

마취용 처치 추천을 위한 설명 가능한 딥뉴럴 네트워크 (Explainable Deep Neural Network for Anesthetic Treatment Recommendation)

성수진^{*} 권수범^{**} 윤지욱^{***} 오진영^{****} 차정원^{*****}
(Su-Jin Seong) (Soo-Bum Kwon) (Ji-Uk Yoon) (Jin-Yong Oh) (Jeong-Won Cha)

요약 본 논문에서는 수술 중 환자에 대한 17개의 생체정보(Vital sing)에 대하여 주어진 처치 후보 중 최적의 처치 방법을 추천하는 마취용 처치 추천 모델 구축 방법을 제안한다. 의학 분야 시스템의 결과는 최종적으로 사람에게 적용되기 때문에 모델의 결과에 대한 신뢰성 확보가 중요하다. 제안 모델은 가중치 곱에서 이루어지는 합 연산을 max-pooling으로 대체해 각 입력 자질에 대한 가중치를 독립적으로 계산한다. 따라서 모델은 gradient descent를 이용하여 학습될 수 있으며, 추천된 결과에 대한 근거를 제시할 수 있다. 양산부산대병원의 데이터를 이용한 예비 실험을 통해 가능성을 보이며, 추가로 수집한 정형 데이터에 적용하여 효용성을 확인하였다.

키워드: 딥러닝, 설명 가능한 인공지능, 마취 처치 추천, 정형 데이터

Abstract In this paper, we propose a method for constructing an anesthesia treatment recommendation model that suggests an optimal treatment among given treatment candidates in response to 17 vital information regarding a patient during surgery. Since the results of the model in the medical field are finally applied to humans, it is crucial to ensure the reliability of the model results. The proposed model replaces the summation with max-pooling to independently calculate the weights for each input feature. Thus, the model can be trained using gradient descent and can provide a basis for the recommended results. We show the possibility through preliminary experiments using data from Pusan National University Yangsan Hospital, and apply the method to the additional collected structured data to confirm its effectiveness.

Keywords: deep learning, explainable AI, anesthetic treatment recommendation, structured data

* 본 연구는 이 논문은 2019~2020년도 창원대학교 자율연구과제 연구비 지원으로 수행된 연구결과임

* 이 논문은 2019 한국소프트웨어종합학술대회에서 '마취용 처치 추천을 위한 설명 가능한 딥뉴럴 네트워크'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

^{*} 학생회원 : 창원대학교 친환경해양플랜트FEED공학과 학생
sjseong@changwon.ac.kr

^{**} 비회원 : 엠텍글로벌(주) 대표이사
scottk@mtcglobal.com

^{***} 비회원 : 부산대학교 의과대학, 양산부산대학교병원 마취통증의학과 교수
jiuk@pusan.ac.kr

^{****} 비회원 : 창원대학교 연구원
psycheojy@changwon.ac.kr

^{*****} 종신회원 : 창원대학교 컴퓨터공학과 교수(Changwon Nat'l Univ.)
jcha@changwon.ac.kr

(Corresponding author임)

논문접수 : 2020년 4월 9일
(Received 9 April 2020)

논문수정 : 2020년 10월 5일
(Revised 5 October 2020)

심사완료 : 2020년 10월 20일
(Accepted 20 October 2020)

Copyright©2020 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.
정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지 제26권 제12호(2020, 12)

1. 서론

대용량 의료 정보가 축적됨에 따라 빠르고 자동화되어 있지만 정확하고 안전한 의료 보조 방법을 연구하는 것에 대한 요구가 증가하고 있다. 의료 데이터를 이용하여 처치 예측 시스템 개발은 다음과 같은 어려운 점이 있다. 1) 충분한 학습 데이터를 확보하기 어렵다. 2) 성능이 보장되어야 한다. 시스템의 결과가 사람에게 적용되는 분야임으로 일반적인 기계학습 결과보다 성능이 우수하고 안정되어야 한다. 3) 결과의 근거를 제시할 수 있어야 한다. 우수한 성능과 더불어 의료 시스템은 결과에 대한 신뢰도를 확보하는 것이 중요하며, 결과에 대한 근거를 제시함으로써 모델의 신뢰도를 높일 수 있다.

우리는 수술 중 마취에 관련된 환자의 생체 정보를 포함하는 의료 데이터인 anesthetic 데이터를 이용하여 마취전문의에게 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 기계 학습에 대해 연구하였고, 예비 시험에서 의미 있는 결과를 얻었다. [2]는 마취 분야에서 의학분야에서 인공지능의 시대가 도래할 것으로 예측하고 당부했다. [3]은 강화 학습이 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. 데이터

2.1 마취 데이터(Anesthetic Data)

마취 데이터는 수술 중 환자의 상태에 대한 생체 신호 정보와 생체 신호에 이상이 발생하였을 때 수행된 의료 처치 정보의 쌍으로 구성되며, 생체 신호를 입력으로 하여 필요한 의료 처치를 추천하는 것을 목표로 한다. 이 데이터에 포함된 생체 신호는 17개이며 표 1과 같다. 각 생체 신호는 정상 수치를 벗어나 그에 대한 의료 처치가 행해졌을 경우에만 값이 기록되어 있고, 정상 범위 내 값은 -1로 표기되어있다. 17개의 생체 신호와 그에 대한 의료 처치 데이터는 시간대별로 기록되어 있으며, 17개 생체 신호 중 하나 이상의 생체 신호가 비정상적인 수치를 보이는 데이터는 4,688개이다.

의료 처치는 생체 신호가 정상치를 벗어나는 경우 수행되며 생체 신호 각각에 의료 처치가 수행될 수 있다.

표 1 환자의 생체정보

Table 1 Vital sign

Index	Values	Description	Normal Range	
			Min	Max
1	BIS	Bispectral Index (100 awareness ~ 0 refractory state)	40	60
2	NMT	Neuromuscular transmission	0	4
3	SBP	Systolic blood pressure	100	140
4	DBP	Diastolic blood pressure	60	90
5	HR	Heart rate	40	150
6	CO	Carbon monoxide	4	8
7	UO	Urine output	30	250
8	Temp	Temperature	36.5	37.5
9	pH	Blood acidity	7.35	7.45
10	pCO2	Arterial carbon dioxide partial pressure	35	45
11	pO2	Arterial oxygen partial pressure	80	100
12	O2	Arterial blood oxygen saturation	95	100
13	Na	Plasma sodium level	135	145
14	K	Potassium concentration in plasma	3.5	5
15	Hct	Hematocrit, packed cell volume	36.1	50.3
16	Hb	Hemoglobin amount	12	17.2
17	glucose	Blood sugar level	80	140

즉, Temp와 CO가 비정상적인 수치를 보일 때 Temp에 대한 처치와 CO에 대한 처치가 독립적으로 수행되어 각 하나 씩 의료 처치 방법이 추천된다. 이 때 어떤 생체 신호에 대한 처치를 추천하던 17개 생체 신호 모두 입력 자질로 사용된다. 하나의 생체 신호에 대해 두 가지 이상 의료 처치 방법이 수행되는 경우도 있지만 본 연구에서는 고려하지 않는다. 표 2는 전체 의료 처치 후보 목록을 나타낸다. 전체 의료 처치 방법은 26개가 존재하지만 하나의 생체 신호에 적용되는 처치 후보는 한정적이다. 예를 들면 pH, pCO2, Na에 대한 의료 처치 후보는 현재 데이터에서 나타나지 않으며, Hct의 수치가 정상 범위를 벗어난 경우 17번, 18번, 19번 처치 중 하나를 수행해야하며, glucose의 수치가 이상치일 때는 24번, 25번 처치 중 하나를 수행해야한다. SBP, DBP, HR은 예외적으로 3개의 생체 신호 중 하나가 이상치일 때 하나의 의료 처치를 수행한다.

본 연구에서는 의료 처치 후보가 2개 이상인 생체 신호에 대해서만 추천 모델을 구축한다. 따라서 BIS, NMT, SBP & DBP & HR, CO, UO, K, Hct, Hb, glucose에 대한 추천 모델을 독립적으로 구축한다. 마취 처치 추천

표 2 처치 정보 목록
Table 2 Treatments for anesthetic

Index	Treatments	Description
1	Desflurane	General anesthetic
2	Sevoflurane	Inhalation general anesthetic
3	2% Propofol	General anesthetic
4	Recuronium	Muscle relaxant
5	Nimbex(cisatracurium)	Muscle relaxant
6	Ephedrine	For lower blood pressure
7	PE	For increasing blood pressure
8	NE	For increasing blood pressure
9	Dobutamie	For heart failure
10	Vasopressin	For cardiac arrest
11	Epinephrine	For cardiac arrest
12	Dopa	For hypotension
13	Diltiazem(herben)	Antiarrhythmic drug
14	Nicardipine(perdipine)	Angina pectoris/hypertension drug
15	Esmolol(brevibloc)	Antiarrhythmic drug
16	Atropine	Block parasympathetic nerve
17	Albumin	For hemorrhagic shock
18	Colloid(voluyte)	Plasma volume expander
19	Transfusion	Blood transfusion
20	Warm touch	For hypothermia
21	Cardioversion	For converting heart rate to normal rhythm
22	CPCR	Cardio pulmonary cerebral resuscitation
23	Increase FiO2	Oxygenation therapy
24	RI	Control sugar/insulin
25	DW	For glucose/water loss
26	Furosemide	For edema

시스템은 17개의 생체 신호를 입력으로 하여 이상치가 나타난 입력 생체 신호에 대한 모델을 동작시켜 추천 처치 방법을 선택하고 각 추천 처치 방법을 종합하여 마취 전문의에게 제공한다. 즉, 마취 처치 추천 시스템에 포함되는 추천 모델은 총 9개이다. 그림 1은 전체 시스템의 구조를 나타낸다.

2.2 정형 데이터(Structured dataset)

제안 모델이 마취용 데이터뿐만 아니라 일반적으로 알려진 데이터에 적용되어도 학습이 적절히 수행되는지 확인하기 위해 추가 데이터를 수집하여 실험을 진행한다. 수집한 데이터들은 모두 정형화된 데이터이며 각 데이터셋은 하나의 분류 대상을 가진다. 이는 마취 데이터에서 하나의 생체 신호에 대한 처치 방법 추천과 같은 형식이며, 따라서 각 데이터셋 당 하나의 모델을 구축한다. 표 3은 추가 실험을 진행한 정형 데이터의 정보를 나타낸다.

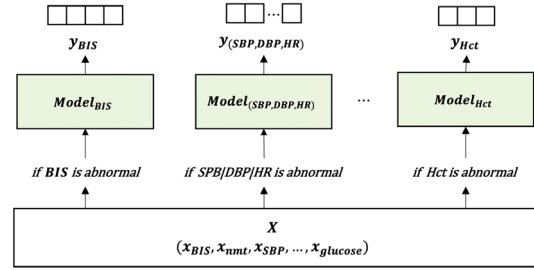


그림 1 마취 처치 추천 시스템 전체 구조

Fig. 1 Architecture of anesthetic treatment recommendation system

표 3 정형 데이터셋 정보

Table 3 Information of structured dataset

Dataset	# Feature	# Class	size
Anesthetic	17	2~15	4,688
Titanic[5]	6	2	887
Haberman's Survival[6]	3	2	306
Pima Indian Diabetes[7]	8	2	768
Car Evaluation[8]	6	4	1,728
Breast Cancer Wisconsin[9]	9	2	683

3. 제안 방법

모델은 분류 목적인 입력에 따라 9개가 존재하고, 입력은 17개의 생체정보 $X = [x_{BIS}, x_{NMT}, \dots, x_{glucose}]$, $X \in R^i$ 로 구성되며, 출력은 $Y = [\hat{y}_{BIS}, \dots, \hat{y}_{glucose}]$, $Y \in R^j$ 스위치를 통해 이 중 이상치 값을 갖는 입력에 대한 모델만 동작하는데, 입력은 모델이 처치 방법을 예측하고자하는 생체정보를 포함하여 이상치를 갖는 입력 생체신호를 모두 사용한다. 완전 연결 레이어(fully-connected layer)는 행렬곱 연산을 사용하는데, 이는 합 연산을 포함하고 있기 때문에 특정 입력 자질의 영향력을 구분하기 어렵다. 예측의 근거를 제시할 수 있도록 우리는 식 1,2,3을 통해 레이어 연산을 정의하고 모델을 구성한다. i 는 입력 자질의 개수, j 는 클래스의 개수, n 은 hidden 크기이고, W_i 는 W 의 i 번째 열을 의미하며, \otimes 는 element-wise 곱을 의미한다. $W^h \in R^{i \times n}$ 와 $W^o \in R^{n \times j}$ 는 각각 중간 단계 레이어와 분류 레이어의 가중치이다. 그림 2는 제안 시스템의 구조도를 나타낸다.

$$h_i = \max(x_i \otimes W_i^h), i = [1, 2, \dots, \#features] \quad (1)$$

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

$$\hat{y}_j = \operatorname{argmax}_j(\max(h_n \otimes W_n^o)) \quad (3)$$

$$n = [1, 2, \dots, \#hidden], j = [1, 2, \dots, \#class]$$

행렬곱 대신 element-wise 곱과 max-pooling을 사용함으로써 가장 높은 가중치를 갖는 입력 자질의 값이

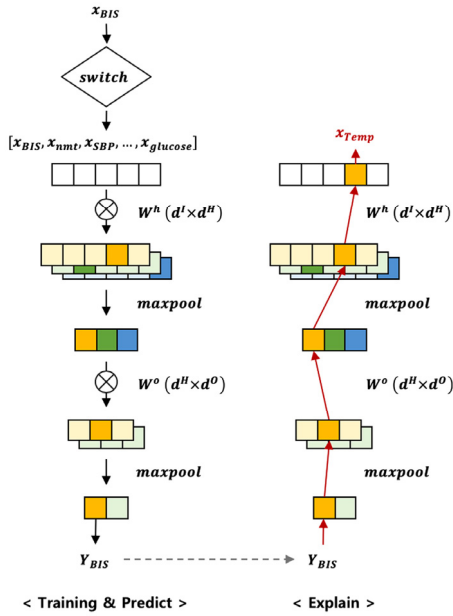


그림 2 제안 모델 구조(BIS가 이상치일 때)
 Fig. 2 Architecture of proposed model (if BIS is not in normal range)

온전히 다음 레이어로 전달되며, 이를 통해 해당 결과를 예측하는 가장 큰 영향을 미친 입력 자질을 추적할 수 있다. 따라서 우리는 제안 모델의 내부 결과를 이용하여 예측의 근거를 설명하고자 한다.

4. 실험 결과 및 토의

4.1 실험 설정

제안 모델의 효율성을 보이기 위해 의사결정나무(DT, Decision Tree) 모델의 결과와 제안 모델을 이용한 결과를 비교한다.

DT는 sklearn library를 사용하였으며, 최대 깊이를 1부터 40까지 탐색한 후 validation 데이터에 대해 가장 높은 성능을 달성했을 때의 최대 깊이를 최종적으로 사용하여 모델을 구축한다.

제안 모델의 경우 중간 단계 레이어의 hidden 크기를 클래스 개수의 2배로 설정하였고, anesthetic 데이터에서 learning rate는 0.0001, 나머지 데이터에서 learning rate는 0.01로 설정하였으며, batch 크기는 각 데이터셋의 데이터 개수에 따라 적절히 조절하였다. 중간 단계 레이어 계산 후에는 batch normalization을 수행한다.

4.2 실험 결과

모델의 성능을 측정하기 위해 Accuracy를 사용하였고, 마취용 생체신호 데이터에 대해서는 MRR (Mean Reciprocal Rank)를 추가로 사용하였다. MRR 측정 시

표 4 평가 데이터에 대한 모델들의 성능
 Table 4 Test set performance of each model

Dataset	Decision Tree	Proposed Model
Anesthetic (Accuracy)	0.629	0.644
Anesthetic (MRR)	0.748	0.762
Titanic	0.757	0.703
Haberman's Survival	0.738	0.750
Pima Indian Diabetes	0.740	0.783
Car Evaluation	0.960	0.813
Breast Cancer Wisconsin	0.905	0.9609

정답의 순위가 3위 밖일 경우 해당 데이터의 성능을 0으로 계산하였다. 성능 측정 결과는 표 4와 같이 나타난다.

$$MRR = \frac{1}{|Q|} \sum_{i=1}^{|Q|} \frac{1}{rank_i} \quad (4)$$

Titanic과 Car Evaluation을 제외한 데이터셋에서 제안 모델이 DT보다 좋은 성능을 내는 것을 확인할 수 있다.

4.3 Decision Tree와 비교 분석

제안 모델이 분류를 위해 적절한 자질을 고려하는지 알아보기 위해 DT에서 중요도를 부여받은 자질과 모델에서 최종적으로 결과에 영향을 미친 자질을 비교한다. Anesthetic 데이터와 Breast Cancer Wisconsin 데이터에 대해 DT에서 중요도가 0보다 큰 자질 목록과 제안 모델에서 예측에 가장 큰 영향을 주는 자질을 표 5와 표 6에 나타내었다. 제안 모델에서 괄호 내 값은 해당 자질이 예측에 결정적인 영향을 준 데이터가 전체 데이터에서 차지하는 비율을 나타낸다.

제안 모델에서 높은 영향력을 갖는 자질 목록이 DT에서 중요하게 여겨지는 자질을 대부분을 포함하고 있다. 이를 통해 제안 모델이 입력 자질에 대해 적절히 가중치를 분배하고 있음을 알 수 있다.

제안 모델과 DT의 차이를 살펴보기 위해 DT 구조를 시각화하여 예측 과정을 비교한다. 그림 3, 4, 5는 각각 glucose, UO, Hct에 대한 DT 구조를 나타낸다.

표 5 Anesthetic 데이터에 대해 중요도를 갖는 입력 자질
 Table 5 Important input feature in anesthetic dataset

CLS	DT	Proposed Model
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)
glucose	glucose	glucose(1.0)

표 6 Breast Cancer Wisconsin 데이터에 대해 중요도를 갖는 입력 자질

Table 6 Important input feature in breast cancer wisconsin dataset

Decision Tree	Proposed Model
Uniformity of cell size, Bare nuclei	Uniformity of cell shape (0.570), Clump thickness (0.281), Bare nuclei (0.109), Marginal adhesion (0.313), Uniformity of cell size (0.078)

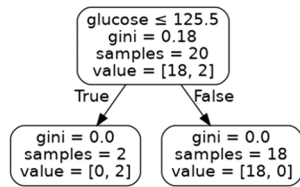


그림 3 DT 구조도 - glucose
Fig. 3 Architecture of DT - glucose

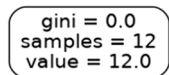


그림 4 DT 구조도 - UO
Fig. 4 Architecture of DT - UO

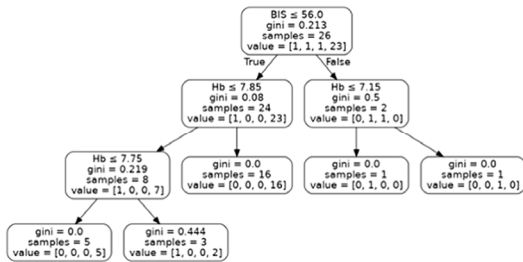


그림 5 DT 구조도 - Hct
Fig. 5 Architecture of DT - Hct

Glucose의 경우 glucose가 이상치를 가질 때 함께 이상치를 보이는 생체 신호의 조합이 비교적 다양하다. DT에서는 glucose의 이상에 대한 처치 방법을 추천하기 위해 glucose 값만 사용한다. 제안 모델에서는 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 학습 데이터에서는 1개의 처치만 나타난다. 이 때문에 DT에서는 입력 자질을 고려하지 않고 하나의 결과 값만 출력한다.

하지만 제안 모델에서는 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 대부분이라는 특징이 있다. DT에서는 BIS의 중요도가 가장 높고 그 다음 Hb의 중요도가 높다. 제안 모델에서는 Hb에 의해서 예측을 수행한다. Hct에 대한 성능만 살펴보면 DT의 경우 0.8, 제안 모델에서는 1.0의 성능을 보여, DT와 약간의 차이를 보이더라도 제안 모델 또한 중요한 자질을 잘 학습함을 알 수 있었다.

4.4 모델의 설명 가능성

DT의 경우 결과의 추론 과정을 트리 구조로 나타낼 수 있어 사람이 모델의 결과를 이해할 수 있다. 제안 모델의 경우 현재 어떠한 입력이 어떤 조건에 의해 높은 가중치를 부여받았는지에 대한 것은 설명할 수 없지만 입력 자질과 가중치가 연산될 때 값이 혼합되지 않도록 함으로써 최종 결과가 어떤 자질에 의해 도출되었는지 추적 가능하도록 하였다.

그림 2를 예로 들면, 제안 모델을 통해 이상치인 BIS에 대한 처치로 처치 후보 1번이 추천된다. 처치 후보 1번의 확률 값은 분류 레이어의 결과에서 max-pooling 연산을 통해 추출된 값이므로 어떤 입력 자질이 가중치와 연산된 결과인지 알 수 있다. 분류 레이어의 결과 또한 같은 방식으로 연산된 중간 단계 레이어의 결과로부터 연산되었기 때문에 최종적으로 어떤 입력 자질에 대해 연산된 값인지 추적 가능하다. 추적 결과 해당 입력 자질이 NMT였다면 “BIS가 이상치인 상황에서 NMT의 값이 x_{NMT} 이기 때문에 해당 처치 후보 1번이 추천되었다.”고 결과를 설명할 수 있다. 같은 입력이며 Hct가 이상치일 때 Hct에 대한 처치를 예측한 결과로 같은 NMT의 입력 값이 추적되더라도 “이상치인 Hct와 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, 긴박하고 복잡한 수술실에서 전문의의 결정 신뢰도를 높이고 사고를 예방할 수 있는 가능성을 보였다. 또한 추가적인 데이터에 대한 실험을 수행하여 제안 모델

의 효용성을 확인하였다.

현재 데이터가 부족하여 학습되지 못한 처치 후보가 존재하기 때문에 추가적인 데이터 구축이 필요하다. 또한 임상정보(환자 나이, 성별 등 정보)를 추가하고, 레이어 수와 구조의 최적화를 통해 성능을 높일 예정이다.

References

[1] Olivier Caelen, GianlucaBontempi, and Luc Barvais, Machine learning techniques for decision support in anesthesia, *Conference of AIME*, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 165-169, 2007.

[2] H. C. Lee, C. W. Jung, "Anesthesia research in the artificial intelligence era," *Anesth Pain Med*, 13, pp. 248-255, 2018.

[3] Brett L Moore, Larry D Pyeatt, Vivekanand Kulkarni, Periklis Panousis, KevinPadrez, and Anthony G Doufas, Reinforcement Learning for Closed-Loop PropofolAnesthesia: 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 Orderto Estimate the Depth of Anesthesia Using Wavelet and Fuzzy Neural Networks, *IJIMAI*, Vol. 4, No. 2, pp. 12-15, 2016.

[5] [Online] Aavailable: <https://web.stanford.edu/class/archive/cs/cs109/cs109.1166/problem12.html> (downloaded 2020, April. 3)

[6] [Online] Aavailable: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Haberman's+Survival> (downloaded 2020, April. 3)

[7] [Online] Aavailable: <https://gist.github.com/ktisha/c21e73a1bd1700294ef790c56c8aec1f> (downloaded 2020, April. 3)

[8] [Online] Aavailable: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Car+Evaluation> (downloaded 2020, April. 3)

[9] [Online] Aavailable: [https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Breast+Cancer+Wisconsin+\(Diagnostic\)](https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Breast+Cancer+Wisconsin+(Diagnostic)) (downloaded 2020, April. 3)



성수진

2019년 창원대학교 학사. 2019년~현재 창원대학교 스마트해양환경에너지공학협동과정(컴퓨터·정보통신공학) 석박사통합과정. 관심분야는 자연어처리, 기계학습



권수범

2019년 창원대학교 석사(전자공학과). 2014년~현재 엠텍글로벌 주식회사 대표이사 2015년~현재 정보통신, 방송 연구개발 사업 평가위원. 2020년~현재 정보산업협회 회장



윤지욱

2002년 부산대학교 학사. 2005년 부산대학교 석사. 2012년 부산대학교 박사. 2020년 현재 부산대학교 의과대학, 양산부산대학교병원 마취통증의학과 부교수



오진영

2008년 창원대학교 컴퓨터공학과 학사 2010년 창원대학교 컴퓨터공학과 석사 2013년 창원대학교 컴퓨터공학과 박사 2015년~2018년 7월 KT융합기술원 선임연구원. 2018년 8월~현재 창원대학교 연구원. 관심분야는 자연어처리, 기계학습

차정원

정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지 제 26 권 제 4 호 참조