

# 마취용 처치 추천을 위한 설명 가능한 딥뉴럴 네트워크

성수진<sup>1</sup>, 권수범<sup>2</sup>, 윤지욱<sup>3</sup>, 오진영<sup>4</sup>, 차정원<sup>5</sup>  
창원대학교<sup>1,4,5</sup>, 엠텍글로벌<sup>2</sup>, 부산대학교<sup>3</sup>

{20153057<sup>1</sup>, psychoejy<sup>4</sup>, jcha<sup>5</sup>}@cwnu.ac.kr, scottk<sup>2</sup>@mtecgloba.com, jiuk<sup>3</sup>@pusan.ac.kr

## Explainable Deep Neural Network for Anesthetic Treatment Recommendation

Su-Jin Seong<sup>01</sup>, Soo-Bum Kwon<sup>2</sup>, Ji-Uk Yoon<sup>3</sup>, Jin-Yong Oh<sup>4</sup>, Jeong-Won Cha<sup>5</sup>  
Changwon National University<sup>1,4,5</sup>, Mtecgloba<sup>2</sup>, Pusan National University<sup>3</sup>

### 요약

본 논문에서는 수술 중 환자의 생체정보(vital sign)에 대응하여 최적의 마취용 처치 추천 시스템을 제안한다. 본 시스템은 환자의 BIS, NMT, SBP, DBP 등 17개의 정보를 이용하여 주어진 처치 후보 중에 최적의 후보들을 추천한다. 또한 추천된 결과에 대해서 근거를 설명할 수 있는 딥러닝 방법을 제안한다. 양산 부산대 병원의 데이터를 이용하여 예비 실험에서 가능성을 보여주었다.

### 1. 서론

기계학습과 데이터 마이닝은 보다 좋은 진단, 이벤트 감지와 처치 결정을 위해 데이터를 사용하는 핵심 기술이다. 대용량 의료 정보가 축적됨에 따라 보다 정확하고 안전한 의료 보조 방법에 대한 연구가 요구가 증가하고 있다.

마취 데이터를 이용하여 처치 예측 시스템 개발은 다음과 같은 어려운 점이 있다. 1) 충분한 학습 데이터를 확보하기 어렵다. 2) 성능이 보장되어야 한다. 사람을 다루는 분야이므로 일반적인 기계학습 결과보다 성능이 우수하고 안정해야 한다. 3) 근거를 제시할 수 있어야 한다. 결과에 대한 근거를 제시해야만 신뢰도를 높일 수 있다.

우리는 환자의 생체 정보와 임상 정보를 이용하여 수술 중에 마취전문 의사가 적절한 처치 후보를 제시하고 이에 대한 근거를 제시하는 딥러닝 방법을 제안한다.

환자의 생체정보를 이용하여 수술 중 마취에 도움을 주고자 하는 연구는 매우 드문 편이며, 일부 정보, 특히 바이스펙트럴 지수 (bispectral index, BIS)에 대한 연구가 대부분이다. [1]은 수술 중에 환자의 생체정보를 이용하여 마취 과정을 보조하는 도구를 설계하기 위한 기계학습에 대해 연구하였고, 예비 시험에서 의미 있는 결과를 얻었다. [2]는 마취 분야에서 의약분야에서 인공지능의 시대가 도래할 것으로 예측하고 준비를 당부했다. [3]은 강화학습이 마취에서 프로포폴 투여의 폐회로 제어에 도움이 된다는 것을 보였다. [4]는 마취의 깊이를 측정하기 위해 뇌파를 이용하였다. 하지만 우리가 알기로는 BIS와 함께 다수의 생체정보를 이용하여 마취전문의를 도우며, 모델 결과의 근거를 제공하는 처치 제안 시스템은 없었다.

### 2. 입력 정보 및 처치 정보

#### 마취용 생체정보

마취 전문가들이 수술 중에 환자의 상태를 관찰하고 처치를 하는데 고려하는 생체정보는 표 1과 같다. 17개의 생체정보 중에서 처치 방법이 0~1개인 값들이 존재하며 이는 모델의 분류 대상에서 제외하였다. 따라서 2개 이상의 처치 방법을 갖는 BIS, NMT, H(SBP, DBP, HR), CO, UO, K, Hct, Hb, glucose에 대해 분류 모델을 구축한다.

표 1. 환자의 생체정보

번호	입력값	설명	정상최소	정상최대
1	BIS	Bispectral Index 100 각성 상태 ~ 0 전기적 무반응	40	60
2	NMT	사연속 자극에 반응수	0	4
3	SBP	수축기 혈압, 최고혈압	100	140
4	DBP	이완기 혈압, 최저혈압	60	90
5	HR	심박수	40	150
6	CO	일산화탄소	4	8
7	UO	소변 배출량	30	250
8	Temp	체온	36.5	37.5
9	pH	혈액의 산도	7.35	7.45
10	pCO2	이산화탄소 분압	35	45
11	pO2	동맥혈 산소분압	80	100
12	O2	동맥혈 산소 포화도	95	100
13	Na	혈장 나트륨치	135	145
14	K	혈장 내 칼륨 농도	3.5	5
15	Hct	혈액 내 적혈구 용적 비중	36.1	50.3
16	Hb	헤모글로빈 양	12	17.2
17	glucose	혈당 농도	80	140

#### 처치 방법

입력된 17개의 생체정보를 바탕으로 마취 전문가가 시행하는 처치는 표 2와 같다. 이상치가 발생한 생체 정보에 따라 처치 방법의 범위가 정의된다. 예를 들어 Hct의 경우 후보로 고려할 수 있는 처치는 17, 18, 19이다. 이러한 정보를 바탕으로 각 입력에 대한 처치 방법 범위

를 지정한다. 데이터는 입력 생체정보 중 이상치가 발생한 경우에만 기록되어 있고, 정상 범위 내 값은 -1로 표기된다. 총 4,688행이 존재하며, 한 행에는 하나 이상의 이상치가 존재할 수 있는데 이 때는 이상치 수만큼 처치를 예측한다.

표 2. 처치 정보 목록

번호	처치종류	설명
1	Desflurane	전신 마취제
2	Sevoflurane	흡입 전신 마취제
3	2% Propofol	전신 마취제
4	Recuronium	근이완제
5	Nimbex(cisatracurium)	근이완제
6	Fohedrine	혈안 갖하 치료제
7	PF	혈관 수축 혈안 상승 효과
8	NF	혈관 상승 효과
9	Dobutamine	심인성 쇼크 심부전 치료
10	Vasopressin	심정지 처치
11	Epinephrine	심정지 처치
12	Dona	저혈압 처치
13	Diltiazem(herben)	심장 부정맥 치료
14	Nicardipine(nerdinine)	고혈압 현식증 치료
15	Esmolol(brevibloc)	부정맥치료
16	Atropine	부교감신경차단
17	Albumin	출혈성 쇼크 치료
18	Colloid(volute)	혈액증량제
19	Transfusion	수혈
20	Warm touch	저체온 처치
21	Cardioversion	제세동기
22	CPCR	심폐소생술
23	Increase FiO2	산소 요법
24	RI	인슐린 혈당량 조절
25	DW	포도당액 수분 손실 치료
26	Furosemide	부족 치료 약물

### 3. 제안 방법

#### 제안 구조 및 처치 도출 근거 설명

모델은 분류 목적인 입력에 따라 9개가 존재하고, 입력은 17개의 생체정보  $X = \{x_{BIS}, x_{NMT}, \dots, x_{glucose}\}$ 로 구성되며, 스위치를 통해 이 중 이상치 값을 갖는 입력에 대한 모델만 동작한다. 이 때 입력은 17개의 생체정보가 모두 사용된다. Fully-connected layer는 행렬곱 연산을 사용하기 때문에 특정 입력의 영향력을 정의하기 어렵다. 예측의 근거를 제시하기 위해 우리는 다음 식 1,2,3을 통해 레이어 연산을 정의하고 모델을 구성한다.  $W_i$ 는  $(11 \times n)$ 의 가중치 행렬  $W$ 의  $i$ 번째 열을 의미하며,  $\otimes$ 는 element-wise 곱을 의미한다.  $W^h$ 와  $W^o$ 는 각각 중간 단계 레이어와 분류 레이어의 가중치이다. 그림 1은 제안 시스템의 구조도를 나타낸다.

$$h_i = \max(X \otimes W_i^h) \quad (1)$$

$$H = h_1, h_2, \dots, h_n \quad (2)$$

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_j(\max(H \otimes W_j^o)), j = \{1, 2, \dots, \#class\} \quad (3)$$

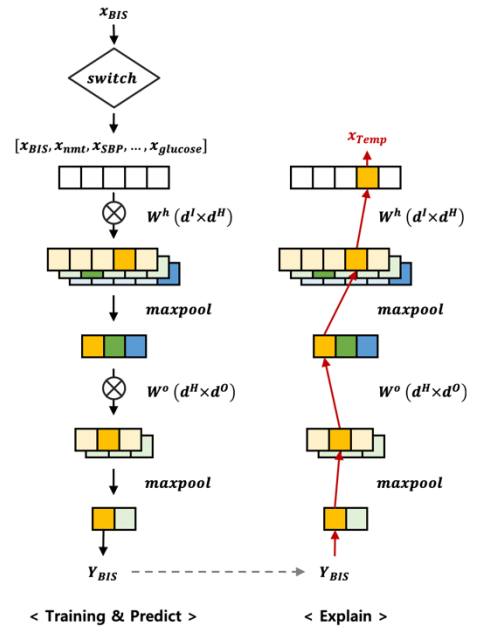


그림 1 제안 시스템 구조도 (BIS가 이상치일 때)

행렬곱 대신 사용된 maxpool에 의해 가장 높은 가중치를 갖는 입력 자질의 값이 온전히 다음 레이어로 전달되며, 이를 통해 해당 결과를 예측하는데 영향을 미친 입력 자질을 추적할 수 있다. 따라서 우리는 제안 구조의 내부 결과를 이용하여 예측의 근거를 설명하고자 한다.

### 4. 실험 결과 및 토의

제안 구조의 효용성을 보이기 위해 glucose, UO, Hct에 대하여 DT(Decision Tree)의 결과와 비교해보았다. DT는 sklearn library를 사용하였고 최대 깊이를 3으로 설정하였다.

DT와 제안 모델이 분류를 위해 고려하는 자질의 차이를 확인하기 위해 DT에서 중요도가 0보다 큰 자질 목록과 제안 모델에서 예측에 가장 큰 영향을 주는 자질을 표 3에 나타내었다. 자질 열 괄호 내에 값은 해당 자질이 예측에 결정적인 영향을 준 데이터의 비율을 나타낸다. 제안 구조에서 높은 영향력을 갖는 자질이 DT에서 중요도를 갖는 자질과 유사하며, 제안 모델이 분류를 목적으로 하는 입력 외 다른 입력 자질 또한 고려하는 것을 알 수 있다.

표 3. 각 모델에서 중요도를 갖는 입력 자질

CLS.	DT	Proposed
BIS	BIS, SBP, DBP, Temp	BIS(0.874), HR(0.04), SBP(0.04), Temp(0.03), NMT(0.01), glucose(0.0), UO(0.0), Hb(0.0)
NMT	BIS, NMT, Temp	NMT(0.93), Temp(0.04), BIS(0.02), glucose(0.01), Hb(0.01)
H	BIS, SBP, DBP, HR	DBP(0.49), HR(0.41), BIS(0.09), glucose(0.0), SBP(0.0)
UO	-	UO(1.0)
Hct	BIS, Hb	Hb(1.0)
Hb	BIS, Hb	Hct(1.0)
glucos	glucose	glucose(1.0)

제안 구조와 DT의 차이를 살펴보기 위해 DT 구조를 시각화하여 예측 과정을 비교하였다. 그림 2, 3, 4는 각각 glucose, UO, Hct에 대한 DT 구조를 나타낸다.

Glucose의 경우 다른 입력 자질과 나타나는 조합이 다양한 편에 속한다. DT에서는 glucose의 처치를 분류하기 위해 glucose값만 사용한다. 제안 구조에서는 첫 번째 레이어의 결과에서 UO가 나타나는 경우가 9번 중 1번 있었으며, 나머지 8번에서는 모두 glucose 입력만 높은 가중치를 받아 다음 레이어로 전달되었고, 최종 분류에서는 모두 glucose에서 비롯된 값으로 예측이 수행되었다. UO의 경우 3개의 처치 후보가 존재하지만 데이터에서는 1개의 처치만 나타나는 상황이다. 이 때문에 DT에서는 입력 자질을 고려하지 않고 하나의 결과값만 출력한다. 하지만 제안 구조에서는 BIS, glucose, Temp와 함께 이상치로 나타난 입력에 대해서 최종 예측은 UO의 값을 기반으로 수행되었지만 glucose가 분류 레이어까지 전달되는 것을 확인할 수 있었다. 이는 새로운 값이 들어왔을 때 지정된 처치만 출력하는 DT와 달리 다른 처치를 예측할 수 있는 가능성을 보여준다. Hct의 경우 Hb와 밀접한 관계가 있어 동일한 처치를 갖는 경우가 대부분인 특징이 있다. DT에서는 BIS의 중요도가 가장 높고 그 다음 Hb의 중요도가 높다. 제안 구조에서는 Hb에 의해서 예측을 수행한다. Hct에 대한 성능만 살펴보면 DT의 경우 0.8, 제안 구조에서는 1.0의 성능을 보여, DT와 약간의 차이를 보이더라도 제안 구조 또한 중요한 자질을 잘 학습함을 알 수 있었다.

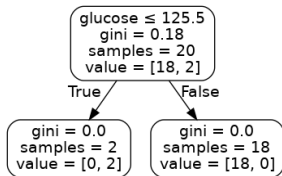


그림 2 DT 구조도 - glucose

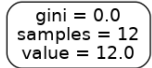


그림 3 DT 구조도 - UO

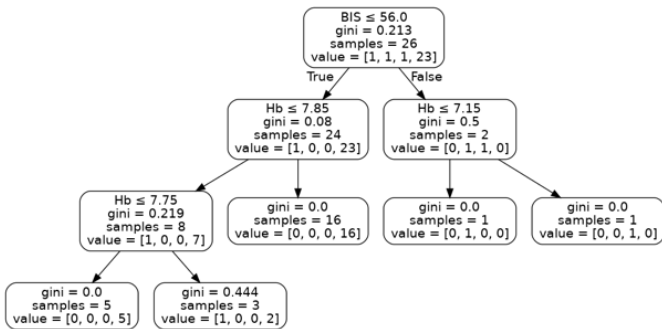


그림 4 DT 구조도 - Hct

두 모델의 성능을 Accuracy와 MRR(Mean Reciprocal Rank)를 사용하여 측정하였고 그 결과는 표 4와 같다. MRR 측정 시 정답의 순위가 3위 밖일 경우 해당 데이터의 RR을 0으로 계산하였다. 성능을 비교하였을 때 제안 구조의 성능이 Accuracy와 MRR 두 지표에서 모두 향상된 성능을 보임을 알 수 있다.

표 4 Decision Tree와 제안 구조의 성능

모델	ACC(top 1)	ACC(top 3)	MRR
Decision	0.62927	0.83610	0.74796
Proposed	0.64390	0.92488	0.76228

제안 구조를 통해 BIS에 대한 처치를 1이라 예측한 상황을 예로 들면, 이는 분류 레이어 가중치의 1열의 결과의 최댓값에 의해 도출되었

음을 알 수 있고, 가중치 값을 알기에 가장 큰 결과값이 어떤 입력에 의해 계산되었는지 추적 가능하다. 추적 결과 해당 입력 자질이 NMT라면 “BIS가 이상치인 상황에서 NMT의 값이 어떠한지 때문에 해당 처치가 추천되었다”고 결과를 설명할 수 있다. 같은 입력으로 Hct의 처치를 예측할 때는 같은 NMT의 입력 값이 추적되더라도 “이상치인 Hct과 NMT에 의해 해당 처치가 추천되었다”고 BIS와 구분하여 설명할 수 있다.

## 5. 결론

우리는 수술 중 발생하는 생체정보를 이용하여 마취 전문의를 보조할 수 있는 추천 시스템을 제안하였다. 제안 시스템에서는 결과에서 예측에 영향을 준 입력 자질까지 추적할 수 있고 예측을 위해 사용되는 입력 자질이 DT 구조를 이루는 자질의 구성과 유사함을 확인하여, 간단하고 복잡한 수술실에서 전문의의 결정 신뢰도를 높이고 사고를 예방할 수 있는 가능성을 보였다.

현재 데이터가 부족하여 학습되지 못한 처치 후보가 존재하기 때문에 추가적인 데이터를 구축할 것이다. 또한 임상정보(환자 나이, 성별 등 정보)를 추가하여 성능을 높일 계획이다. 더불어 설명 가능성에 대한 자동 조정 등에 대한 연구를 지속하여 신뢰성을 높일 예정이다.

## 참고문헌

- [1] Olivier Caelen, Gianluca Bontempi, and Luc Barvais, Machine learning techniques for decision support in anesthesia, Conference of AIMES, Springer, Berlin, Heidelberg, pp 165–169, 2007
- [2] 이형철, 정철우, 인공지능 시대의 마취통증의학 연구, Anesth Pain Med, 13, pp 248-255, 2018
- [3] Brett L Moore, Larry D Pyeatt, Vivekanand Kulkarni, Periklis Panousis, Kevin Padrez, and Anthony G Doufas, Reinforcement Learning for Closed-Loop Propofol Anesthesia: A study in Human Volunteers, Journal of Machine Learning Research, 15, pp 655-696, 2014
- [4] Mansour Esmailpour, Ali Reis Ali Mohammadi, Analyzing the EEG Signals in Order to Estimate the Depth of Anesthesia Using Wavelet and Fuzzy Neural Networks, IJIMAI, 4,(2),pp 12-15, 2016