



중환자실 패혈증 사망 예측을 위한 다중 조합 시간적 트랜스포머 모델

Multi-Combination Temporal Interval Transformer Model for Predicting Mortality in ICU Sepsis Patients

조희연^{1,2}, 안홍렬^{1,2,*}

Huiyeon Joe^{1,2} and Hongryul Ahn^{1,2,*}

- 수원대학교 데이터과학부
- 수원대학교 창업지원단 DS&ML 센터

서론

기존의 사망 예측 딥러닝 모델들은 주로 정적인 임상 정보를 기반으로 하거나, 특정 시간동안(예: 하루동안)에 발생된 데이터를 사용하거나, 일부 시간 동안만의 데이터를 사용함으로써 환자의 시간에 따른 상태 변화를 충분히 반영하지 못하는 한계가 있었다[1,2]. 특히, 중환자실에서는 환자의 생체 신호와 임상 지표가 시간에 따라 급격하게 변동하므로, 이러한 시간적 패턴을 효과적으로 모델링하는 것이 중요하다[3].

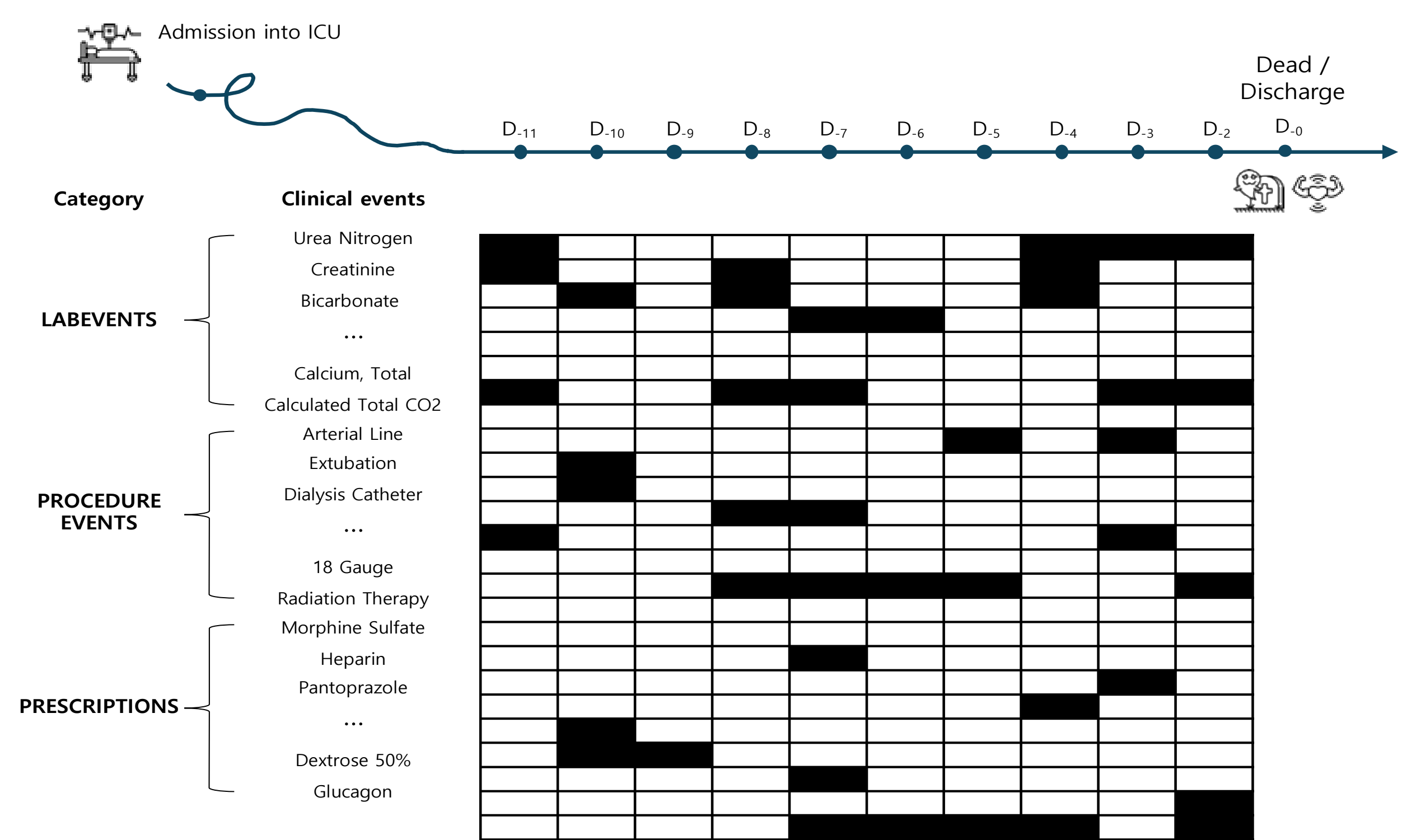
본 연구에서는 중환자실 패혈증 환자의 사망 예측을 위한 다중 조합 시간적 트랜스포머 모델을 제안하고 전자의무기록 데이터에서 해당 모델을 실험하여 검증한다.

MIMIC-IV

MIMIC-IV(Medical Information Mart for Intensive Care IV)는 미국 Beth Israel Deaconess Medical Center 에서 2008년부터 2019년까지 65,366명의 환자의 94,458건의 중환자실 입원 기록을 비식별화하고 연구 목적으로 공개한 대표적인 전자건강기록 데이터베이스이다[4].

시계열 데이터 셋 구축

패혈증 환자 사망 예측 시계열 의료 데이터셋.



[그림 1] 한 환자의 24시간격 시계열 행렬 데이터 예시.

D₀는 사망일이며, 24시간격 시계열 데이터는 D₋₁₂에서 D₋₂까지의 데이터를 설명변수 데이터로 사용한다. 이때, 설명변수 데이터로 사용되는 것은 실험(lab), 시술(procedure), 처방(prescription)에 대한 이진화 표현 데이터이다. 그림은 기존 논문[5]의 그림에서 수정하였다.

패혈증 환자의 중환자실 입원건의 퇴원일(D₀)에 대해서, 퇴원일의 전전날(D₋₂)을 기준일로 설정하였다. 이때, 인공지능 모델은 D₋₂의 이전의 시계열 설명변수 데이터를 사용하여, D₀의 사망 또는 회복을 예측하는 문제를 해결한다. 이러한 시계열 설명 변수 데이터셋 구축을 위해서, 기준일로부터 6시간, 12시간, 24시간, 48시간 간격의 시계열 데이터를 구성하였다.

- 6시간 간격(6h interval) 데이터셋의 시계열은 4.5일전부터 2일전까지의 10개 시간격의 시계열 T₆ = [(D_{-4.5}, D_{-4.25}), (D_{-4.25}, D₋₄), (D₋₄, D_{-3.75}), ..., (D_{-3.25}, D₋₂)] 이다.
- 12시간 간격(12h interval) 데이터셋의 시계열은 7일전부터 2일전까지의 10개 시간격의 시계열 T₁₂ = [(D₋₇, D_{-6.5}), (D_{-6.5}, D₋₆), (D₋₆, D_{-5.5}), ..., (D_{-3.5}, D₋₂)] 이다.
- 24시간 간격(24h interval) 데이터셋의 시계열은 12일전부터 2일전까지의 10개 시간격의 시계열 T₂₄ = [(D₋₁₂, D₋₁₁), (D₋₁₁, D₋₁₀), (D₋₁₀, D₋₉), ..., (D₋₃, D₋₂)] 이다.
- 48시간 간격(48h interval) 데이터셋의 시계열은 22일전부터 2일전까지의 10개 시간격의 시계열 T₄₈ = [(D₋₂₂, D₋₂₀), (D₋₂₀, D₋₁₈), (D₋₁₈, D₋₁₆), ..., (D₋₄, D₋₂)] 이다.

위에 시간격에 대해서, 실험(lab), 시술(procedure), 처방(prescriptions)에서 의료 이벤트가 발생했을 때를 1, 의료 이벤트가 발생하지 않았을 때를 0으로 이진화 표현하여, 시계열 설명변수 데이터셋을 구축하였다.

방법

본 연구에서는 6시간격, 12시간격, 24시간격, 48시간격의 다중 시간격 데이터를 사용하여 환자의 사망 여부를 예측하는 다중 조합 시간적 트랜스포머 모델을 제안하였다[그림 2].

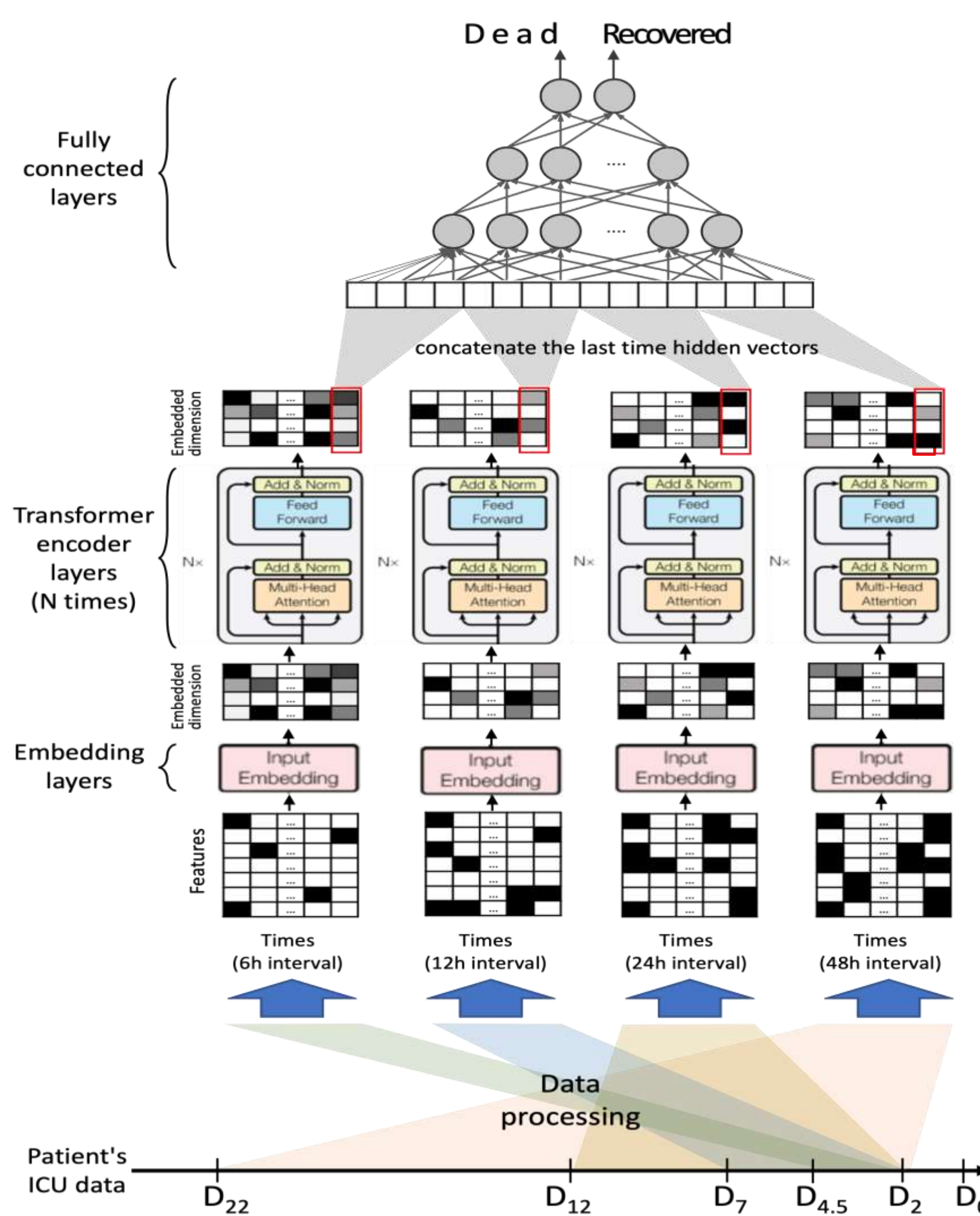
이 모델은 데이터 전처리를 통해 생성된 4종류의 시간격 행렬 데이터 x_{6h}, x_{12h}, x_{24h}, x_{48h}를 입력으로 받는다.

각 입력 데이터는 임베딩 층(E)와 트랜스포머 인코더 2개 층(T₁, T₂)을 거쳐 히든 행렬 데이터로 변환된다.

$$\begin{aligned}h_{6h} &= T^2(T^1(E(x_{6h}))) \\h_{12h} &= T^2(T^1(E(x_{12h}))) \\h_{24h} &= T^2(T^1(E(x_{24h}))) \\h_{48h} &= T^2(T^1(E(x_{48h})))\end{aligned}$$

각 히든 행렬 데이터에서 마지막 시점의 히든 벡터는 ⊕ (concatenate) 연결되고, 완전 연결(fully connected) 층(F)을 거쳐 사망/회복 분류 예측으로 출력된다.

$$\text{out} = F(h_{6h}[:, -1] \oplus h_{12h}[:, -1] \oplus h_{24h}[:, -1] \oplus h_{48h}[:, -1])$$



[그림 2] 다중 시간격 조합 트랜스포머 모델

결과

[표1] 시간 간격별 평균 정확도 비교 결과. 진한 글씨는 정확도가 짙 높음을 의미.

모델	Precision	Recall	F1	Accuracy	ROC-AUC
M _{6h}	0.393	0.740	0.503	0.733	0.822
M _{12h}	0.433	0.730	0.531	0.764	0.841
M _{24h}	0.454	0.719	0.544	0.784	0.839
M _{48h}	0.366	0.778	0.488	0.703	0.829
M _{6h+12h}	0.463	0.753	0.561	0.783	0.854
M _{6h+12h+24h}	0.498	0.725	0.581	0.809	0.859
M _{6h+12h+24h+48h}	0.508	0.729	0.587	0.811	0.863

우리는 다중 조합 시간적 트랜스포머 모델의 성능을 검증하기 위해서, 단일 시간격 모델과 비교 실험을 수행하였다. 단일 시간격 모델은 단일 시간격 데이터만 사용하여 패혈증 환자의 사망을 예측하는 모델이다. 예를 들어, M_{6h}은 6시간 간격 데이터만 사용하는 모델을 말하며, M_{6h+12h}는 6시간 간격 데이터와 12시간 간격 데이터를 사용하는 모델을 말한다.

단일 시간격 모델과 조합 시간격 모델을 비교하였을 때, 4종류의 모든 시간격을 다 사용한 M_{6h+12h+24h+48h} 모델이 Recall을 제외한 Precision, F1, Accuracy, ROC-AUC 지표에서 가장 높은 정확도를 보여주었다(표1). 또한, 단일 시간격 모델(M_{6h}, M_{12h}, M_{24h}, M_{48h}), 2개 조합 시간격 모델(M_{6h+12h}), 3개 조합 시간격 모델(M_{6h+12h+24h}), 4개 조합 시간격 모델 M_{6h+12h+24h+48h} 순서로 F1, Accuracy, ROC-AUC 정확도가 상승하는 경향성을 보임으로써, 다양한 시간적 패턴을 통합할수록 생존 예측 정확도가 향상하는데 효과가 있음을 확인하였다.

결론

본 연구는 중환자실(ICU)에서 패혈증 환자의 사망을 예측하기 위해 6시간, 12시간, 24시간, 48시간 간격의 다중 시간적 패턴을 통합한 트랜스포머 모델을 제안하고, 대규모 전자의무기록(EHR) 데이터베이스인 MIMIC-IV를 활용하여 검증하였다. 기존 모델들이 단일 시간 범위나 정적인 임상 정보에 의존하여 환자의 상태 변화를 충분히 반영하지 못하는 한계를 보완하여, 제안된 모델이 사망 예측 정확도를 크게 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 이는 환자의 예후 예측에 중요한 인사이트를 제공한다.

참고문헌

- [1] Johnson, A. E. W., Ghassemi, M. M., Nemati, S., et al. "Machine Learning and Decision Support in Critical Care." Proceedings of the IEEE , 104(2), 444-466, 2016.
- [2] Desautels, T., Calvert, J., Hoffman, J., et al. "Prediction of Sepsis in the Intensive Care Unit With Minimal Electronic Health Record Data: A Machine Learning Approach." JMIR Medical Informatics , 4(3), 2016.
- [3] Lehman, L. W., Adams, R. P., Mayaud, L., et al. "A Physiological Time Series Dynamics-Based Approach to Patient Monitoring and Outcome Prediction." IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 19(3), 1068-1076, 2015.
- [4] Johnson, A. E. W., Pollard, T. J., Shen, L., et al. "MIMIC-IV, a Freely Accessible Electronic Health Record Dataset." Nature Scientific Data, 7, 2020.
- [5] 김수현, et al. "중환자실 폐렴 환자에 대한 시뮬레이션 기반 시계열 사망 마커 탐지" 한국정보과학회 학술발표논문집, pp.1952- 1954, 2022.