

보건의료 AI 플랫폼의 IoB 기반 시나리오 적용

임은섭*

IoB Based Scenario Application of Health and Medical AI Platform

Eun-Suab Lim*

요약

현재 보건의료 분야에서 여러 인공지능 프로젝트가 서로 경쟁하고 있어서 시스템 간 인터페이스의 통일된 사양이 부족한 상황이다. 이에 본 연구에서는 보건의료 부문 관련 응용 알고리즘, 모델 및 서비스 지원을 제공할 수 있는 하나의 보건의료 인공지능 서비스 플랫폼을 제안한다. 제안된 플랫폼은 다수의 이기종 데이터 처리, 지능형 서비스, 모델 관리, 일반 응용 시나리오 및 다양한 수준의 비즈니스를 위한 기타 서비스를 제공할 수 있다. 플랫폼 적용과 관련해서 최근 대두되고 있는 행위 인터넷 개념을 바탕으로 보건의료 분야의 사물 인터넷 서비스 관련 환자 행위 분석을 통해 보건의료 소비 행위에 대해 신뢰할 수 있고, 이해 가능한 추적 및 분석 시나리오를 나타낸다.

ABSTRACT

At present, several artificial intelligence projects in the healthcare and medical field are competing with each other, and the interfaces between the systems lack unified specifications. Thus, this study presents an artificial intelligence platform for healthcare and medical fields which adopts the deep learning technology to provide algorithms, models and service support for the health and medical enterprise applications. The suggested platform can provide a large number of heterogeneous data processing, intelligent services, model managements, typical application scenarios, and other services for different types of business. In connection with the suggested platform application, we represents a medical service which is corresponding to the trusted and comprehensible tracking and analyzing patient behavior system for Health and Medical treatment using Internet of Behavior concept.

키워드

Health and Medical AI platform, Deep learning, Machine Learning, IoB, IoT
보건 의료 인공 지능 플랫폼, 심층 학습, 기계 학습, 행위 인터넷, 사물 인터넷

1. 서론

지난 몇 년 동안 보건의료 분야의 인공지능(AI) 연구의 수는 전례 없는 속도로 증가했다. 인공지능 관련 기술은 최적의 치료 전략 예측, 치료 프로세스 최적화 또는 위험 예측과 같은 여러 측면에서 의료 제공을

혁신하고 개선할 수 있는 잠재력을 가지고 있다[1-2]. 그렇지만, 중환자실 및 방사선학 연구에 따르면 발표된 인공지능 관련 연구의 90~94%가 테스트 및 프로토타이핑 환경에 남아 있으며 연구 품질이 좋지 않은 것으로 나타났다[3-4]. 다른 전문 분야에서도 임상적 이점이 높은 기대치에 미치지 못하고 있다[5]. 현재

* 호남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정
• 접수일 : 2022. 10. 06
• 수정완료일 : 2022. 11. 08
• 게재확정일 : 2022. 12. 17

• Received : Oct. 06, 2022, Revised : Nov. 08, 2022, Accepted : Dec. 17, 2022
• Corresponding Author : Dong-Sun Hong
Dept. Computer engineering, Honam University,
Email : sstop77@naver.com

보건의료 분야의 AI 연구 및 개발 방향에 있어서 진단 예측에 상당한 관심을 보이고 있는데 주로 환자 관리 시스템과 관련된 기계 학습이 중심이 되고 있다. 특히, IoT 지향 환자 관리 시스템 정착이다. 팬데믹이 시작되면서 사회적 거리 두기와 격리가 전 세계적으로 필수 관행이 되었다. IoT 환자 관리 시스템은 빈번한 의사 방문 및 환자와 의료 전문가 간의 회의를 방지하면서, 환자들이 정기적인 건강 모니터링과 의료 진을 통한 관찰이 가능하다.

환자의 혈압, 심박수, 산소량, 체온 등을 관리할 수 있는 IoT 기술을 활용한 스마트 환자 관리 시스템이 정착되고 있는 가운데 행동 인터넷(IoB)은 현재 최고의 기술 트렌드 중 하나로 평가되고 있다. 주된 이유는 COVID-19 대유행과 함께 IoB가 소비자와 브랜드를 연결하는 방식을 변화시켜 기업이 고객과 소통하는 방식을 재고하게 했기 때문이다. IoB는 인간 심리학의 관점에서 새로운 제품을 구성하고 홍보하기 위해 데이터를 더 잘 이해하고 사용하는 방법을 논의하는 것을 목표로 한다. IoB는 공공 또는 민간 기관에서 다양한 방식으로 사용될 수 있는데, 이 기술은 기업과 조직을 위한 매력적인 새로운 마케팅 및 유통 플랫폼이 될 것으로 전망되고 있다[18]. IoB는 IoT 장치, 사용자/검색 경험, 행동의 세 가지 영역에서 운영된다. 장치를 인터넷에 연결하여 사용자 행동을 추적한 다음 이 행동을 분석하여 검색 및 사용자 경험을 개선하여 특정 결과에 도달하도록 행동에 영향을 준다. IoB 프로세스는 서술적이지만 사전 예방적이며, 프로세스 목표를 달성하기 위해 중요한 심리적 변수를 감지하고 그에 따라 영향을 미치기 위해 사용자 행동을 추적 및 분석한다. 이것은 일반적으로 많은 이점과 함께 엄청난 도전을 가지게 된다[19].

본 연구의 주요 목적은 의료 AI 분야의 주요 장애 요인 완화를 위한 제반 접근 방식을 나타내는 데에 있다. 첫 번째는 증거 기반의 더 예측적인 방식으로 환자 행동 nudge를 위한 선택 아키텍처의 효과적 설계 관련 플랫폼 연구이다. 효과적인 플랫폼은 환자 행동 및 습관 관련 nudge 아키텍처 접근의 용이성을 가져야 한다. 제공자 HER 시스템, 의료 IoT 시스템, 대화형 인터페이스 및 기타 도구가 제공하는 정보를 통해 소프트웨어는 환자 데이터를 유사한 집단에 대한 다른 효과적인 치료 경로와 비교하여 권장 사항을 추

가할 수 있으며, 권장 사항은 제공자, 환자, 의료진에게 제공될 수 있도록 한다. 참고로 의료 기관은 지속적인 개선과 변화가 필요한데, nudge는 환자들의 선택에 영향을 미치는 전략으로 제안되고 있다. 그렇지만, 의료 전문가의 행동을 변화시키기 위해 nudge가 어떻게 해석되고 적용되는 것인지에 대해서는 알려진 바가 거의 없다.

두 번째는 투명성 문제 완화이다(의료 분야의 AI에 대한 설명 가능성 문제). AI 기반 시스템이 특정 분석 작업에서 인간을 능가하지만, 설명 가능성의 부족은 계속해서 비판을 불러일으키고 있다. 많은 AI 알고리즘, 특히 이미지 분석에 사용되는 딥 러닝 알고리즘은 해석하거나 설명하는 것이 사실상 불가능하다. 환자의 이미지가 암의 진단으로 이어진다는 정보를 받으면 그 이유를 알고 싶지만, 딥 러닝 알고리즘, 그리고 일반적으로 해당 작업에 익숙한 의사조차도 설명을 제공하지 못할 수 있다. 설명 가능성은 순전히 기술적인 문제가 아니라 철저한 탐구가 필요한 의학적, 법적, 윤리적, 사회적 문제로 다학제간 협력이 필요하다.

마지막으로 의료 영역에서 AI에 대한 가장 큰 도전은 일상적인 임상 실습에서 AI가 채택을 위한 제반 접근 방식이다. 일상적인 임상 실습에서 AI가 채택되기 위해서는 AI 시스템이 규제 기관의 승인을 받아야 하고, EHR 시스템과 통합되어야 하며, 유사한 제품이 유사한 방식으로 작동하도록 충분히 표준화되어야 하고, 임상사에게 가르쳐야 하며, 공공 또는 민간 지불 기관에서 비용을 지불하고 시간이 지남에 따라 업데이트되어야 한다. 이러한 과제는 궁극적으로 극복되겠지만 기술 자체가 성숙하는 데 걸리는 시간보다 더 오래 걸릴 것으로 예상되는데, 결과적으로 5년 이내에 임상 실습에서 AI의 사용이 제한되고 10년 이내에 더 광범위하게 사용될 것으로 예상된다. 또한 AI 시스템이 대규모로 인간 임상의를 대체하지 않고 오히려 환자를 돌보는 노력을 증가시킬 것이라는 점이 점점 더 분명해지고 있다.

II. 관련 연구

2.1 보건의료 IoT 미들웨어

다양한 Healthcare의 구현을 쉽게 하는 응용 프로그램 및 새로운 장치의 통합을 쉽게 하고 상호운용성

을 개발자에게 투명한 작업으로 만드는 방법 등에 관한 요구 사항을 충족시키기 위해 많은 미들웨어가 제안되었다[6-7]. 지난 몇 년 동안 의료 IoT에 대해 제안된 가장 중요한 미들웨어는 다음과 같다. 첫 번째는 포그 기반 미들웨어이다. 포그 컴퓨팅은 많은 연구에서 IoT와 클라우드 컴퓨팅 사이의 미들웨어이다. 이 중간 계층은 대기 시간을 크게 줄이고 의료 IoT 장치에 필요한 처리 및 저장 요구 사항을 제공한다[8]. 두 번째는 발행/구독 기반 미들웨어이다. 의료 영역에서 이벤트의 다양성은 소스에서 구독자에게 비동기식으로 여러 이벤트를 전달할 수 있는 기능으로 인해 발행/구독 미들웨어 사용을 선호한다. 특별한 도움이 필요한 사람들을 돕기 위해 IoT 미들웨어가 제안되었다[9]. 미들웨어 구성 요소는 자신과 다른 노드 간의 통신을 보장하고 원격 명령을 기반으로 자체 구성하고 수신된 데이터를 분석하여 적절한 결정을 내릴 수 있도록 하는 다양한 모듈로 구성된다[16]. 제안된 미들웨어는 환자의 움직임에 분류하고 걸음 수를 계산하는 데 사용된다[10].

세 번째로 사물 기반 미들웨어 웹을 들 수 있다. 일부 연구자들은 WoT(Web of Thing) 기반 미들웨어가 모든 장치를 웹 리소스로 추상화할 수 있어서 상호운용성 확보에 적합하다고 주장한다[11]. 의사와 환자를 연결하여 건강 관찰 시스템을 쉽게 하고 더 정확한 환자 진단을 제공할 수 있다. 이 미들웨어는 다양한 애플리케이션에서 데이터를 효율적으로 사용할 수 있도록 물리적 장치를 디지털화하는 WoT 패러다임을 기반으로 한다. 네 번째로 SOA 기반 미들웨어는 내부 세부 정보를 숨기면서 인터페이스를 통해 공개 기능을 제공하는 서비스에 주로 의존한다. 이러한 미들웨어의 주요 이점은 기본 아키텍처와 독립적으로 공급자 및 요청자로서 통신을 보장하면서 여러 장치를 재사용할 수 있다는 것이다. 이 미들웨어는 의료에서 환자를 관찰하는 데 널리 사용되고 있다. SM4All(Smart Homes for All) 미들웨어 체계는 가정에서 특별한 도움이 필요한 사람들을 돕기 위해 제안되었다[12].

다섯 번째로 이벤트 기반 미들웨어를 들 수 있다. 이벤트 기반 미들웨어에서 모든 미들웨어 기능은 이벤트 생성에서 이벤트에 대한 반응에 이르는 이벤트를 기반으로 한다[17]. 이벤트 기반 미들웨어는 시간

이 지남에 따라 환자의 상태 또는 활동에 따라 읽는 센서가 변경됨으로 의료 컨텍스트에 적합하다. 또한 대부분의 의료 기기는 이벤트 주도 프로세스에 따라 작동한다. 예를 들어, 심장 박동 비율이 사전 정의된 값을 초과하면 알람이 작동된다. 또한 이벤트 기반 프로세스는 애플리케이션 상호운용성 보장에 필요한 데이터 추상화를 강화한다. 여섯 번째는 메시지 지향 미들웨어(MoM)이다. 메시지 지향 미들웨어는 분산 응용 프로그램 간에 중요한 수의 메시지를 교환하는 기능이 있다[12].

2.2 보건의료 IoB 적용

보건의료 분야의 IoB 적용은 IoT로부터 수집된 의료 사용자의 행위 데이터를 적절하게 이해하여 보건의료 AI 플랫폼을 더 신뢰할 수 있도록 하는 데 있다. 의료 서비스 제공자의 경우에 가치 사슬을 재설계하고, 환자 관리의 위험을 줄일 수 있다. 환자 심리학의 관점에서 IoB 개념은 환자 관련 데이터를 정확하게 분석하고 그 이해를 활용하여 새로운 서비스를 설계하는 것을 목표로 한다. 환자 행동 심리의 관점에서 IoB는 환자의 의료 서비스 활동에서 얻은 데이터를 해석한다. 인간 심리학의 관점에서 데이터를 해석하는 방법과 그 지식을 사용하여 새로운 상품을 개발하고 광고하는 방법에 대한 답변을 목표로 한다. 이 새로운 경향은 다양한 기업이 연결성을 높여 고객의 기대치를 높일 수 있어서 때때로 품질 인프라에 영향을 미친다. 이러한 문제와 관련하여 이효승 등의 IoT 장치와 UWB 연구를 참조할 수 있다 개인의 정보를 실시간으로 파악하고 승인된 출입자에게 더욱 간편한 출입승인과 동시에 자동 시점기록을 할 수 있도록 승인된 특수실 이용자의 편의성에 초점을 맞추었다. 특수실 출입을 감지하기 위해서는 출입에 대한 승인 요구자의 위치 파악이 필요하다. 이를 위해 출입문을 컨트롤 하기 위한 IoT 장비와 태그(스마트폰)의 무선연결이 필요 하여 해당 연구에서는 장비간 무선연결을 위해UWB 통신방식에 대해 주목하였다.UWB는 500MHz 이상의 넓은 주파수 폭을 사용하고 펄스가 매우 짧아 수 센티 미터의 정밀도로 거리측정이 가능하여 고속의 데이터 전송 기술을 통해 위치 파악을 위해 걸리는 시간이 짧고 빠르며, 정밀한위치 측정이 가능하고, 보안에 강하고, 다른 무선통신에 미치는 전

과간섭이 적다[22]. 각 라우터는 일정기간 유입되는 각 흐름 그룹의 트래픽 정보와 현재의 네트워크 상태에 기반하여 그룹별 패킷의 폐기 처리 행동을 예측하고, 그에 따라 스케줄링을 수행 하는 적응적 큐 관리 알고리즘을 적용한다[23].

[그림 1]은 의료 서비스의 IoB의 적용과 관련하여 전반적인 환자 만족도를 높이고, 병원 가치를 높이기 위한 IoB 관련 다양한 도구, 특성 및 전략을 반영한다. 이는 모두 기술, 데이터 분석, 행동 사실에 대한 과학 등과 관련이 있으며, 궁극적으로 IoB 관계자가 현재 상황을 처리하여 나중 단계에서 훨씬 더 나은 상황을 만드는 데 도움이 된다.

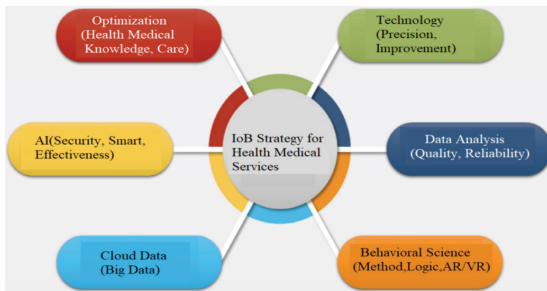


그림 1. 보건의료 서비스를 위한 IoB의 다양한 전략
Fig. 1 Multiple IoB strategy for health medical

III. 보건의료 AI 플랫폼 설계

3.1 기본 개념

심층 학습은 다중 은닉 신경망으로 심층 비선형 네트워크 구조의 학습과 데이터의 분산된 표현의 특징화를 통해 어떠한 복잡한 함수의 근사를 나타낸다 [15]. 심층 합성곱 신경망(CNN) 모델의 배포는 최첨단 성능을 달성했다. 그러나 대부분의 CNN 기반 아키텍처는 수십개의 훈련 매개 변수로 매우 복잡하기 때문에 많은 계산 시간과 자원이 필요하다[21]. 먼저, DBN(: Deep Belief Network)과 관련하여 각 층의 노드 간에 연결 없는 이분 그래프를 가정한다. 이 그래프에서 입력 데이터 층은 가시적이고 다른 층은 은닉된다. 노드는 무작위 이진 변수 노드, 전체 분포는 Boltzmann 분포를 만족한다. 이런 시스템을 RBM(: Restricted Boltzmann Machine)이라 한다. H가 은닉

층, V가 입력층이라 할 때 식 (1)과 같다.

$$P(H | V) = P(H=h_1 | V=v) \cdots P(H=h_n | V=v) \quad \cdots (1)$$

DBN은 몇 가지 RBM들로 구성되는 심층 학습 네트워크 모델로 제안되었다.

SAE 구조는 DBN 구조와 유사하며 여러 AE(: Auto Encoder) 스택이다. 기본 AE는 입력층에서와 같은 개수의 뉴런들을 갖는 3층 신경망으로 간주할 수 있다. AE는 인코더와 디코더로 구성되는데, AE 입력은 $x = [x_1, \dots, x_{dx}]^T \in R^{dx}$ 와 같이 가정된다. 여기서 dx 는 입력 차원이다. 인코더는 입력층에서 은닉층으로 x 를 f 를 통해 투영시킨다. 즉, $h = [h_1, \dots, h_{dh}]^T$ 이다. 여기서 dh 는 은닉층의 변수 벡터 차원에 해당되고, 함수 f 는 $h = f(x) = s_f(Wx + b)$ 와 같이 표현된다. CNN(: Convolutional Neural Network)은 지도 학습, 입력층으로 구성되는 심층 학습 네트워크 모델, 컨볼루션 층, 하위 샘플링 계층, 완전 연결 층 및 출력층으로 구성된다. 이 점에서 SAE 및 DBN과 다르다. 컨볼루션 및 풀링 층은 일반적으로 여러 개를 취하여 교대로 설정된다. 2차원 컨볼루션은 식 (2)와 같이 표현된다.

$$s(i, j) = \sum_m \sum_n x(i+m, j+n)w(m, n) = (X^* W)(i, j) \quad \cdots (2)$$

정방향 전파와 컨볼루션 연산은 각각 다음 식 (3),(4)와 같이 주어진다.

$$x_{ij}^l = f(u_{ij}^l) = f\left(\sum_{p=1}^s \sum_{q=1}^s x_{i+p-1, j+q-1}^{l-1} \times k_{pq}^l + b^l\right) \quad \cdots (3)$$

$$\partial L / \partial K_{pq}^l = \sum_i \sum_j \delta_{ij}^l x_{i+p-1, j+q-1}^{l-1} \quad \cdots (4)$$

RNN(: Recurrent Neural Network)은 순차 데이터를 처리하는 신경망으로 이것은 이전 정보의 네트워크 메모리 계산에 반영되어 현재 출력을 계산에 사용

된다. 네트워크는 은닉층의 뉴런 노드 간에 서로 연결 되도록 설계되었으며, 은닉층의 입력은 입력층의 입력과 이전 작업으로부터의 출력을 포함한다. RNN의 출력층 O 와 은닉층 S 는 식 (5)와 같이 계산된다.

$$O_t = g(V_S), S_t = f(U_{X_t} + W_{S_{t-1}}) \quad \dots \quad (5)$$

LSTM(Long Short-Term Memory)은 RNN의 장기 의존성 문제를 개선하기 위해 장기 기억을 사용하는 신경망이다. RNN은 입력 데이터가 길어질수록, 데이터의 시간 간격이 커질수록 학습 능력이 떨어지게 되는데, 이러한 문제가 장기 의존성이다. 특히, 보건의료에서 LSTM은 환자 행위 예측과 관련하여 집중될 수 있다. DRL(Deep Reinforcement Learning)은 심층 학습과 강화 학습의 조합이다. 인지된 행위에 관한 종단간 학습 알고리즘은 DeepMind로 발표되었는데, 강화 학습은 시행착오의 알고리즘으로 인간 학습 습관과 일치한다. Bellman 방정식이 강화학습의 핵심이다. 보건의료 AI와 관련해서 DRL은 LSTM과 함께 보건의료 소비의 프로세스 최적화와 관련된 작업을 수행하기 위해 사용되고 있다.

3.2 응용, 기술, 데이터 구조

응용 아키텍처는 [그림 2]에 제시한 바와 같이 5개 층으로 구성할 수 있다. 데이터 레이크 스토리지 층은 보건의료 시스템 스케줄링 데이터, 고객 서비스 데이터, 탐지 이미지, 보건의료 데이터 및 GIS 데이터를 포함한 여러 자원의 이질적인 데이터를 저장하기 위해 SQL, Non-SQL 및 MPP 데이터베이스를 통합한다. 이질적인 자원 스케줄링 서비스 층은 리소스 풀 관리, 작업 관리, 스케줄링 서비스를 포함한다. 모델 개발 훈련 층은 훈련 데이터세트 웨어하우스, 분산 훈련, 가시적 태깅 및 워크플로로 구성하며, 모델 웨어하우스 층은 CNN 알고리즘, DNN 알고리즘 및 모델 평가와 관련되고, 모델 추론 층은 MXNET 컴퓨팅 엔진, TensorFlow 및 Caffe 컴퓨팅 엔진으로 구성되고, 플랫폼 관리는 배포 연산, 데이터 관리 및 미러 관리에 중점을 둔다.

보건의료 산업 AI 플랫폼의 기술 구조는 데이터 획득, 데이터 저장, 데이터 처리, 리소스 스케줄링 및 서비스 성능의 5개 층과 심층 및 기계 학습 알고리즘의 2개의 엔진으로 구성할 수 있다([그림 3] 참조).

Data source: scheduling, customers, inspection images, Health Medical data		
Model development training - Training dataset warehouse - Distributed training - Visual tags - Workflow MXNET/ TensorFlow/ Caffe/YOLO	Model warehouse - CNN, DNN ... - Model evaluation	Model inference engine - MXNET computing - TensorFlow computing - Caffe computing - YOLO computing
Platform management - Distribution operation, data management, mirror management		
Heterogeneous resource scheduling service - Resource pool management, job management, - task management, dispatch service - Data lake storage: SQL, HDFS/ HBase/Neo4j, S3/Swift/ Ceph, MPP Database		

그림 2. 보건의료 AI 플랫폼의 응용 구조
Fig. 2 Application structure of health medical AI platform

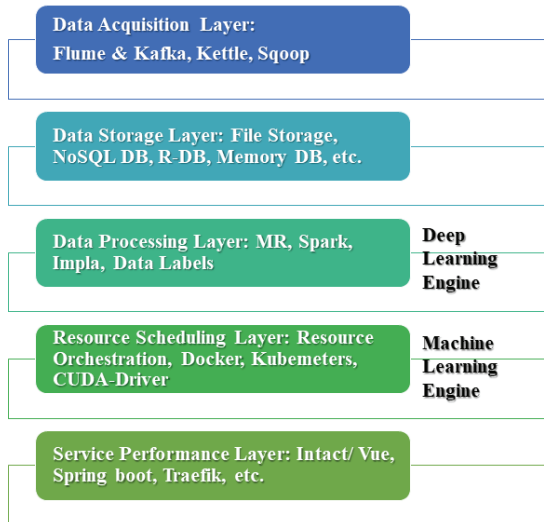


그림 3. 보건의료 AI 플랫폼의 기술 구조
Fig. 3 Technology structure of health medical AI platform

먼저, 데이터 획득 층을 통해 플랫폼은 다중 자원 이질적 데이터에 적응하며, 데이터는 Flume, Kafka 등을 통해 수집된다. 두 번째, 데이터 스토리지 층과 관련해서 수집된 이질적인 데이터 저장을 위해 플랫폼은 여러 데이터베이스를 사용한다. 세 번째, 데이터 처리층에서는 data labeling 및 기타 기술을 사용하여 데이터를 처리한다. 네 번째, 리소스 스케줄링 층에서는 리소스 orchestration 엔진, 리소스 스케줄링 엔진, Docker 등의 기술을 사용한다. 마지막 서비스 성능 층에서는 Intact/Vue, Spring boot 등을 사용할 수 있다. 심층 학습 알고리즘과 관련해서는 TensorFlow,

Caffe, MXNet 엔진 등을 사용하며, 기계 학습 알고리즘 엔진으로는 Sklearn, Mllib, Python, R 등을 사용할 수 있다.

보건의료 AI 플랫폼의 데이터 구조와 관련하여 계산 층과 저장 층으로 구분할 수 있다. 계산 층은 데이터 분류, 라벨, 모델 관리 및 매개변수 정제 작업을 행하며, 저장 층에서는 데이터 audit, 보안 등이 진행된다. 특히, 수집된 다중 자원 감지 데이터는 data-lake 통합 스토리지 풀에 배치하여 관리가 쉽게 한다. (그림 4 참조). 저장 층으로부터 데이터는 획득, 데이터 통합 및 기타 과정을 통해 얻어지며, 통합 스토리지 관련 데이터 레이크에 배치된다. 계산 층의 데이터 라벨 서비스는 데이터 레이크에서 통합 스토리지 데이터를 호출한다. GPU 클러스터는 고정 및 벌크 라벨링을 위해 사용되고 데이터 라벨 결과들은 데이터 레이크에 저장된다. 계산 층에서 심층 학습 서비스는 균등하게 데이터를 저장하기 위해 데이터 레이크를 사용한다. GPU 클러스터는 훈련 및 외부 서비스를 제공하며, 심층 학습 결과는 데이터 레이크에 저장된다.

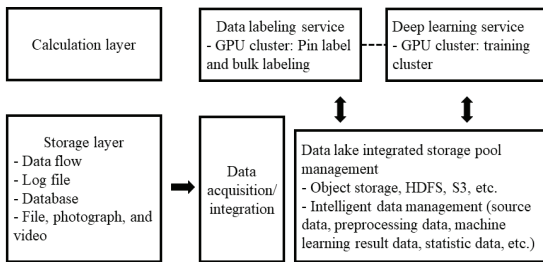


그림 4. 보건의료 AI 플랫폼의 데이터 구조
Fig. 4 Data structure of health & medical AI platform

3.3 플랫폼 요소 기술

보건의료 AI 플랫폼의 요소 기술과 관련하여 다중 하드웨어 압축/변환 기술, 혼합 이기종 자원 분산 스케줄링 기술, 자동화된 모델 훈련 및 평가 기술 및 알고리즘 모델 관련 소프트웨어 및 하드웨어 가속화 기술을 들 수 있다. 먼저, 다중 하드웨어 압축 및 변환 기술과 관련하여, 원래 심층 네트워크 모델의 압축 및 가속과 모바일 장치에 레벨 DNN 모델을 직접 적용하는 것이 포함된다. 다음으로 혼합 이기종 자원 분산 스케줄링 기술은 컨테이너 기술과 분산 스케줄링 기술이 주를 이룬다. 자동화된 모델 훈련 및 평가 기술

과 관련해서는 AutoML(Automated Training Technology)이 주로 사용된다. 마지막으로 알고리즘 모델을 위한 소프트웨어 및 하드웨어 가속 기술과 관련하여 설계자가 알고리즘에서 최상의 성능을 얻으려고 하지만 소프트웨어 방법을 더 이상 사용할 수 없는 경우 설계자는 하드웨어/소프트웨어 재분할을 통해 가속을 시도할 수 있다.

보건의료 분야의 IoB 적용은 IoT로부터 수집된 보건의료 사용자의 행위 데이터를 적절하게 이해하여 보건의료 AI 플랫폼을 더 신뢰할 수 있도록 하는 데 있다. 보건의료 제공자의 경우에 가치 사슬을 재설계하고, 생산 비용을 줄일 수 있다. 특히, 보건의료 분야의 기계 학습에서 의사 결정에 대한 설명 가능성은 매우 중요하다. 보건의료 사용자는 더 많은 설명을 요구하고 있다. 설명 가능성에 대한 엄격한 정의는 없지만, 해석 가능한 인공지능(XAI) 관련 논문의 수가 증가하고 있다. 해석 가능한 기계 학습 프로세스를 설계하는 방법에는 두 가지가 있다[20]. 첫 번째는 규칙 기반 알고리즘을 사용하여 본질적으로 해석 가능한 예측 모델을 설계하거나 블랙박스 모델을 사용하고 이를 설명하기 위해 대리 모델을 추가하는 것이다. 두 번째는 사후 해석 가능성으로 블랙박스 모델의 평균 동작을 설명하는 전역 모델 또는 개별 예측을 설명하는 로컬 모델을 사용하는 것이다.

3.4 플랫폼 기반 환자 행위 시나리오

의료 기관에서 사물 인터넷을 사용하면 효율성이 향상될 뿐만 아니라 환자에게 더 개인화되고 편리하게 사용할 수 있다. 환자 행동 분석을 위한 환자 관리 체계의 변화는 질병 중심에서 환자 중심으로, 관리와 예방 개념의 변화, 정보 구축에서 지역 의료로의 변화, 임상 정보화로의 변화 등이 있다[14]. 이러한 변화는 의료 시스템의 효율성과 성능을 개선하여 환자의 현재 요구 사항을 기반으로 한다. IoT의 구현은 스마트 환자 관리 시스템 개발에 도움이 된다. 스마트 환자 관리 시스템을 통해 기존 의료 시스템의 문제점을 극복할 수 있다. 스마트 환자 관리 시스템에서 핵심 기술은 IoT이며, 또한 IoB를 통해 환자 행동을 얼마나 효과적으로 분석하는 것은 아주 중요하다. [표 1]은 환자 행동 분석을 감지하기 위해 사용 가능한 센서 목록과 응용 프로그램이다.

표 1. 환자 행동 감지 및 사용 가능한 센서

Table 1. Patient behavior sensing and available sensor

Biomarker	CVD	COPD	PD/HD	Diabetes
Respiratory rate	True	True	True	-
ECG	True	True	True	True
Surface EMG	True	True	True	-
Gait (posture)	True	True	True	-
Skin temperature	True	True	True	True
Blood pressure	True	True	True	True
Oxygenation	True	True	-	-
Heart sound	True	True	-	-
Title volume	True	True	True	-

환자의 행동을 분석하기 위한 시나리오와 관련하여 IoT 기반 의료에 대한 포괄적인 조사가 수행되었다. IoT 기반 헬스케어는 스마트 헬스케어 시스템에서 가장 중요한 요소인 IoT 헬스케어 네트워크(IoThNet)를 포함한다[13]. 시나리오 실험과 관련하여 충분한 임상 리더와 의료진이 참석하지 못했지만, 환자의 참여도가 높았고 12%는 환자의 1/4미만이 IoT 네트워크에 극도로 관여했다고 말했다. 건강 관리 시스템은 산소포화도, 심박수, 체온 등 환자의 기본 증상을 관찰할 수 있다. SpO₂, 심장 박동, 눈 깜박임 및 온도 센서는 캡처 요소로 제공되었으며 Arduino UNO는 처리 장치로 사용되어 시스템에 전송되었다. 시스템의 주요 결함은 데이터 시각화 인터페이스가 생성되지 않았다는 것인데, 조사에서는 비침습적 방법으로 맥박수 검출 시스템을 사용하였다. 다른 침습적 치료와 비교하여 이 절차는 환자에게 안전한 것으로 입증되었다.

표 2. IoT 기반 환자 모니터링

Table 2. IoT based patient monitoring

Patient	Real Data(bpm)	Observable Data(bpm)	Error(%)
S1	62	65	1.67
S2	67	70	4.05
S3	71	71	4.53
S4	71	72	2.83
S5	72	74	1.12
S6	77	81	3.71

표 3. 신체 온도 수집 데이터 관련 아날로그 기계 사용

Table 3. Analog machine use for body temperature collection data

Patient	Real Data (F value)	Observable Data(F value)	Error(%)
S1	94.3	94.4	0.55
S2	95.4	98.1	0.64
S3	97.2	96.7	0.62
S4	97.6	97.0	0.61
S5	94.8	93.4	0.48
S6	96.8	07.5	0.77

표 4. 병실 습도 수집 데이터에 대한 실제 장치 사용

Table 4. Real device use for patient room collected humidity data

Patient	Real Data(%)	Observable Data(%)	Error(%)
1	64	62	3.10
2	65	67	1.54
3	61	59	1.64
4	69	71	2.83
5	65	63	3.10
6	60	59	1.60

다양한 상황에서 다양한 연령대의 다양한 참가자와 함께 테스트 되었다. 실제 값과 관찰값은 체온, 심장 박동 및 실내 온도 센서에 대한 테스트 시나리오에서 구축된 시스템에서 수동으로 결정되었다. 실내 온도 센서는 습도 측정에만 사용된다. 이 경우 시스템의 효율성을 입증하기 위해 데이터를 기반으로 한 오류율이 계산되었다. 웹서버에서 MQ-9, MQ-135의 데이터가 관측된 것은 유해가스 수준을 측정할 다른 수단이 없기 때문이다. 체온과 실내온도, 심박수 오차율은 [표 2] ~ [표 4]와 같다.

[그림 5]는 환자 신체 온도 측정 데이터 편차이다. 의료 분야에서 다양한 연령대의 다양한 환자로부터 수집된 심박수 데이터를 보여주는 실제 데이터와 관찰 데이터 사이에 명확한 편차가 표시될 수 있다. 치료 중 환자에 의한 움직임이 일탈의 원인이 되었다. 편차를 발생시키는 모션 아티팩트로 인해 오류의 가능성이 있다. 이는 부정확한 데이터로 이어질 수 있다. 다른 소스로부터의 빛 산란도 편차를 일으키는 원인이 된다. 시스템의 잘못된 위치는 체온 편차의 원인이다. PPM 단위는 CO 및 CO₂ 수준을 포함한 독성 가스를 측정하는 데 사용된다. 병실 상태와 특정 환자

를 관찰할 수 있다. 비밀번호를 통해서만 데이터에 접근할 수 있어 환자의 데이터를 보호한다. 시스템은 승인된 직원만 관찰할 수 있다. 원격 위치에서 의사는 환자의 상태를 쉽게 관찰할 수 있다. 이러한 측정에 대한 임계치에 대한 수준이 지정되었다. 의료진은 데이터가 일정 수준을 벗어났을 때 의료에 필요한 조치를 할 수 있다.

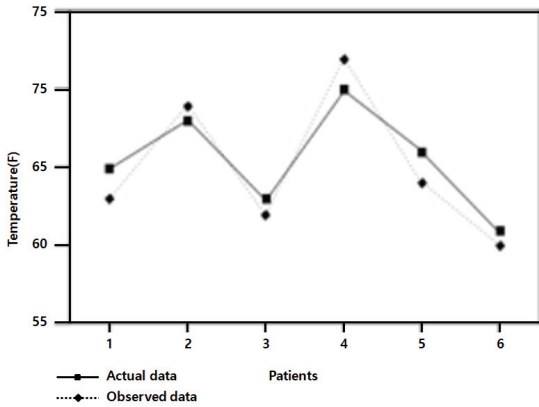


그림 5. 환자의 신체 온도 측정 편차
Fig. 5 Measurement deviation for patient body temperature

V. 결론

본 연구에서 제안되는 보건의료 AI 플랫폼은 현재 보건의료 시스템의 모델 훈련, 자연어 처리 및 컴퓨터 비전 서비스의 요구를 충족할 수 있어서, 보건의료 스케줄링, IoT 기반 환자 행위 탐지와 같은 시나리오에서 적절하게 대응할 수 있다. 특히, 보건의료 부문에서 인터넷에 연결된 장치가 점점 더 많이 사용되기 때문에, 여러 가지 이득을 위해 환자의 행동을 추적하고, 이해하는 것이 현실이 되고 있다는 점에서, 보건의료 소비 관련 플랫폼을 활용한 IoB 시나리오를 제시하였다. 실험 결과 IoT 기반 해석 가능 IoB 인공지능 시스템 구축은 스마트 환자 관리 시스템의 발전에 중요한 역할을 할 수 있다는 결론을 내렸다. 실험에서는 체온을 유지하기 위한 아날로그 기계의 사용을 적절하게 평가한다. 환자에게 적절한 진단을 제공하기 위해서는 IoB를 구현하는 것이 중요하다. 특히,

환자 관리 시스템의 성장과 발전을 유지하기 위해서는 적절한 IoB 아키텍처가 존재해야 함이 확인되었다. 환자 관리 시스템에 IoB를 구현하면 기존 의료 시설에 비해 스마트 헬스케어 시스템에서 의료진이 질병의 유형을 쉽게 감지할 수 있을 뿐만 아니라 정확한 진단이 가능하다. 결과는 개발된 시스템이 실내 습도 측정, 체온 및 심박수를 관찰한다는 것을 보여주지만, 오류율이 발견되었다. IoB 기반 환자 관리 시스템은 여러 가지 장점들이 있지만, 여전히 기술의 발전과 의사, 의료진, 환자와 의료 기관이 함께 노력하면 극복할 수 있는 몇 가지 문제점들이 존재한다.

References

- [1] T.B. Murdoch and A.S. Detsky, "The inevitable application of big data to health care.," *JAMA*, vol. 309, no. 13, 2013, pp. 1351-1352.
- [2] J. He, S.L. Baxter, J. Xu, X. Thou and K. Zhang. "The practical implementation of artificial intelligence technologies in medicine.," *Nature Medicine*, vol. 25, no. 6, 2019, pp. 30-36.
- [3] D.V.D. Sande. M.E. Genderen, J. Huiskens, and D. Gommers, "Moving from bytes to bedside: a systematic review on the use of artificial intelligence in the intensive care unit," *Intensive Care Med*, vol. 47, 2021, pp. 750-760.
- [4] D.W. Kim, H.Y. Jang, K.W. Kim, Y. Shin and S.H. Park. "Design characteristics of studies reporting the performance of artificial intelligence algorithms for diagnostic analysis of medical images: results from recently published papers," *Korean J. Radiol*, vol. 20, 2019, pp. 405-410.
- [5] J. Wilkinson, K.F. Arnold, E.J. Murray, M.V. Smeden K. Carr and R. Sippy, "Time to reality check the promises of machine learning-powered precision medicine," *Lancet Digit Health*, vol. 2, 2020, pp. 677-680.
- [6] C.A. Uranus, "A middleware architecture for dependable aal and vital signs monitoring applications.," *Sensors*, vol. 12, no. 3, 2012, pp. 3145-3161.
- [7] J.M.C. Rodriguez and A. Abraham, "Using heterogeneous wireless sensor networks in a telemonitoring system for healthcare.," *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* vol. 14, no. 2, 2010, pp.

- 234-240.
- [8] A.M. Elmisery, S. Rho and D. Botvich. "A fog based middleware for automated compliance with OECD privacy principles in internet of healthcare things," *IEEE Access.*, vol. 4, 2016, pp. 8418-8441.
- [9] B. Almadani, B. Saeed and A. Alroubaib, "Healthcare systems integration using real time publish subscribe (RTPS) middleware," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 50, 2016, pp. 67-78.
- [10] S. Shukla, M.F. Hassan, M.K. Khan, L.T. Jung, and A. Awang, "An analytical model to minimize the latency in healthcare internet-of-things in fog computing environment," *PLoS One* vol. 14, no. 11, 2019, pp. 1 - 31.
- [11] P. Maia, T. Batista, E. Cavalcante, A. Baffa, F.C. Delicato, P.F. Pires, and A. Zomaya, "A web platform for interconnecting body sensors and improving health care," *Procedia Computer Science*, vol. 40, 2014, pp. 135-142.
- [12] E.U. Warriach, E. Kaldeli, A. Lazovik and M. Aiello, "An interplatform service-oriented middleware for the smart home," *International Journal of Smart Home.*, vol. 7, 2013, pp. 115-142.
- [13] P. Bellagente, A. Depari, P. Ferrari, A. Flammini, E. Sisinni, and S. Rinaldi, "M3IoT – Message-oriented middleware for M-health Internet of Things: Design and validation," In *IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conf.* Houston, TX, USA, 2018.
- [14] S. Rab, S. Yadav, and N. Garg, "Evolution of measurement system and SI units in India," *MAPAN*, vol. 35, no. 5, 2020, pp. 1-16.
- [15] S. Rab, S. Yadav, and A. Haleem, "Quality Infrastructure of National Metrology Institutes: A Comparative Study," *Indian Journal of Pure and Applied Physics.*, Vol. 59, April 2021, pp. 285-303.
- [16] G. Fersi, "Middleware for internet of things: a study," *Proceedings of IEEE International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS)*, Fortaleza, Brazil, 2015, pp. 230-235.
- [17] C. Seeger, K.V. Laerhoven, and A. Buchmann, "MyHealthAssistant: an event-driven middleware for multiple medical applications on a smartphone-mediated body sensor network," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 19, 2, 2015, 752 - 760.
- [18] H. Elayan, M. Aloqaily, F. Karray, and M. Guizani. "Internet of Behavior and Explainable AI Systems for Influencing IoT Behavior," *Sensors International*. vol. 2, 2021, pp. 2666-3511.
- [19] C. Molnar, *Interpretable machine learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable*. Amazon, February 28, 2019.
- [20] P. Linardatos, V. Papastefanopoulos, and S. Kotsiantis, "Explainable AI: A Review of Machine Learning Interpretability Methods," *Entropy*, vol. 23, 2021, pp. 18.
- [21] U. Jamoliddin, K. Ugli, and J. Yoo. "Age Classification, Gender classification, Unfiltered Image Recognition, Imbalanced Classification Problems." *J. of the Korea Institute of Electronics Communications Sciences*, 2022, vol.17, no.01, pp. 99-104.
- [22] H. Lee and W. Cho " Contactless Access Certification Management System for Infection Control in Special Rooms in Medical Institutions." *J. of the Korea Institute of Electronics Communications Sciences*, 2022, vol.17, no.02, pp. 387-392.
- [23] S. Jung and S. Lee, "Adaptive Queue Management Mechanism, Flow Group, Quality of Service, Deep Reinforcement Learning." *J. of the Korea Institute of Electronics Communications Sciences*, 2020, vol.15, no.06, 1099-1104.

저자 소개



임은섭(Eun-Suab Lim)

2023년 호남대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정

※ 관심분야 : 병실 모니터링 환자 모니터링 Web 개발 멀티미디어 정보검색 , XML응용

