

Explainable AI와 Transformer를 이용한 수술 중 저혈압 실시간 예측 모델 개발

정은서*, 김상현^o, 우지영*

*순천향대학교 ICT융합학과,

^o순천향대학교 부천병원

e-mail: {eunseo429, jywoo}@sch.ac.kr*, skim@schmc.ac.kr^o

Development of a real-time prediction model for intraoperative hypotension using Explainable AI and Transformer

EunSeo Jung*, Sang-Hyun Kim^o, Jiyoung Woo*

*Dept. of ICT Convergence, Soonchunhyang University,

^oSoonchunhyang University Bucheon Hospital

● 요약 ●

전신 마취 수술 중 저혈압의 발생은 다양한 합병증을 유발하며 이를 사전에 예측하여 대응하는 것은 매우 중요한 일이다. 따라서 본 연구에서는 SHAP 모델을 통해 변수 선택을 진행하고, Transformer 모델을 이용해 저혈압 발생 여부를 예측함으로써 임상적 의사결정을 지원한다. 또한 기존 연구들과는 달리, 수술실에서 수집되는 데이터를 기반으로 하여 높은 범용성을 가진다. 비침습적 혈압 예측에서 RMSE 9.46, MAPE 4.4%를 달성하였고, 저혈압 여부를 예측에서는 저혈압 기준 F1-Score 0.75로 우수한 결과를 얻었다.

키워드: 설명 가능한 인공지능(Explainable AI), 트랜스포머(Transformer), 딥러닝(Deep Learning), 시계열 예측(Timeseries Prediction)

I. Introduction

전신 마취 중에 발생하는 저혈압은 사망률과 심근 손상과 같은 합병증 발생 위험을 증가시키며, 환자의 예후에 중대한 영향을 미칠 수 있다 [1]. 본 연구에서는 이를 사전에 예측하여 조기 경고를 제공하여 의료진의 의사결정 보조 시스템으로 활용하고자 한다.

관련 연구 Lee et al. [2]에서는 환자의 저혈압 상황을 예측하기 위해 생체 신호의 통계치 변수를 사용하여 모델을 개발하였다. 또한 Garmendia et al. [3]에서는 연구의 예측의 정확성을 높이기 위해 연령, 기존 고혈압 등을 포함한 환자 정보를 활용하여 LSTM (Long Short-Term Memory) 모델을 구축하였다.

본 연구에서는 기존 연구들에서는 진행했던 것과는 달리 SHAP (Shapley Additive exPlanations) 모델을 사용하여 변수를 선택하여 설명력을 높이고자 한다. 또한 본 연구는 수술 중 수집되는 데이터만 사용함으로써 예측 모델의 범용성을 높일 수 있다.

II. Experiments

1. Data

1.1 Data Collection

데이터는 2021년 3월 2일부터 2021년 6월 30일까지 순천향대학교 부천병원에서 전신 마취를 받은 총 120명의 환자 데이터 세트를 사용한다. NIBP (비침습적 혈압), 마취제, 생체 신호 데이터는 3초 간격으로 수집되었으며, 다음과 같은 변수를 포함한다.

NIBP 데이터는 NIBP_SBP (비침습적 수축기 혈압), NIBP_MBP (비침습적 평균 혈압), NIBP_DBP (비침습적 이완기 혈압)가 있으며 마취제 데이터는 Remifentanyl, Propofol 각각 CP (혈중 농도), CE (뇌 농도), CT (목표 농도), RATE (주입 속도), VOL (주입 총량)이 포함되어 있다. 생체신호 데이터는 AMB_PRES (대기압), ETCO2 (호기말 이산화탄소 분압), PLETH_SPO2 (혈중 산소포화도), HR (심박수), MV (분당 호흡량), PIP (최대흡기압), COMPLIANCE (폐 순응도), CO2 (이산화탄소) 이다.

1.2 Data Preprocessing

저혈압 발생 예측을 위해 실시간으로 1분 동안 관찰할 한 후 그로부터 1분 후의 상태를 예측한다. 저혈압 발생 첫 시점 이후, 연속되는 1분 간격 동안 추가적인 저혈압 발생 여부는 예측 대상에서 제외한다.

2. Feature Selection

NIBP 데이터는 예측 변수에 모두 포함되며, 나머지 변수 중 선택을 위해 Explainable AI 모델 중 하나인 SHAP을 이용하였다. 기준은 각 변수가 모델에 미치는 절대 영향도를 비교하여 선정한다. 모델은 XGBoost (Extreme Gradient Boosting)를 사용하였고, 종속변수는 'NIBP_SBP'다. 그 결과 'ETCO2', 'PIP', 'REMIFENTANIL_CT', 'PROPOFOL_CE' 가 선정되었다.

3. Method

저혈압 예측 방법은 'NIBP_SBP'를 예측하는 회귀 방법과 저혈압 여부를 예측하는 분류 방법으로 나누어 진행한다. Transformer 모델을 사용하며 이는 시간적인 패턴 및 의미 있는 정보를 추출하기에 적합한 구조로 긴 시퀀스를 처리하는 데 유용하다.

3.1 Regression Model

'NIBP_SBP' 예측을 위한 Transformer encoder에는 선택 변수가 입력되며, decoder에는 encoder를 통해 압축된 정보와 현재 시점 (t)과 직전 시점 ($t - 1$)의 'NIBP_SBP' 값이 입력된다.

출력으로는 현재 시점으로부터 1분 후 ($t + 20$)의 'NIBP_SBP' 값이 출력된다.

3.2 Classification Model

저혈압 여부 분류를 위한 Transformer encoder에는 선택 변수가 입력되며, decoder에는 encoder를 통해 압축된 정보와 관찰 시점 ($t - 20 \sim t$)의 각 시점에서 저혈압 여부가 입력된다.

출력으로는 현재 시점으로부터 1분 후 ($t + 20$)의 저혈압 여부가 출력된다.

III. Results

1분 후의 'NIBP_SBP'를 예측하는 회귀모델의 경우 RMSE (Root Mean Squared Error)는 9.46, MAPE (Mean Absolute Percentage Error)는 4.4%이다.

저혈압 발생 여부를 예측하는 분류모델의 경우 저혈압의 F1-Score는 0.75이다. 이는 표 1과 같다.

Table 1. Prediction Results

방법	평가지표	성능
Regression	RMSE	9.46
	MAPE	4.4%
Classification	저혈압 F1-Score	0.75

IV. Conclusions

본 연구에서는 진신 마취 수술 중에 발생할 수 있는 저혈압을 사전에 예측하는 방안을 제안한다. 이는 임상적 의사결정을 효과적으로 지원할 수 있으며, 수술실에서 수집되는 데이터를 활용함으로써 높은 확장성을 지닌다. 향후 연구로는 강화학습을 통해 최적의 변수 조합을 탐색하는 방안을 모색하고자 한다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 한국연구재단의 지역대학우수과학자지원사업 (2020R111A3056858)의 연구결과로 수행되었음

REFERENCES

- [1] Vistisen, S.T., et al. "Predicting vital sign deterioration with artificial intelligence or machine learning." *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 33(6), pp. 949-951, June 2019.
- [2] Jihyun Lee, et al. "Comparative analysis on machine learning and deep learning to predict post-induction hypotension," *Sensors* 20(16), p. 4575, Aug. 2020.
- [3] Anna Tselioudis Garmendia, et al. "Towards personalised early prediction of intra-operative hypotension following anaesthesia using deep learning and phenotypic heterogeneity," *Pain & Central Nervous System Week*, Jan. 2023.