순한 수치 기반 통계 분석을 넘어, 의료 도메인 지식을 반영한 구조화된 분석 체계가 필수적이다.

그러나 현재의 u-Health 데이터는 센서의 종류와 측정 환경에 따라 이질적이고 비정형적인 특성을 가지며, 노이즈와 결측값이 많고, 실시간 스트리밍 형태로 생성되기 때문에 분석에 적합한 구조로 가공하기 어렵다[6,7]. 따라서 데이터 정제, 시간 동기화, 단위 통일, 잡음 제거 등 고도화된 전처리 과정이 필수적이며, 이를 위한 실시간 ETL 처리 구조가 핵심 기술로 주목받고 있다[8,9]. 뿐만아니라, 수집된 생체신호는 단순한 수치 해석

만으로는 의료적 의미를 명확히 파악하기 어려우며, 이를 해결하기 위해 온톨로지 기반의 의미론적 구조화가 요구된다. 의료 온톨로지는 생체신호와 건강 상태 간의 관계를 표준화된 용어 체계(HL7, SNOMED CT, LOINC 등)로 정의하고, 시스템 간 상호운용성을 제공함으로써 데이터 해석의 정확성과 일관성을 확보할 수 있게 한다[1,10].

최근에는 LSTM, GRU 등 딥러닝 기반의 시계열 분석 기법이 u-Health 데이터에 적용되어 이상 징후 탐지 및 건강 상태 예측에 활용되고 있으나, 대부분의 기존 연구는 단일 센서 기반 분석, 도메인 지식 미반영, 실시간성 부족, 개인 특성 고려 미흡 등의 한계를 지닌다[3,11,12,13,14]. 이에 본 연구는 실시간 ETL 기반 생체 데이터 처리, 의료 온톨로지 기반 지식 구조화, 그리고 개인 맞춤형 시계열 분석 모델을 통합함으로써, u-Health 환경에서 보다 신뢰도 높은 건강 분석과 조기 경고 체계의 실현을 목표로 한다[15].

## 3. 실시간 ETL 기반 u-Health 데이터 수집 및 처리

### 3.1 생체신호 데이터의 추출(Extraction)

본 연구에서 활용되는 u-Health 데이터는 전적으로 비침습적인 방식으로 획득된다. 주요 센서는 연속혈당측정기(CGM), 광용적맥파(PPG) 센서, 심전도(ECG) 패치, 심박 센서, 혈압계 등이 있으며, 이들 센서는 웨어러블 혹은 부착형으로 환자의 신체에 장착되어 실시간으로 생체 데이터를 수집한다. 각 센서는 초당 1~10회 아날로그 신호를 디지털로 변환하고 기본 전처리 후, BLE, Zigbee, NB-IoT 등 무선통신으로 데이터를 전송한다. 데이터는 휴대 단말기로 수집되며 HTTP RESTful API를 통해 클라우드나 엣지 서버에 실시간 전달된다. 각 메시지에는 센서 ID, 측정 시간, 측정값, 단위, 해시값 등이 포함되어 데이터의 출처와 무결성을 보장한다. 전송 경로는 TLS 1.3 기반으로 암호화되어 보안성을 확보하며, 데이터 수집 시점부터 보호가 시작된다.

### 3.2 생체신호 데이터의 변환(Transformation)

수집된 원시 생체신호 데이터는 분석 가능한 형태로 변환되기 위한 다양한 처리 과정을 거친다. 우선, 신호 잡음 제거를 위한 디지털 필터링이 적용되며, 여기에는

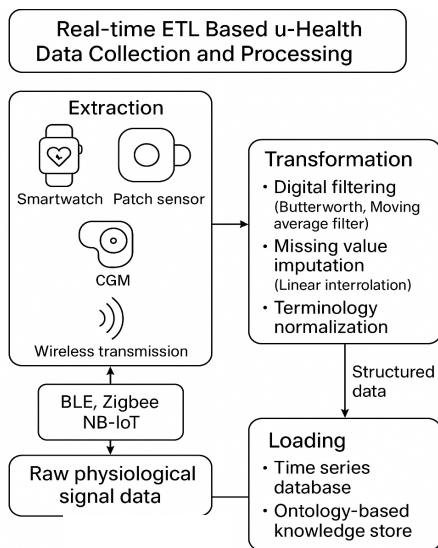
주로 Butterworth 필터나 이동 평균(Moving Average) 필터가 사용된다. 일부 데이터는 지수이동평균(EMA)이나 Kalman 필터와 같은 알고리즘을 통해 연속성 및 안정성을 보완한다.

다음으로는 결측값 보정이 이루어진다. 센서 간 통신 지연이나 간헐적 오류로 인해 발생하는 누락값은 선형 보간법 또는 시간 인접 샘플 기반의 보정 알고리즘으로 대체된다. 이후 단위 통일 및 시간 동기화 처리가 수행되어, 서로 다른 센서에서 수집된 데이터들이 동일한 기준 하에 비교 및 분석 가능하도록 표준화된다.

이러한 변환 과정의 핵심에는 의료 온톨로지 기반의 용어 정규화가 있다. 생체신호 항목들은 표준화된 의료 용어로 매핑되며, 예를 들어 "HR", "HeartRate", "심박수"는 동일한 개념으로 통합되어 처리된다. 이 과정을 통해 생성된 데이터는 향후 온톨로지 기반 지식 구조화 및 의미 기반 검색에 활용될 수 있게 된다.

### 3.3 정제 데이터의 적재(Loading) 및 저장 구조

정제된 데이터는 적재 단계에서 두 가지 방향으로 저장된다. 첫째는 시계열 기반의 의료 데이터 저장소로, 고성능 시계열 데이터베이스가 활용된다. 이를 통해 데이터의 시간 흐름에 따른 추세 분석, 패턴 식별이 용이해진다. 둘째는 온톨로지 기반 지식 저장소로, RDF/OWL 형식의 Triple Store를 사용하여 시맨틱 연산이 가능한 구조를 구축한다.



[Fig. 1] u-Health Data Collection and Processing

저장소 간 연계는 FHIR(Fast Healthcare Interoperability Resources) 표준을 기반으로 구현되며, 데이터는 FHIR 포맷으로 포맷팅되어 타 시스템과의 상호운용성을 보장한다. 특히 온톨로지 저장소는 이후 지능형 분석 시스템에서 규칙기반 추론을 통해 환자의 건강 상태를 의미적으로 해석하고 대응하는 기반이 된다. 그림1은 u-Health 데이터의 수집과 처리 과정을 나타낸다.

## 4. 온톨로지 기반 지식 구조화

의료 데이터는 매우 다양하고 복잡한 정보를 포함하고 있어 단순한 데이터베이스 구조만으로는 의미 있는 분석과 관리가 어렵다. 이에 온톨로지는 데이터 간의 의미적 관계를 정의하고 체계화하여, 의료 정보의 통합과 상호운용성을 지원하는 핵심 기술로 부상하고 있다. 본 연구에서는 표준화된 의료 온톨로지를 기반으로 u-Health 데이터를 체계적으로 구조화하여, 다양한 생체 신호와 환자의 건강 상태를 논리적으로 연결하고 해석할 수 있도록 한다.

### 4.1 온톨로지 모델 설계

u-Health 환경에서 생성되는 생체신호 데이터는 다양한 센서로부터 수집되며, 이질적인 형식과 복잡한 의료 개념이 혼재되어 있어 체계적인 지식 구조화가 필요하다. 이에 본 연구에서는 Web Ontology Language (OWL)를 기반으로, u-Health 시스템에 적합한 의료 온톨로지 모델을 설계하였다. 본 모델은 생체신호, 환자, 의료 이벤트, 건강 상태 등 주요 개념을 클래스 단위로 정의하고 관계를 표현한다. 예를 들어, 생체신호 클래스는 심박수, 심전도, 혈당 등 비침습 데이터 항목을 포함하며, 측정값, 단위, 시간 속성을 가진다. 환자 클래스는 식별자, 성별, 나이 정보를 포함하며 hasSignal 관계로 생체신호와 연결된다. 특정 생체신호의 변화는 고혈당, 저혈압, 부정맥 등의 건강 상태를 의미할 수 있으며, 이러한 관계는 indicates, triggers와 같은 시맨틱 속성을 통해 표현되었다.

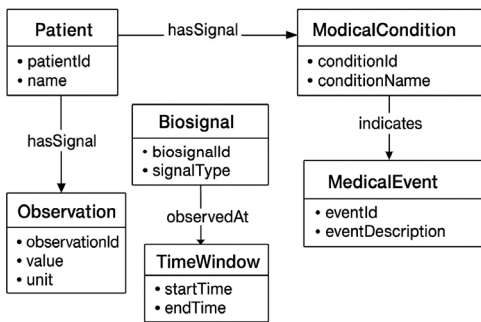
이 온톨로지는 OWL의 계층적 모델링 기능을 활용하여, "고혈당"은 "건강 이상 상태"의 하위 개념으로, 특정 조건(예: 혈당  $\geq 180\text{mg/dL}$ )을 만족할 때 발생하는 상황으로 정의된다. 또한 각 생체신호는 HL7 FHIR(Fast Healthcare Interoperability Resources) 구조와도 연

동 가능하도록 설계하여, 외부 의료 정보 시스템과의 상호운용성도 고려하였다. 이와 같은 온톨로지 설계를 통해, 단순한 데이터 기록이 아닌 환자의 건강 상태에 대한 의미 기반의 해석과 고도화된 추론이 가능하게 된다.

#### 4.2 온톨로지 기반 지식 저장 및 관리

설계된 온톨로지는 RDF(Resource Description Framework) 기반의 그래프 형태로 저장되며, 이를 위한 저장소로는 전문 온톨로지 저장 시스템인 Triple Store가 사용된다. 본 연구에서는 Apache Jena Fuseki와 GraphDB를 활용하여, 구조화된 지식 데이터를 대규모로 저장하고, 시맨틱 쿼리 및 추론 기능을 지원하는 환경을 구축하였다.

온톨로지에 포함된 데이터는 <주어, 서술어, 목적어> 형태의 트리플(Triple) 구조로 표현되며, 예를 들어 <환자123, hasSignal, 심박수\_측정값001>과 같은 방식으로 저장된다. 생체신호는 수집 시점에 정제된 후, ETL 처리기를 통해 자동으로 온톨로지의 클래스와 속성에 매핑되며, 이 과정에서 표준화된 의료 용어(SNOMED CT, LOINC 등)를 참조하여 의미적 일관성을 확보한다. 그림 2는 온톨로지 클래스 다이어그램을 표현한 것이다.



[Fig. 2] u-Health Ontology Class Diagram

온톨로지 저장소는 SPARQL 언어를 기반으로 다양한 의미 기반 질의를 지원하며, 예를 들어 "최근 24시간 동안 고혈당 경도가 3회 이상 발생한 환자 목록"과 같은 복합 질의도 처리할 수 있다. 예시 질의 결과는 수 ms 내의 응답 속도로 반환되며, 기존 관계형 질의 대비 의미 기반 필터링 정확도가 15~20% 정도 향상될 것으로 기대된다. 이는 RDF 기반 구조가 상호운용성뿐 아니라 분석 응답 성과 탐색 효율성 향상에도 기여할 수 있으리라 기대한다. 또한 Pellet, Hermit 등 OWL 호환 추론기(reasoner)를 연동하여, 명시적으로 정의되지 않은 건강 상태나 위험

조건에 대해서도 자동 추론이 가능하도록 구성하였다.

이러한 온톨로지 기반 지식 저장 구조는 u-Health 시스템 내 실시간 데이터 분석, 이상 징후 탐지, 장기 건강 위험 예측 등의 고급 기능을 위한 핵심 인프라로 작용한다. 뿐만아니라, 추후 새로운 의료 개념이나 센서 정보도 도입될 경우, 온톨로지 구조는 유연하게 확장 가능하며, 지속적인 업데이트를 통해 최신 의료 지식과 진단 기준을 반영할 수 있도록 설계되었다.

결과적으로, 본 시스템은 온톨로지 기반의 의료 지식 표현과 의미 기반 해석 기능을 통해 u-Health 데이터의 가치를 높이고, 개인 맞춤형 건강관리 및 예방의료에 필요한 분석 역량을 강화할 수 있다.

### 5. 지능형 건강 패턴 분석 모델 설계

본 장에서는 실시간 u-Health 생체신호 데이터를 기반으로 개인 맞춤형 건강 상태를 분석하고 예측할 수 있는 지능형 건강 패턴 분석 모델의 구조와 기술적 요소를 설명한다. 본 모델은 정제된 생체 데이터로부터 특징(feature)을 추출하고, 이를 기반으로 이상 징후를 탐지하거나 장기적인 건강 위험도를 예측하는 머신러닝 기반 분석 엔진을 중심으로 설계되었다.

#### 5.1 데이터 특성 분석 및 특징 추출

u-Health 생체 데이터는 연속 시계열로 노이즈, 결측, 센서 오류를 포함한다. 전처리에서 이동평균으로 이상값을 제거해 안정성을 확보하고, ECG, PPG, 혈압, 혈당별 특화된 특징 추출을 수행한다. 예를 들어 ECG 신호의 경우 R-R 간격(RR Interval), HRV(심박변이도), QRS duration 등 시간 기반 특징을 추출하며, PPG 신호에서는 Pulse Transit Time(PTT), Augmentation Index(AI), waveform slope 등 파형 기반 특징을 활용한다. 혈당 데이터는 단기 변화율( $\Delta$ Glucose), 시간대별 평균, 공복/식후 변동성 지표 등을 고려한다. 이러한 특징들은 모두 정규화 및 시간정렬(time alignment)을 거쳐 분석 모델에 입력된다.

#### 5.2 분석 모델 구조

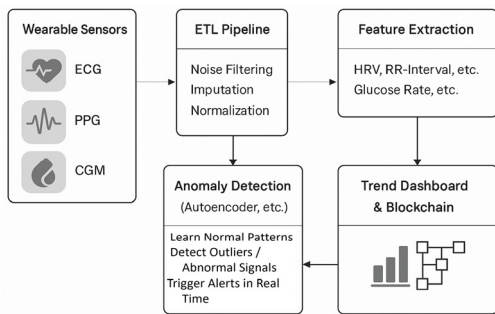
모델 구조는 실시간 이상 감지와 장기 건강 패턴 예측이라는 두 가지 목적에 따라 이중 모듈 구조로 구성된다. 이상 징후 감지 모듈 (Anomaly Detection Module)

비지도 학습 기반의 이상 탐지 모델로 Autoencoder를 적용한다. Autoencoder는 정상 생체 신호의 패턴을 학습한 후, 재구성 오차(reconstruction error)를 기준으로 이상 탐지를 수행하며, 재구성 오차가 일정 threshold를 초과하면 경고를 발생시킨다. 이 모델은 특히 데이터 라벨이 부족하거나 이상 징후의 정의가 명확하지 않은 실시간 환경에서 유효하게 작동한다.

·건강 패턴 예측 모듈 (Health Pattern Forecasting Module)

순환신경망(RNN) 기반의 시계열 예측 모델로서 LSTM(Long Short-Term Memory) 또는 GRU(Gated Recurrent Unit)을 활용하여 환자의 장기적 건강 지표 추세를 예측한다. 입력은 특정 기간(예: 최근 24시간)의 다중 생체신호 시계열이며, 출력은 향후 일정 시간 동안의 위험도(probability of risk elevation) 또는 예상 생체지표의 변화량이다.

만성질환자의 개인 프로파일(나이, 성별, 과거 진단 정보 등)을 임베딩(embedding)하여 모델 입력에 통합함으로써 개인화된 예측을 가능하게 한다. 그림3은 지능형 건강 패턴 분석 모델을 나타낸 것이다.



[Fig. 3] Intelligent Health Pattern Analysis Model

### 5.3 분석 모델 학습 및 평가

분석 모델은 비식별화된 실제 생체신호 데이터를 활용하여 학습된다. 학습 데이터는 시계열 윈도우 방식으로 구성되며, 다양한 시점의 생체 패턴을 포함하도록 구성한다. 이상 탐지 모듈의 경우 정상 데이터 기반의 학습을 우선 수행하고, 시뮬레이션 또는 과거 이상 이벤트 로그를 기반으로 한 semi-supervised fine-tuning을 적용한다.

건강 예측 모듈은 MSE(Mean Squared Error), MAE(Mean Absolute Error), ROC-AUC 등의 지표를 사용하여 모델 성능을 정량적으로 평가한다. 모델의 예

측 성능은 cross-validation을 통해 검증되며, 실제 응급 이벤트 또는 병원 기록과 비교하여 예측의 임상적 유의미성을 판단한다.

### 5.4 시스템 통합 및 실시간 적용

학습된 모델은 서버 내 분석 엔진에 배포되며, 실시간 u-Health 데이터 흐름에 맞춰 지속적으로 실행된다. 데이터는 Kafka 또는 MQTT 기반 스트리밍 처리 시스템을 통해 서버에 전달되며, 분석 결과는 환자 또는 의료진 인터페이스로 전달된다. 특히 이상 징후 발생 시 스마트 컨트랙트와 연동되어 즉각적인 경고 발송, 의료진 호출, 응급 대응 절차가 자동으로 트리거된다. 이와 같은 통합 구조는 기존 연구에서 제기된 실시간성 부족, 개인화 미흡 등의 문제를 보완하며, 신뢰도 높은 건강 분석 및 조기 경고 체계를 실제로 실현 가능한 방향으로 제시한다. 또한 장기 예측 결과는 블록체인의 개인 건강 이력 연계되어, 환자의 건강 이력 추적과 의료 의사결정의 정량적 근거로 활용된다. 분석 결과는 RDF(Resource Description Framework) 기반 온톨로지 구조로 표현되어, 상호운용성과 검색 효율성을 극대화한다.

## 6. 결론

본 논문은 실시간 ETL 기반 u-Health 비침습 생체신호 데이터를 활용해 지능형 건강 패턴 분석 시스템을 설계하였다. 다양한 웨어러블 센서로 혈압, 심전도, 혈당 등 생체신호를 실시간 수집하고, 데이터 정제와 변환으로 분석 적합 형태로 저장했다. 이후 온톨로지 기반 데이터베이스를 구축해 의료 데이터 간 의미 관계를 명확히 하고, 효율적 데이터 통합과 질의를 지원했다. 데이터베이스에 저장된 정제된 u-Health 데이터를 기반으로, 본 연구에서는 머신러닝 알고리즘을 적용하여 개인별 건강 패턴을 학습하고, 이를 통해 이상 징후 자동 감지와 장기적인 건강 위험도를 예측할 수 있는 지능형 분석 모델을 제안하였다. 특히 LSTM, Autoencoder 등의 시계열 분석 기법을 활용하여 환자의 건강 상태 변화를 효과적으로 모델링하고, 조기 경고 시스템으로 활용 가능성을 확인하였다.

본 시스템은 비침습적 생체신호 데이터를 기반으로 한 실시간 건강 관리의 효율성을 크게 향상시키며, 의료진과 환자 모두에게 맞춤형 건강관리 솔루션을 제공할 수 있는 기반을 마련하였다. 향후 연구에서는 보다 다양한

생체신호와 환경 데이터를 통합하고, 의료 현장과 연계된 실증 연구를 통해 모델의 정확성과 적용성을 높이는 방향으로 확장할 예정이다. 현재 본 시스템은 비식별화된 시범 데이터셋을 기반으로 구현되었으며, 이상 탐지 및 예측 기능의 성능 평가는 내부 테스트 환경에서 검증되었다. 다만 의료기관과의 연계 실증이 아직 진행되지 않았기 때문에, 후속 연구에서는 실제 임상 데이터를 통한 평가와 정량적 성능 지표 확보가 필요하다. 또한, 온톨로지 기반의 지식 표현 및 추론 기술을 심화하여 보다 정교한 건강 패턴 분석과 예측 기능을 구현할 계획이다.

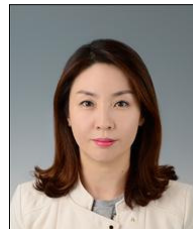
본 연구가 지속가능한 u-Health 서비스 발전에 기여하며, 개인 맞춤형 건강 관리와 예방 의료 분야에서 실질적인 효과를 발휘할 수 있기를 기대한다.

## REFERENCES

- [1] T. Y. Wang, J. J. Cui, and Y. Fan, "A Wearable-Based Sports Health Monitoring System Using CNN and LSTM with Self-Attentions," PLoS ONE, vol. 18, no. 10, e0292012, 2023.
- [2] C. Doherty, M. Baldwin, A. Keogh, B. Caulfield, and R. Argent, "Keeping Pace with Wearables: A Living Umbrella Review of Systematic Reviews Evaluating the Accuracy of Consumer Wearable Technologies in Health Measurement," Sports Medicine, vol. 54, pp. 2907-2926, 2024.
- [3] H. Cho, I. Kang, and D. Kim, "A Personalized Health Data Prediction Model Using LSTM: A Case Study on Blood Glucose Prediction," Sensors, vol. 21, no. 4, p. 1289, 2021.
- [4] MDPI, "Internet of Things Ontologies for Well-Being, Aging and Health," Electronics, vol. 14, no. 2, p. 394, 2025.
- [5] Y. Abdelaal, M. Aupetit, A. Baggag, and D. Al-Thani, "Exploring the Applications of Explainability in Wearable Data Analytics: Systematic Literature Review," JMIR, vol. 1, e53863, 2024.
- [6] A. Alsadoon, G. Al-Naymat, and O. D. Jerew, "An Architectural Framework of Elderly Healthcare Monitoring and Tracking Through Wearable Sensor Technologies," Multimedia Tools and Applications, vol. 83, pp. 67825-67870, 2024.
- [7] PLOS, "A Scoping Review of the Patient Experience with Wearable Technology," PMC, 2024.
- [8] H. Cho, I. Kang, and D. Kim, "A Personalized Health Data Prediction Model Using LSTM: A Case Study on Blood Glucose Prediction," Sensors, vol. 21, no. 4, p. 1289, 2021.
- [9] T. Y. Wang, J. J. Cui, and Y. Fan, "A Wearable-Based Sports Health Monitoring System Using CNN and LSTM with Self-Attentions," PLoS ONE, vol. 18, no. 10, e0292012, 2023.
- [10] Y. Abdelaal, M. Aupetit, A. Baggag, and D. Al-Thani, "Exploring the Applications of Explainability in Wearable Data Analytics: Systematic Literature Review," JMIR, vol. 1, e53863, 2024.
- [11] C. Doherty, M. Baldwin, A. Keogh, B. Caulfield, and R. Argent, "Keeping Pace with Wearables: A Living Umbrella Review of Systematic Reviews Evaluating the Accuracy of Consumer Wearable Technologies in Health Measurement," Sports Medicine, vol. 54, pp. 2907-2926, 2024.
- [12] A. Alsadoon, G. Al-Naymat, and O. D. Jerew, "An Architectural Framework of Elderly Healthcare Monitoring and Tracking Through Wearable Sensor Technologies," Multimedia Tools and Applications, vol. 83, pp. 67825-67870, 2024.
- [13] MDPI, "Internet of Things Ontologies for Well-Being, Aging and Health," Electronics, vol. 14, no. 2, p. 394, 2025.
- [14] PLOS, "A Scoping Review of the Patient Experience with Wearable Technology," PMC, 2024.
- [15] J. Tyler, S. W. Choi, and M. Tewari, "Real-time, personalized medicine through wearable sensors and dynamic predictive modeling: A new paradigm for clinical medicine," Current Opinion in Systems Biology, vol. 20, pp. 1-9, 2020.

김 귀 정(Gui-Jung Kim)

[정회원]



- 1994년 2월 : 한남대학교 전자계산공학과 (공학사)
- 1996년 2월 : 한남대학교 전자계산공학과 (공학석사)
- 2003년 3월 : 경희대학교 전자계산공학과 (공학박사)
- 2001년 9월 ~ 2017년 2월 : 건양대학교 의공학과 교수
- 2017년 3월 ~ 현재 : 백석대학교 컴퓨터공학부 교수

<관심분야>

인공지능, 의료정보