

환자 상태 분석과 의미 기반 해석을 결합한 임상 의사결정 지원 프레임워크

김귀정*
백석대학교 컴퓨터공학부 교수

A Clinical Decision Support Framework Integrating Patient State Analysis and Semantic Interpretation

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

요약 본 연구에서는 환자 상태 분석 결과를 임상 판단에 활용할 수 있도록 정리하는 구조를 제안한다. 의료 환경에서는 다양한 생체신호와 임상 정보가 지속적으로 수집되지만, 이를 실제 판단 과정에 반영하는 데에는 한계가 존재한다. 이를 위해 데이터 분석 결과가 해석을 거쳐 의사결정으로 이어지는 흐름을 구성하였다. 환자 상태는 다중 지표 간 관계와 변화 양상을 바탕으로 분석되며, 유사한 특성을 기준으로 정리된다. 이후 분석 결과는 의미를 부여하는 과정을 통해 임상적으로 이해 가능한 형태로 표현된다. 또한 시간에 따른 상태 변화를 함께 고려하여 흐름 중심의 상태 파악이 가능하도록 하였다. 제안한 구조는 분석 결과를 판단에 참고할 수 있는 정보로 제공하는 데 목적이 있으며, 환자의 현재 상태와 변화 방향을 함께 확인할 수 있도록 한다. 실험을 통해 상태 간 차이와 변화 양상이 구분됨을 확인하였으며, 결과가 실제 활용 가능한 형태로 정리될 수 있음을 보였다.

주제어 : 환자 상태 분석, 임상 의사결정 지원, 의미 기반 해석, 상태 변화 분석, 의료 데이터

Abstract This study presents a framework that organizes patient state analysis results for clinical decision-making. In healthcare environments, various physiological signals and clinical data are continuously collected, yet their use in decision processes remains limited. To address this, the study structures a flow that connects analysis results to interpretation and decision support. Patient states are analyzed based on relationships among multiple indicators and their temporal variations, and similar patterns are grouped to represent state characteristics. The results are then expressed in a clinically understandable form through a semantic interpretation step. In addition, temporal transitions are considered to support a flow-based understanding of patient states. The proposed structure aims to provide information that can support clinical judgment, allowing both current conditions and their progression to be considered. Experimental observations show that state differences and transitions can be identified, suggesting that the results can be organized for practical use.

Key Words : Patient State Analysis, Clinical decision support, Semantic interpretation, State transition analysis, Healthcare data

1. 서론

사물인터넷(IoT) 기술의 확산으로 의료 환경에서는 환자의 생체신호, 활동 정보, 임상 기록 등 다양한 데이터가 지속적으로 수집되고 있다[1]. 이러한 데이터는 환자의 상태를 보다 정밀하게 파악하고, 치료 방향을 결정하는 데 중요한 근거로 활용될 수 있다[2]. 그러나 실제 임상 현장에서는 데이터의 양이 증가하고 있음에도 불구하고, 이를 효과적으로 해석하여 판단 과정에 반영하는 데에는 여전히 어려움이 존재한다[1, 3]. 기존 연구는 주로 상태를 분류하거나 특정 질환을 예측하는 데 초점을 두어 왔다[4]. 이러한 방법은 일정 수준의 성능을 제공하지만, 결과가 임상적 판단으로 이어지기 어렵다는 한계를 가진다. 특히 복잡한 모델을 사용하는 경우 결과의 의미를 설명하기 어려워 실제 활용에 제약이 따른다[5]. 이러한 점에서 데이터를 고정된 기준에 맞추기보다, 데이터 자체의 특성을 바탕으로 상태를 이해하려는 접근이 필요하다[6]. 이와 같은 방식은 개인 간 차이와 상태 변화를 보다 유연하게 반영할 수 있다[4, 6]. 다만 분석 결과가 단순한 패턴 수준에 머무를 경우 실제 진료 과정에서 활용되기 어렵기 때문에, 해석 가능한 형태로 정리하는 과정이 함께 요구된다[5, 7].

또한 의료 데이터는 다양한 시스템에서 생성되기 때문에, 분석 결과를 다른 시스템과 연계하기 위한 구조적 표현 역시 중요하다[8]. 최근에는 표준화된 데이터 구조를 활용하여 정보를 정리하고, 이를 기반으로 의미를 해석하려는 시도가 이루어지고 있다[9]. 본 연구에서는 상태 분석 결과를 의미 기반으로 해석하고, 이를 임상 판단 과정에 활용할 수 있도록 구성한 프레임워크를 제안한다. 특히 분석 결과를 해석과 의사결정 과정까지 연결하는 통합 구조를 제시한다는 점에서 기존 접근과 차별성을 가진다. 본 연구의 주요 기여는 다음과 같다. 첫째, 상태 분석과 해석 과정을 하나의 흐름으로 구성하였다. 둘째, 분석 결과를 이해 가능한 형태로 표현하여 활용 가능성을 높였다. 셋째, 상태 변화 정보를 통해 판단을 보조할 수 있는 기반을 제시하였다.

2. 선행 연구

환자 상태를 이해하고 분석하기 위한 연구는 생체신호, 임상 검사 결과, 생활 패턴 등 다양한 데이터를 활용하는 방향으로 발전해 왔다[1, 11]. 초기에는 통계적 기

법이나 규칙 기반 접근을 통해 환자 상태를 구분하는 방식이 주로 사용되었으며, 이후 머신러닝 기법이 도입되면서 데이터 기반 분석이 점차 확대되었다[11, 12]. 최근에는 복잡한 모델을 활용하여 높은 예측 성능을 확보하는 연구도 증가하고 있으나, 이러한 방법은 결과를 해석하기 어렵다는 점에서 임상 적용에 제약이 따른다[5, 13]. 이와 같은 한계를 보완하기 위해 환자 데이터를 사전에 정의된 기준 없이 분석하려는 접근도 함께 이루어지고 있다. 이러한 방식은 환자 간 차이나 상태 변화와 같은 특성을 보다 자연스럽게 반영할 수 있으며, 데이터에 내재된 구조를 탐색적으로 파악하는 데 적합하다[6, 14]. 특히 다양한 형태의 의료 데이터가 혼합된 환경에서는 특정 기준에 의존하기보다 데이터 자체의 특성을 기반으로 상태를 이해하는 것이 보다 유용할 수 있다[2, 14]. 다만, 이러한 접근은 분석 결과가 명확한 의미를 갖지 못할 경우 실제 활용으로 이어지기 어렵다는 한계를 가진다.

한편, 분석 결과를 임상적으로 활용하기 위해서는 데이터의 표현 방식과 해석 과정이 중요하게 다루어지고 있다[7, 15]. 의료 분야에서는 서로 다른 시스템 간 정보 교환을 위해 표준화된 구조를 활용하려는 노력이 지속되고 있으며, 이를 통해 데이터의 일관성과 활용성을 높이고자 한다[8, 9]. 이러한 흐름 속에서 분석 결과를 단순한 수치나 군집 정보로 제시하는 것을 넘어, 임상적으로 이해 가능한 형태로 정리하려는 시도가 이루어지고 있다[13, 15]. 또한 의료 지식을 구조화하여 분석 결과와 연결하려는 연구도 꾸준히 진행되고 있다[10]. 이러한 접근은 데이터와 임상 지식 간의 관계를 명확히 하고, 분석 결과에 의미를 부여하는 데 도움을 준다. 특히 환자 상태를 단순한 값의 변화가 아니라 의미 있는 상태로 해석할 수 있도록 한다는 점에서 의사결정 지원과 밀접한 관련을 가진다[15]. 그러나 기존 연구에서는 데이터 분석과 의미 해석이 서로 분리되어 수행되는 경우가 많아, 실제 임상 환경에서 활용 가능한 통합 구조를 제시하는 데에는 한계가 있었다[3, 10].

결과적으로 환자 상태 분석을 임상 의사결정으로 연결하기 위해서는 데이터 분석과 해석 과정이 하나의 흐름으로 구성될 필요가 있다. 분석 결과를 이해 가능한 형태로 정리하고, 이를 실제 판단 과정에서 활용할 수 있도록 연결하는 구조가 요구된다. 이러한 점에서 본 연구는 환자 상태 분석과 의미 기반 해석을 결합하여 의사결정 지원으로 이어지는 통합적인 접근을 제시하고자 한다.

3. 임상 의사결정 지원 구조

3.1 전체 프레임워크 구조

본 연구에서는 환자 데이터를 분석 결과에 머무르게 하지 않고, 임상 판단 과정에 활용될 수 있도록 전체 흐름을 구성하였다. 기존 접근에서는 데이터 처리와 결과 활용이 분리되어 있어 분석 결과가 의사결정으로 이어지기 어려웠다. 이를 개선하기 위해 데이터 수집부터 해석, 활용까지를 하나의 연속된 과정으로 연결하는 구조를 설계하였다.

제안하는 구조는 데이터 수집, 상태 분석, 의미 해석, 의사결정 지원의 네 단계로 이루어진다. 각 단계는 독립적인 기능을 수행하면서도, 전체적으로는 하나의 흐름을 형성하도록 구성되어 있다.

먼저 데이터 수집 단계에서는 다양한 환경에서 생성되는 환자 데이터를 통합적으로 수집하고, 분석이 가능한 형태로 정리한다. 이 과정에서는 서로 다른 형식의 데이터가 혼합되어 있을 수 있으므로, 일정한 기준에 따라 정리하는 과정이 필요하다. 이를 통해 이후 분석 단계에서 일관된 기준으로 데이터를 활용할 수 있도록 한다.

다음으로 상태 분석 단계에서는 정리된 데이터를 바탕으로 환자 상태를 표현하고, 상태 간 유사성과 차이를 파악한다. 이 과정에서는 개별 지표의 값뿐만 아니라, 시간에 따른 변화와 데이터 간 관계를 함께 고려한다. 이를 통해 환자 상태를 단순한 값이 아니라 전체적인 패턴으로 이해할 수 있도록 한다.

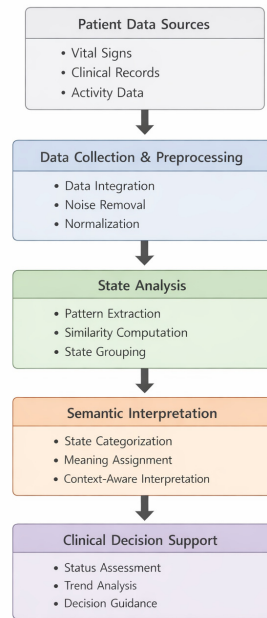
의미 해석 단계에서는 분석 결과를 의료진이 이해할 수 있는 형태로 정리한다. 유사한 특성을 보이는 상태는 하나의 범주로 묶이며, 각 범주는 환자 상태를 설명하는 기준으로 활용된다. 이 과정은 분석 결과를 단순한 수치 정보에서 벗어나, 실제 활용 가능한 정보로 전환하는 역할을 한다.

마지막으로 의사결정 지원 단계에서는 해석된 상태 정보를 바탕으로 환자의 상태를 판단할 수 있는 근거를 제공한다. 의료진은 환자의 현재 상태뿐 아니라 상태 변화의 흐름을 함께 고려하여 판단할 수 있으며, 이는 보다 현실적인 의사결정을 가능하게 한다.

이와 같은 구조는 각 단계가 독립적으로 동작하는 것이 아니라, 앞 단계의 결과가 다음 단계로 자연스럽게 이어지는 흐름을 갖는다. 특히 분석 결과가 해석 과정을 거쳐 의사결정으로 연결된다는 점에서 기존 방식과 차이를 보인다.

전체적인 구성과 데이터 흐름은 [Fig. 1]에 나타나 있

다. 그림에서 확인할 수 있듯이, 환자 데이터는 데이터 수집 및 전처리 단계를 거쳐 상태 분석 단계로 전달되며, 이후 의미 해석 과정을 통해 임상적으로 이해 가능한 정보로 변환된다. 최종적으로 이러한 정보는 의사결정 지원 단계로 전달되어 환자 상태 평가에 활용된다. 이러한 흐름은 데이터 흐름을 기반으로 각 단계가 연계되는 구조를 형성하며, 전체 시스템은 일관된 데이터 처리 흐름을 유지한다.



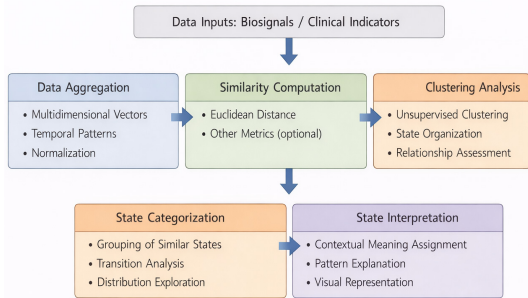
[Fig. 1] Framework for patient state analysis and clinical decision support

3.2 환자 상태 분석과 의미 기반 해석 과정

환자 상태를 이해하기 위해서는 여러 형태의 데이터를 함께 고려할 필요가 있다. 본 연구에서는 생체신호와 임상 지표를 바탕으로 상태를 표현하고, 이를 통해 상태 간 차이와 유사성을 파악하였다. 이 과정에서는 개별 값보다 전체적인 변화 양상과 패턴에 주목하였다. 상태 간 유사성은 다중 지표 간 거리 기반 비교를 통해 산출되었으며, 이를 바탕으로 유사한 상태가 그룹화되도록 구성하였다. 이와 같은 상태 그룹화는 비지도 학습 기반의 K-평균(K-Means) 군집화 알고리즘으로 수행되었다. 이때 상태 간 거리 계산은 다차원 생체신호 벡터 간의 실질적 차이를 기반으로 파악하기 위해 유클리드 거리(Euclidean Distance) 연산식을 필수적으로 적용하여 수행된다.

환자 상태는 단일 지표로 설명되기보다 여러 요소가

함께 작용하여 형성된다. 따라서 개별 값이 아닌 데이터 간 관계와 변화 패턴을 함께 고려하는 접근이 필요하다. 이와 같이 도출된 정보는 해석 과정을 거쳐 의미 있는 형태로 정리된다. 유사한 특성을 보이는 상태는 하나의 범주로 묶이며, 이는 상태를 설명하는 기준으로 활용된다. 또한 상태는 연속적인 공간에서 변화하는 특성을 가지므로, 경계를 엄격히 나누기보다 분포와 관계를 함께 고려하여 해석이 이루어지도록 하였다. 이와 같은 흐름은 [Fig. 2]에 나타나 있으며, 상태 형성과 해석 과정이 시각적으로 제시되어 있다.



[Fig. 2] Framework for patient state analysis and semantic interpretation

3.3 임상 의사결정 지원 메커니즘

의사결정 지원은 분석과 해석을 통해 정리된 환자 상태 정보를 기반으로 이루어진다. 환자는 특정 상태 범주에 속하게 되며, 해당 범주는 현재 상태를 이해하는 기준으로 활용된다. 의료진은 이를 통해 환자의 상태를 다른 환자군과 비교하거나, 동일 환자의 이전 상태와 함께 살펴볼 수 있다.

환자 상태는 안정, 변화 가능성, 위험, 고위험과 같은 수준으로 구분될 수 있으며, 각 수준은 환자의 상태를 판단하는 참고 기준으로 사용된다. 예를 들어 변동이 크지 않은 상태는 경과 관찰이 중심이 되며, 변화가 감지되는 경우에는 추가적인 확인이 필요할 수 있다. 반면, 뚜렷한 이상 패턴이 나타나는 경우에는 보다 적극적인 대응이 요구될 수 있다. 이러한 구분은 의료진이 환자 상태를 빠르게 파악하고 대응 방향을 설정하는 데 도움을 준다. <Table 1>은 각 상태 범주에 따른 판단 기준과 대응 방향을 정리한 것이다. 각 범주는 환자 상태에서 나타나는 주요 특성을 기반으로 구분되며, 의료진이 상태를 빠르게 이해하고 대응 방향을 설정할 수 있도록 구성하였다. 특히 상태별 특징과 함께 대응 수준을 제시함으로써, 분석 결과가 실제 판단 과정에 활용될 수 있도록 하였다.

<Table 1> State Category and Decision Criteria

State Category	Key Characteristics	Action
Stable	Low variation, steady	Monitoring
Changing	Moderate fluctuation	Further check
Risk	Repeated abnormal patterns	Close observation
High-risk	Rapid, irregular changes	Immediate action

또한 동일 환자의 상태가 시간에 따라 서로 다른 범주로 이동하는 경우, 이는 상태 변화의 흐름을 보여주는 중요한 단서가 된다. 일정 기간 동안 상태가 점진적으로 악화되는 경우에는 사전 대응이 가능하며, 반대로 안정 상태로 회복되는 경우에는 치료 효과를 확인하는 근거로 활용될 수 있다. 이처럼 상태의 변화 방향을 함께 고려함으로써 단일 시점의 정보보다 더 의미 있는 판단이 가능하다. 환자 상태 정보는 일정한 구조로 제공되기 때문에 기존 의료 시스템과의 연계도 어렵지 않다. 의료진은 별도의 분석 과정 없이도 결과를 확인할 수 있으며, 필요에 따라 다른 임상 정보와 함께 참고할 수 있다. 이러한 방식은 실제 진료 환경에서 활용성을 높이는 요소로 작용한다.

결과적으로 본 연구에서 제안하는 방식은 환자 상태를 단순히 분석하는 데 그치지 않고, 그 결과를 해석하고 판단에 활용하는 과정까지를 하나의 흐름으로 연결하는 데 목적이 있다. 이를 통해 의료진이 환자 상태를 보다 쉽게 이해하고, 상황에 맞는 판단을 내리는 데 참고할 수 있는 정보를 제공한다.

4. 실험 및 결과

4.1 데이터 구성 및 실험 환경

본 연구에서는 제안한 구조의 실현 가능성을 Intel i7 CPU, 32GB RAM 및 Python 3.9 환경에서 검증하였다. 실험 데이터는 연구의 객관성과 재현성을 확보하기 위해 대표적인 중환자실(ICU) 공개 데이터셋인 MIMIC-III의 통계적 분포를 반영하여 생성한 시뮬레이션 데이터(환자 150명 분량, 초기 48시간 기록)를 활용하였다. 이는 심박수, 혈압, 체온과 같은 기본적인 생체신호를 포함하며, 시간에 따른 상태 변화와 개인 간 차이를 반영할 수 있도록 총 7,200개의 시계열 샘플로 구성하였다.

데이터 전처리 단계에서 결측치 보정은 선형 보간법(Linear Interpolation)을, 이상값 제거는 평균으로부터 ± 3 표준편차를 벗어나는 값을 제거하는 방식으로 수행하

였다. 또한, 환자 간 수치 편차를 상쇄하기 위해 모든 데이터는 Min-Max 정규화를 거쳐 [0, 1] 범위의 값으로 조정하였다. 이때 수집된 환자별 시계열 생체신호는 플랫폼 내 시각화 모듈을 통해 시간에 따른 궤적 그래프로 변환되어 의료진 화면에 일차적으로 표출되며, 본 실험은 이를 바탕으로 정량적 성능 비교보다 실제 임상 판단 과정에서의 활용 가능성을 중심으로 분석하였다. 본 연구에서 사용된 데이터는 일정 시간 간격으로 수집된 생체신호를 기반으로 구성되었으며, 환자 상태 변화가 반영될 수 있도록 시계열 형태로 정리하였다.

4.2 상태 분석 결과 및 의미 해석

분석 결과, 환자 상태는 엘보우 방법(Elbow Method)과 실루엣 계수(Silhouette Coefficient)를 통해 최적의 개수로 도출된 4개의 범주로 명확히 구분되었으며, 이를 통해 제안 프레임워크의 알고리즘적 실현 가능성을 검증하였다. 도출된 범주에 대한 플랫폼 기반의 해석은 다음과 같은 절차로 진행된다. 첫째, [Fig. 2]의 상태 형성 과정과 연계하여 플랫폼 화면에 제시된 환자의 생체신호 변동 그래프로 이상 패턴을 트래킹한다. 둘째, 유클리드 거리를 기반으로 해당 패턴이 군집 공간 내 어느 범주에 매핑되는지 산점도로 확인한다. 셋째, 매핑 결과와 <Table 2>의 해석 기준을 연계하여 최종 임상 의미를 도출한다.

<Table 2> Data Characteristics by State Category

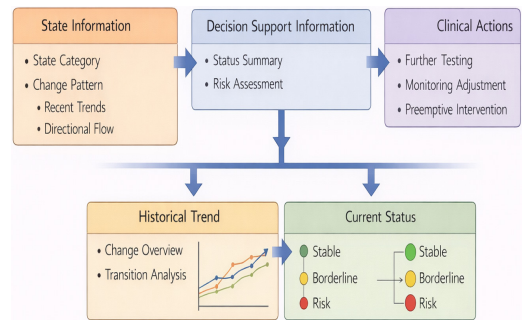
State Category	Heart Rate Pattern	Blood Pressure Variability	Temperature Trend	Summary
Stable	Low variation	Low	Stable	Consistent pattern
Changing	Moderate change	Moderate	Slight variation	Early-stage change
Risk	Fluctuating	High	Increasing trend	Repeated anomalies
High-risk	Rapid change	Very high	Sharp variation	Unstable condition

상태 범주 간 차이를 구체적으로 살펴보면, 안정 상태는 전반적으로 지표의 변동 폭이 작고 일정한 패턴을 유지하는 경향을 보였다. 변화 상태에서는 일부 지표에서 일시적인 변동이 나타났으며, 이는 상태 변화의 초기 단계로 해석될 수 있다. 위험 상태의 경우 특정 지표에서 반복적인 이상 패턴이 관찰되었고, 고위험 상태에서는 여러 지표에서 동시에 급격한 변화가 나타나는 특징이

확인되었다. 이러한 차이는 환자 상태를 단순한 정상/비정상 구분이 아닌, 단계적 상태로 이해할 수 있게 한다. 또한 동일 환자의 상태를 시간 흐름에 따라 비교한 결과, 상태 범주 간 이동이 나타나는 경우가 확인되었다. 이러한 변화는 환자 상태의 진행 방향을 보여주는 중요한 지표로 활용될 수 있으며, 일정 기간 동안의 변화 양상을 함께 고려함으로써 보다 의미 있는 판단 근거를 제공한다. 특히 상태가 점진적으로 변화하는 경향이 나타난 경우, 이는 상태의 진행 단계를 파악하는 데 유용한 정보로 활용될 수 있다.

4.3 의사결정 지원 적용 및 결과 분석

제안한 구조를 실제 의사결정 과정에 적용하기 위해 환자 상태 분석 결과와 해석 정보를 함께 제공하는 형태로 구성하였다. 의료진은 환자가 속한 상태 범주와 그 의미를 동시에 확인할 수 있으며, 이를 바탕으로 환자의 현재 상태를 보다 직관적으로 파악할 수 있다. [Fig. 3]은 환자 상태 분석 결과가 의사결정으로 이어지는 과정을 나타낸 것이다.



[Fig. 3] Framework for applying patient state information to clinical decision support

구조화된 데이터 흐름 속에서 의료진은 플랫폼 화면에 표출된 [Fig. 3]의 시간 경과에 따른 환자 상태 범주 전이 그래프 경로를 확인하는 절차를 거쳐 최종 판단을 내린다. 예컨대 궤적 곡선이 'Stable'에서 'Risk' 방향으로 하향 전이될 때 사전 대응을 시작하고, 회복 궤적을 보일 때는 치료 효과를 확정하는 근거로 삼는다. 의사결정 지원 관점에서 이러한 정보는 다양한 상황에서 활용될 수 있다. 외래 환경에서는 환자의 최근 상태 변화 추이를 바탕으로 추가 검사의 필요성을 판단하는 데 활용될 수 있으며, 입원 환자의 경우에는 상태 변화에 따라 모니터링 수준을 조정하는 기준으로 사용할 수 있다. 또한 상태가

일정 기간 동안 지속적으로 악화되는 경우에는 사전 대응이 가능하며, 반대로 안정 상태로 회복되는 경우에는 치료 효과를 확인하는 근거로 활용될 수 있다. 또한 제안한 구조는 별도의 복잡한 분석 과정 없이도 결과를 확인할 수 있도록 구성되어 있어 실제 환경에서의 적용 가능성을 높인다. 이는 의료진이 추가적인 부담 없이 환자 상태 정보를 활용할 수 있도록 하는 요소로 작용한다. 결과적으로 본 연구는 환자 상태 분석 결과를 해석 가능한 형태로 정리하고, 이를 의사결정 과정에 자연스럽게 연결할 수 있음을 보여준다.

5. 결론

본 연구에서는 환자 상태 분석과 의미 기반 해석을 결합하여 임상 의사결정을 지원하는 구조를 제안하였다. 제안한 방식은 분석 결과를 단순한 수치로 제시하는 데 그치지 않고, 해석 과정을 통해 이해 가능한 정보로 정리하여 판단 과정에 활용할 수 있도록 구성한 데 특징이 있다. 환자 상태를 범주화하고 상태 변화의 흐름을 함께 고려함으로써, 의료진이 환자의 현재 상태뿐 아니라 변화 방향까지 파악할 수 있음을 확인하였다. 이는 환자 상태를 단일 시점이 아닌 연속적인 변화 과정으로 이해할 수 있도록 한다는 점에서 의미를 가진다. 또한 분석, 해석, 활용이 하나의 흐름으로 연결됨으로써 실제 환경에서 활용 가능한 구조를 제시하였다.

다만 본 연구는 제한된 데이터 구성과 적용 사례를 기반으로 검토되었으며, 다양한 임상 환경에서의 추가적인 검증이 필요하다. 특히 실제 환자 데이터를 기반으로 한 정량적 평가와 전문가 검증이 이루어진다면, 제안한 구조의 활용 가능성을 보다 명확하게 확인할 수 있을 것이다.

향후에는 다양한 질환 및 환경을 고려한 확장과 함께, 실시간 데이터 적용을 통한 지속적인 상태 추적 기능을 보완할 필요가 있다. 이를 통해 환자 상태 변화에 보다 신속하게 대응할 수 있는 구조로 발전시킬 수 있을 것으로 기대된다.

REFERENCES

- [1] M.Javid, A.Haleem, R.P.Singh and R.Suman, "Significance of Internet of Things (IoT) in Healthcare: Focus on Telemedicine and Remote Patient Monitoring," *Journal of Industrial Integration and Management*, Vol. 6, No. 3, pp. 429-441, 2021.
- [2] M.M.Islam, A.Rahaman and M.R.Islam, "A Healthcare Monitoring System Using IoT and Machine Learning," *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 181547-181559, 2020.
- [3] R.T.Sutton, D.Pincock, D.C.Baumgart and K.I.Kroeker, "An Overview of Clinical Decision Support Systems: Benefits, Risks, and Strategies for Success," *NPJ Digital Medicine*, Vol. 3, No. 1, pp. 1-10, 2020.
- [4] S.Dash, S.K.Shakyawar, M.Sharma and S.Kaushik, "Big Data in Healthcare: Management, Analysis and Future Prospects," *Journal of Big Data*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-25, 2020.
- [5] M. Ghassemi, L. Oakden-Rayner and A. L. Beam, "The False Hope of Current Explainable AI in Health Care," *The Lancet Digital Health*, Vol. 3, No. 11, pp. e745-e750, 2021.
- [6] E.Tjoa and C.Guan, "A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI): Toward Medical XAI," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, Vol. 32, No. 11, pp. 4793-4813, 2020.
- [7] J.Amann, A.Blasimme, E.Vayena and V.I.Madai, "Explainability for Artificial Intelligence in Healthcare: A Multidisciplinary Perspective," *BMC Medical Informatics and Decision Making*, Vol. 20, No. 1, pp. 1-9, 2020.
- [8] J.Sarivougioukas and A.Vagelertis, "Standardizing IoT Medical Data with FHIR for Semantic Interoperability," *Applied Sciences*, Vol. 12, No. 13, pp. 6542-6555, 2022.
- [9] D.Bender and K.Sartipi, "HL7 FHIR: An Agile and RESTful Approach to Healthcare Information Exchange," *IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Vol. 24, pp. 1-10, 2020.
- [10] C.J.Kelly, A.Karthikesalingam, M.Suleyman and D.King, "Key Challenges for Delivering Clinical Impact with Artificial Intelligence," *BMC Medicine*, Vol. 20, No. 1, pp. 1-12, 2022.
- [11] J.A.Sidey-Gibbons and C.J.Sidey-Gibbons, "Machine Learning in Medicine: A Practical Introduction," *BMC Medical Research Methodology*, Vol. 19, No. 1, pp. 1-18, 2021.
- [12] A.Rajkomar, J.Dean and I.Kohane, "Machine Learning in Medicine," *New England Journal of Medicine*, Vol. 380, No. 14, pp. 1347-1358, 2020.
- [13] S.N.Payrovnaziri, Z.Chen and J.Zhang, "Explainable Artificial Intelligence Models for Predicting Patient Outcomes in Intensive Care Unit," *Methods*, Vol. 181, pp. 115-122, 2020.
- [14] A.E.Johnson, L.Bulgarelli and T.J.Pollard, "Precision Medicine in the ICU: From Observations to Mechanisms," *Critical Care*, Vol. 25, No. 1, pp. 1-12, 2021.
- [15] A.M.Antoniadi, Y.Du, Y.Guendouz and C.Mooney, "Current Challenges and Future Opportunities for XAI in Clinical Decision Support," *Applied Sciences*, Vol. 11, No. 11, pp. 5084-5099, 2021.

[1] M.Javid, A.Haleem, R.P.Singh and R.Suman, "Significance of Internet of Things (IoT) in Healthcare: Focus on Telemedicine and Remote Patient Monitoring," *Journal of Industrial Integration and Management*,

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>

블록체인응용, 헬스케어정보시스템, 지능형서비스시스템