(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0135146
(43) 공개일자 2024년09월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2021.01) *A61B 5/091* (2006.01)
G16H 20/40 (2018.01) *G16H 50/20* (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/091 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0028285
(22) 출원일자 2023년03월03일
심사청구일자 2023년03월03일

(71) 출원인
서울대학교병원
서울특별시 종로구 대학로 101(연건동)
계명대학교 산학협력단
대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교 산학협력관 201호(신당동)
(72) 발명자
김희수
서울특별시 송파구 양재대로 1218, 251-108
김윤정
서울특별시 관악구 승방길 77, 401
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
한상수

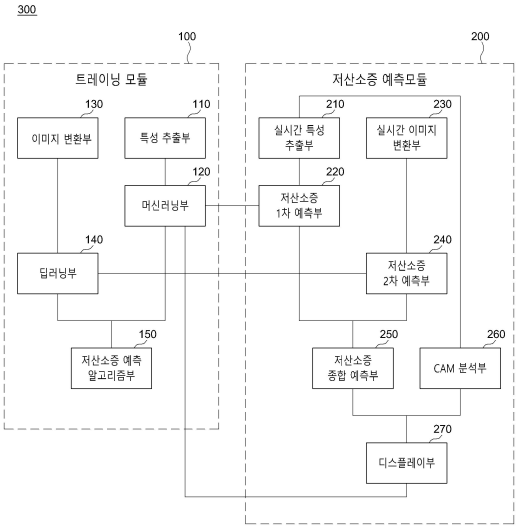
전체 청구항 수 : 총 9 항

(54) 발명의 명칭 **수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템**

(57) 요 약

본 발명은 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 제1 특성정보를 추출하고, 추출된 제1 특성정보를 각각 머신러닝 및 딥러닝한 결과를 기반으로 저산소증 학습모델을 구현하는 트레이닝 모듈 및 수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호로부터 제2 특성정보를 추출하고, 트레이닝 모듈에서 머신러닝된 저산소증 1차 학습모델 및 트레이닝 모듈에서 딥러닝된 저산소증 2차 학습모델을 통해 각각 예측된 결과를 기반으로 저산소증을 예측하는 저산소증 예측모듈을 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템을 제공한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A61B 5/7267 (2013.01)
G16H 20/40 (2021.08)
G16H 50/20 (2018.01)
(72) 발명자
김영곤
서울특별시 성북구 삼선교로2길 30, 402
신유민
서울특별시 성북구 창경궁로 321, 1301
진주성
서울특별시 성북구 동소문로17길 41-4, 301
이승보
서울특별시 종로구 혜화로6길 46 뉴파인빌-2

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711134993
과제번호	KMDF_PR_20200901_0029-02
부처명	다부처
과제관리(전문)기관명	(재단)범부처전주기의료기기연구개발사업단
연구사업명	범부처전주기의료기기연구개발사업(R&D)(과기정통부,복지부,산업부)
연구과제명	인공지능기반 예측지표 활용 가능한 원격지원형 융복합 환자감시장치 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	서울대학병원
연구기간	2020.09.01 ~ 2024.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

기획득된 스파이로메트리 신호로부터 제1 특성정보를 추출하고, 상기 추출된 제1 특성정보를 각각 머신러닝 및 딥러닝한 결과를 기반으로 저산소증 학습모델을 구현하는 트레이닝 모듈; 및

수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호로부터 제2 특성정보를 추출하고, 상기 트레이닝 모듈에서 머신러닝된 저산소증 1차 학습모델 및 상기 트레이닝 모듈에서 딥러닝된 저산소증 2차 학습모델을 통해 각각 예측된 결과를 기반으로 저산소증을 예측하는 저산소증 예측모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 제1 특성정보는 제1 머신러닝 특성정보 및 제1 딥러닝 특성정보를 포함하고,

상기 트레이닝 모듈은,

상기 기획득된 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함하는 상기 제1 머신러닝 특성정보를 추출하는 특성 추출부; 및

상기 제1 머신러닝 특성정보를 머신러닝하여 저산소증 1차 학습모델을 구축하고 상기 제1 머신러닝 특성정보를 1차 분석하는 머신러닝부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 트레이닝 모듈은,

상기 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 폐용량에 대한 폐용량 신호 및 상기 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 기도내압에 대한 기도내압 신호인 상기 제1 딥러닝 특성정보를 2차원 이미지로 변환시키는 이미지 변환부; 및

상기 2차원 이미지를 딥러닝하여 저산소증 2차 학습모델을 구축하고 상기 2차원 이미지를 2차 분석하는 딥러닝부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 트레이닝 모듈은, 상기 저산소증 1차 학습모델과 상기 저산소증 2차 학습모델을 통합하여 저산소증 학습모델을 구축하는 저산소증 예측 알고리즘부;를 더 포함하고,

상기 저산소증 예측 알고리즘부는 앙상블 기법(Hard voting, weighted voting, soft voting)을 통해 상기 저산소증 1차 학습모델과 상기 저산소증 2차 학습모델을 통합하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 제2 특성정보는 제2 머신러닝 특성정보 및 제2 딥러닝 특성정보를 포함하고,

상기 저산소증 예측모듈은,

상기 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함하는 상기 제2 머신러닝 특성정보를 추출하는 실시간 특성 추출부; 및

상기 저산소증 1차 학습모델에 상기 제2 머신러닝 특성정보를 적용하여 상기 저산소증을 1차 예측하는 저산소증 1차 예측부;를 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 6

제5 항에 있어서,

상기 저산소증 예측모듈은,

상기 스파이로메트리 신호로부터 추출된 폐용량에 대한 폐용량 신호 및 스파이로메트리 신호로부터 추출된 기도내압에 대한 기도내압 신호인 상기 제2 딥러닝 특성정보를 실시간 2차원 이미지로 변환시키는 실시간 이미지 변환부; 및

상기 저산소증 2차 학습모델에 상기 실시간 2차원 이미지를 적용하여 상기 저산소증을 2차 예측하는 저산소증 2차 예측부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 7

제6 항에 있어서,

상기 저산소증 예측모듈은, 상기 저산소증 1차 학습모델을 통하여 1차 예측된 결과와 상기 저산소증 2차 학습모델을 통하여 2차 예측된 결과를 종합하여 상기 저산소증을 예측하는 저산소증 종합 예측부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 8

제6 항에 있어서,

상기 저산소증 예측모듈은, 상기 실시간 2차원 이미지에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하는 CAM 분석부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

청구항 9

제1 항에 있어서,

상기 저산소증 예측모듈은, 상기 저산소증 종합 예측부에서 예측한 저산소증 여부, 상기 CAM 이미지 및 상기 제1 특성정보를 디스플레이하는 디스플레이부;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 관한 것으로, 보다 상세하게는 스파이로메트리 신호를 이용하여 수술 후 환자의 저산소증을 예측하는 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 복강경 또는 로봇 보조 수술은 일반적으로 수술 후 통증과 수술 후 회복의 측면에서 이점을 가져 하복부 수술에 자주 사용된다. 로봇 보조 수술의 경우 흉터가 매우 적고, 출혈 및 수혈의 가능성이 낮을 뿐만 아니라, 통증이 적고, 감염 위험도 적어 수술 결과의 만족도가 높다. 이에, 꾸준히 로봇 수술의 수요와 중요성이 증대되고 있다.

[0004] 다만, 복강경 혹은 로봇 보조 수술의 경우 골반 장기의 시술을 위해 트렌델렌버그(Trendelenburg) 자세가 요구되게 되며, 해당 자세는 횡격막의 머리쪽 이동, 흉압의 증가 등을 야기하여 호흡역학을 변화시킨다. 또한, 마취로 인하여 마비된 근육, 수술 등에 의해 무기폐의 형성이 야기되고 호흡 관류 불일치를 증가시킴에 따라 저산소증이 유발된다. 복강경 혹은 로봇 보조 수술을 받는 환자에서 수술 후 저산소증은 37%에서 발생했다고 보고된 바 있다. 저산소증은 체내 산소 분압이 떨어져 있는 상태를 말하며, 방공기에서 정상 산소포화도는 95% 이상이다.

[0005] 저산소증의 지속은 뇌손상, 수술 후 사암과 같은 나쁜 예후와 연관이 있음이 보고되었다. 수술 후 저산소증은 수술 후 폐 합병증의 지표로도 활용될 수 있다. 하지만, 수술 후 저산소증이 발생한 후 사후 중재를 하는 것은 산소 치료, 재원기간의 증가 등으로 의료비용이 증가할 수 있다는 단점이 있다. 수술 중에 만약 수술 후 저산소증을 예측할 수 있다면 침습적 기도관리를 하고 있을 때 적극적인 중재를 통하여 수술 후 저산소증을 예방하는데 도움이 될 것이다.

[0006] 하지만, 현재 수술 후 발생하는 저산소증을 실시간으로 예측하는 기술이 전무하다.

[0007] 특히, 수술 후 폐합병증을 예방하기 위하여 다양한 폐보호 마취기 전략이 제시되어 왔으나 환자에 층화하지 않고 일괄적으로 중재를 가하는 것이 임상적 예후를 개선시키는지에 대해서 아직 의문이 제기되고 있다. 즉, 환자의 수술 후 저산소증발생을 예측하여 층화된 중재를 가할 수 있고, 또 이 중재에 따라 달라진 스파이로메트리를 통하여 다시 환자를 평가하는 과정이 가능하다면 임상적 활용도가 매우 높다고 할 수 있겠다.

[0009] (특허문헌 1) 대한민국 공개특허 제10-2022-0108944호(2022.08.04.)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 상기와 같은 문제를 해결하기 위한 본 발명의 목적은 기획득된 제1 스파이로메트리 신호로부터 추출되는 제1 특성정보를 이용하여 수술 후 저산소증 학습모델을 구축한 후 실제 환자의 수술 중에 입력되는 제2 스파이로메트리 신호로부터 추출되는 제2 특성정보를 저산소증 학습모델에 적용하여 환자의 저산소증 여부, CAM 이미지 및 제1 특성정보를 출력함에 따라 중재가 필요한 환자의 마취 유지 단계에서 층화시키고 환자의 예후를 개선할 수 있고 사전에 환자의 저산소증을 예방할 수 있는 수술 중 스파이로메트리 신호 분석을 통한 실시간 수술 후 저산소증 예측 시스템을 제공하는 것이다.

[0013] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 이상에서 언급한 기술적 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0015] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 구성은 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 제1 특성정보를 추출하고, 상기 추출된 제1 특성정보를 각각 머신러닝 및 딥러닝 기반으로 저산소증 학습모델을 구현하는 트레이닝 모듈; 및 수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호로부터 제2 특성정보를 추출하고, 상기 트레이닝 모듈에서 머신러닝으로 학습된 저산소증 1차 학습모델 및 상기 트레이닝 모듈에서 딥러닝으로 학습된 저산소증 2차 학습모델을 통해 각각 예측된 결과를 기반으로 저산소증을 예측하는 저산소증 예측모듈;을 포함하는 것을 특징으로 하는 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템을 제공한다.

[0016] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 제1 특성정보는 제1 머신러닝 특성정보 및 제1 딥러닝 특성정보를 포함하고, 상기 트레이닝 모듈은, 상기 기획득된 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함하는 상기 제1 머신러닝 특성정보를 추출하는 특성 추출부; 및 상기 제1 머신러닝 특성정보를 머신러닝으로 학습하여 저산소증 1차 학습모델을 구축하고 상기 제1 머신러닝 특성정보를 1차 분석하는 머신러닝부;를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0017] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 트레이닝 모듈은, 상기 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 폐용량에 대한 폐용량 신호 및 상기 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 기도내압에 대한 기도내압 신호인 상기 제1 딥러닝 특성정보를 2차원 이미지로 변환시키는 이미지 변환부; 및 상기 2차원 이미지를 딥러닝하여 저산소증 2차 학습모델을 구축하고 상기 2차원 이미지를 2차 분석하는 딥러닝부;를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0018] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 트레이닝 모듈은, 상기 저산소증 1차 학습모델과 상기 저산소증 2차 학습모델을 통합하여 저산소증 학습모델을 구축하는 저산소증 예측 알고리즘부;를 더 포함하고, 상기 저산소증 예측 알고리즘부는 앙상블 기법(Hard voting, weighted voting, soft voting)을 통해 상기 저산소증 1차 학습모델과 상기 저산소증 2차 학습모델을 통합하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0019] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 제2 특성정보는 제2 머신러닝 특성정보 및 제2 딥러닝 특성정보를 포함하고, 상기 저산소증 예측모듈은, 상기 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함하는 상기 제2 머신러닝 특성정보를 추출하는 실시간 특성 추출부; 및 상기 저산소증 1차 학습모델에 상기 제2 머신러닝 특성정보를 적용하여 상기 저산소증을 1차 예측하는 저산소증 1차 예측부;를 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0020] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 저산소증 예측모듈은, 상기 스파이로메트리 신호로부터 추출된 폐용량에 대한 폐용량 신호 및 스파이로메트리 신호로부터 추출된 기도내압에 대한 기도내압 신호인 상기 제2 딥러닝 특성정보를 실시간 2차원 이미지로 변환시키는 실시간 이미지 변환부; 및 상기 저산소증 2차 학습모델에 상기 실시간 2차원 이미지를 적용하여 상기 저산소증을 2차 예측하는 저산소증 2차 예측부;를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0021] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 저산소증 예측모듈은, 상기 저산소증 1차 학습모델을 통하여 1차 예측된 결과와 상기 저산소증 2차 학습모델을 통하여 2차 예측된 결과를 종합하여 상기 저산소증을 예측하는 저산소증 종합 예측부;를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0022] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 저산소증 예측모듈은, 상기 실시간 2차원 이미지에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하는 CAM 분석부;를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0023] 본 발명의 실시예에 있어서, 상기 저산소증 예측모듈은, 상기 저산소증 종합 예측부에서 예측한 저산소증 여부, 상기 CAM 이미지 및 상기 제1 특성정보를 디스플레이하는 디스플레이부;를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

발명의 효과

[0025] 상기와 같은 구성에 따르는 본 발명의 효과는, 기획득된 제1 스파이로메트리 신호로부터 추출되는 제1 특성정보를 이용하여 저산소증 학습모델을 구축한 후 실제 환자의 수술 중에 입력되는 제2 스파이로메트리 신호로부터 추출되는 제2 특성정보를 저산소증 학습모델에 적용하여 환자의 저산소증 여부, CAM 이미지 및 제1 특성정보를 출력함에 따라 중재가 필요한 환자의 마취 유지 단계에서 층화시키고 환자의 예후를 개선할 수 있고 사전에 환자의 저산소증을 예방할 수 있다.

[0027] 본 발명의 효과는 상기한 효과로 한정되는 것은 아니며, 본 발명의 상세한 설명 또는 특허청구범위에 기재된 발명의 구성으로부터 추론 가능한 모든 효과를 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

도면의 간단한 설명

[0029] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템을 나타낸 블록도이다.

도 2의 (a), (b), (c), (d), (e)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 특성 추출부가 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)를 통해 수파인(supine) 자세와 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세를 구분하기 위하여 전처리하는 것을 나타낸 그래프이다.

도 3의 (a), (b), (c), (d)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 이미지 변환부에서 기획득된 스파이로메트리 신호를 2차원 이미지로 변환한 것을 나타낸 도면이다.

도 4의 (a), (b)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 CAM 분석부에서 상기 실시간 2차원 이미지에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하는 것을 나타낸 도면이다.

도 5의 (a), (b)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 디스플레이부가 실제 머신러닝 분류 성능 및 신호 특성별 중요도를 출력하는 것을 나타낸 도면이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법을 나타낸 순서도이다.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법의 흐름을 나타낸 블록도이다.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법의 세부 단계를 나타낸 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0030] 이하에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명을 설명하기로 한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 따라서 여기에서 설명하는 실시예로 한정되는 것은 아니다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0031] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결(접속, 접촉, 결합)"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 부재를 사이에 두고 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 구비할 수 있다는 것을 의미한다.

[0032] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들

을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0033] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0035] **1. 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템(300)**

[0036] 이하, 도 1 내지 도 4를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템을 설명하도록 한다.

[0037] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템을 나타낸 블록도이다.

[0038] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템(300)은 트레이닝 모듈(100) 및 저산소증 예측모듈(200)을 포함한다.

[0039] 트레이닝 모듈(100)은 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 제1 특성정보를 추출하고, 추출된 제1 특성정보를 각각 머신러닝 및 딥러닝 기반으로 저산소증 학습모델을 구현한다.

[0040] 여기서, 제1 특성정보는 폐의 역학에 따라 저산소증의 발생 유무를 판단하기 위한 다수의 신호(=인자) 중 일부에 대한 정보를 의미한다.

[0041] 구체적으로 제1 특성정보는 제1 머신러닝 특성정보 및 제1 딥러닝 특성정보를 포함한다.

[0042] 제1 머신러닝 특성정보는 기획득된 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함한다.

[0043] 또한, 상기한 기획득된 스파이로메트리 신호는 머신러닝을 통하여 저산소증 1차 학습모델을 도출하고 딥러닝을 통하여 저산소증 2차 학습모델을 도출하기 위한 데이터로서, 다양한 환자로부터 획득된 스파이로메트리 신호(이하, '제1 스파이로메트리 신호'라 칭함)이다.

[0044] 또한, 본 발명은 폐에서 이루어지는 호흡 과정의 기능을 검사하는 방법인 폐기능 검사를 통하여 획득되는 스파이로메트리(spirometry) 신호를 이용한다.

[0045] 이와 관련하여 폐는 산소를 섭취하고 체내에서 생긴 탄산가스를 배출하는 역할을 한다. 좁은 의미의 호흡은 폐에서 이루어지는 가스교환 과정을 의미하며, 여기에는 폐로 들어오고 나가는 공기의 흐름을 의미하는 환기(ventilation), 폐에 도달한 혈액의 흐름을 의미하는 관류(perfusion), 폐포에서 모세혈관의 적혈구에 산소가 결합하는 확산(diffusion)의 과정이 포함된다.

[0046] 상기한 폐기능 검사는 이런 폐의 기능적인 측면을 객관적인 지표로 평가하는 도구이다. 폐기능 검사에는 폐활량 검사와 기관지확장제검사, 폐확산능 검사, 폐용적 검사, 비특이 기관지 유발검사 등이 있다. 이 검사들은 어떤 한 질병을 특정하여 진단해주는 것은 아니지만 질환에 따른 고유한 양상을 보이므로 질환을 조기에 진단하거나, 질병의 진행을 단계별로 평가하는데 도움을 준다. 또한, 측정치의 변화는 질환 경중의 변화를 반영하여 여러 폐질환에서 임상적 상황들에 대한 해법을 제시해 주고, 치료 전 후의 효과 판정이나 치료의 가역성 여부를 판단하는 데 도움을 줄 수 있다.

[0047] 상기한 폐기능 검사의 종류로는 폐활량 측정법(spirometry), 기관지확장제 검사, 폐확산능 검사, 폐용적 검사, 비특이 기관지유발 검사 등이 있다.

[0048] 폐활량 측정법(spirometry)은 가장 기본적인 폐기능 검사법으로 피검자가 최대한 숨을 들이마신 후 내쉴 수 있는 공기량을 측정하는 검사법으로서, 본 발명에서 이용하는 방법이다.

[0049] 다음, 기관지확장제 검사는 기도를 확장시키는 속효 기관지확장제를 흡입한 후 폐활량 변화를 측정한다. 폐쇄환기장애가 관찰되는 경우 기관지확장제에 의한 가역성을 측정하여 천식 및 만성폐쇄성폐질환을 진단 및 평가하는 데 도움을 준다. 호흡곤란 정도, 만성폐쇄성폐질환 중증도, 수술 전 위험도 평가 등을 위해 시행하고, 직업성폐질환에서 장애의 판정과 등급 평가를 위해 시행하기도 한다. 질환의 경과 관찰을 위해서는 시간 간격을 두고 측정한다.

[0050] 다음, 폐확산능 검사는 일산화탄소를 흡입하여 폐포 모세혈관까지의 전달능을 측정한다. 간질성 폐질환의 진행 정도 파악, 폐기종의 평가, 폐부종, 원발 폐고혈압, 급성 폐색전증, 전신 질환의 폐침범 (류마티스 관절염, 루프스), 폐손상 유발 약물 사용 시, 폐 출혈, 폐 절제 수술 전 평가 등을 위해 시행한다.

[0051] 다음, 폐용적 검사에 추가적으로 질환의 중등도나 기능적 장애 정도, 질환의 경과나 치료에 대한 반응 등 질환의 정확한 생리학적인 평가를 위해서 필요하다.

[0052] 다음, 비특이 기관지유발 검사는 기관지척식은 기도 염증 반응과 다양한 유발 자극에 의해 기도가 좁아지는 기도과민성을 특징으로 하는 질환이다. 기도과민성을 측정하는 방법은 크게 기관지 확장제에 의한 기류제한의 개선을 관찰하는 방법과 약물적 또는 비약물적 자극을 가하여 기류 제한을 유발하는 기관지유발 검사로 나눌 수 있다. 기관지 유발검사에는 직접 기관지유발검사와 간접 기관지유발검사가 있다.

[0053] 트레이닝 모듈(100)은 특성 추출부(110), 머신러닝부(120), 이미지 변환부(130), 딥러닝부(140) 및 저산소증 예측 알고리즘부(150)를 포함한다.

[0054] 도 2의 (a), (b), (c), (d), (e)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 특성 추출부가 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)를 통해 수파인(supine) 자세와 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세를 구분하기 위하여 전처리하는 것을 나타낸 그래프이다.

[0055] 특성 추출부(110)는 기획득된 스파이로메트리 신호(이하, '제1 스파이로메트리 신호'라 칭함)를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량(Lung volume)과 기도내압(Air way pressure)의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함하는 제1 머신러닝 특성정보를 추출한다.

[0056] 우선, 도 2의 (a), (b), (c), (d), (e)를 참조하면, 특성 추출부(110)는 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)를 통해 수파인(supine) 자세와 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세를 구분하기 위하여 제1 스파이로메트리 신호를 전처리한다.

[0057] 수파인 (supine) 자세는 환자가 지면과 평행한 수술대에 정자세로 반듯하게 누워 있는 자세로서, 일반적인 수술에서 주로 취하게 된다.

[0058] 한편, 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세는 환자가 침대 또는 수술대에서 배위(背位)를 취하게 하고 두부를 30~40도 하방으로 내리고, 침대나 수술대를 무릎 아래에서 꺾어 구부린 자세로서, 복강경 수술 시 취하게 된다.

[0059] 환자마다 다르긴 하지만 수파인(supine) 자세와 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세에서 획득되는 스파이로메트리 신호가 각각 다르기 때문에 이를 이용하여 환자의 자세를 구분한다.

[0060] 일반적으로 처음 수술을 할 때는 수파인 자세로 시작을 하여 수술 중 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세로 바꾸게 되는데 이때, 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)값이 크게 증가하게 되며, 이러한 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)값의 변화 및 수치를 통해 알고리즘 기반으로 두 자세를 구분할 수 있게 된다.

[0061] 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)값의 변화를 추적하여 수파인(Supine) 자세와 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 자세를 구분하는 방법으로는 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure) 신호에 대한 변화시점 탐지방식(Change point detection)과 규칙 기반(Rule based) 방식이 있으며, 본 발명에서는 규칙 기반(Rule base) 방식을 통해 구현하였다.

[0062] 구체적으로 도 2의 (a), (b), (c), (d), (e)를 참조하면, 특성 추출부(110)는 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure) 값이 0.3이상이며, 연속된 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure) 값의 차이가 0.1 이하로 5분동안 유지되면, 수파인 자세(Supine position)에 돌입했다고 판단하며, 이후 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure) 값이 0.7을 연속으로 2회 넘는 경우 수파인 자세(Supine position)가 종료되었다고 판단한다.

[0063] 이어서, 도 2의 (a), (b), (c), (d), (e)를 참조하면, 특성 추출부(110)는 0.7이상의 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure) 값이 5분동안 지속되면 트렌델렌부르그 자세(Trendelenburg position)에 돌입했다고 판단하며, 이후 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure) 값이 0.5 이하의 값이 연속으로 기록되면 트렌델렌부르그 자세(Trendelenburg position)가 종료되었다고 판단한다.

[0064] 로우 최대흡기압력(Raw PIP: Raw Peak Inspiratory Pressure) 신호를 사용하는 경우 신호 자체의 변동(Fluctuation)이 크기 때문에 정확한 자세 분리(position separation)가 되지 않을 수 있기 때문에 가우시안 스무딩을 통해 값의 평활화를 진행한 후 자세 분리(position separation)를 진행한다.

[0065] 이와 같은 자세 분리(position separation)의 경우 수파인 자세(Supine position) 및 트렌델렌부르그 자세(Trendelenburg position) 중 어느 하나의 자세에서 획득되는 정보가 더 유의하게 작용할 수 있으므로 상기한 2가지 자세(position)에서의 추출 데이터의 연관성을 고려하는 등 보다 다양한 특성을 획득할 수 있도록 한다.

[0066] 구체적으로 환자마다 수술 시간이 다를 수 있으며, 전체 신호 구간에서 하나의 값을 추출하는 것 보다 윈도잉(windowing)을 적용하는 경우 더 많은 특성을 선별할 수 있으며, 추출된 신호에 대한 안정성, 신뢰성도 확보할 수 있다.

[0067] 따라서, 특성 추출부(110)에서는 각 환자별로 얻어지는 수파인(Supine), 트렌델렌부르그(Trendelenburg) 구간에 대해 윈도잉 시프트(windowing shift)를 적용하여 20개 구간(total window number)을 확보한다.

[0068] 각 윈도우(window)는 2000개의 데이터 포인트(data point)(window size)로 구성된다.

[0069] VitalDB에서 획득되는 신호의 샘플링 진동수(sampling frequency)가 15Hz이기 때문에 약 133초 동안의 값이 윈도우(window)에 포함된다.

[0070] 윈도우 오버랩 사이즈(window overlap size)의 경우 전체 환자 수술 길이에 맞춰 조정하여 최대한 전체 구간을 고루 사용할 수 있도록 하기의 [수학식 1]로 정의된다.

[0071] [수학식 1]

[0072] 오버랩 사이즈(overlap size) = (전체 수술 시간 - 윈도우 사이즈(window size)) / 전체 윈도우 개수(total window number)

[0074] 따라서 본 발명에서는 수파인 자세(Supine position), 트렌델렌부르그 자세(Trendelenburg position) 각각에 대해 20개의 윈도우가 추출되며, 제1 스파이로메트리(Spirometry) 신호 중에서는 폐용량(Lung volume), 기도내압(Air way pressure) 및 최대흡기압력(PIP: Peak Inspiratory Pressure)에 대한 신호를 분석한다.

[0075] 이에 따라 특성 추출부(110)에서 각 데이터 및 윈도우 별로 추출되는 신호 특성의 경우 신호 자체의 특성, 상관관계, 변이도로 크게 3가지 종류의 특성을 추출하고, 신호 자체의 특성에 기반해서는 최대, 최소, 평균, 중앙, 왜도, 첨도, 편차, 적률을 추출한다.

[0076] 구체적으로 특성 추출부(110)는 연속된 신호 분석의 경우 특정 시간마다 구간을 나누어 구간 내의 평균, 편차, 첨도, 왜도, 최대, 최소, 중앙값을 추출할 수 있으며, 2개 이상의 신호에 대해서는 상관관계(Pearson correlation, coherence, DTW, rank correlation coefficient)를 측정할 수 있다.

[0077] 상관관계의 경우 동일한 자세(position)일 때의 폐용량 정보와 기도내압 정보의 상관관계 분석이 가능하며, 서로 다른 포지션 (Supine position)과 (Trendelenburg position) 간의 상관관계 분석이 가능하다. 상관관계 측정의 경우 선형 상관관계 측정을 위한 상관계수(Pearson correlation), 비선형성 분석을 위한 순위 상관 계수(rank correlation coefficient)의 한 종류인 켄달타우 상관관계(Kendal Tau correlation), 의료분야에서 신호 유사성을 파악하기 위해 주로 사용되는 동적 시간 와핑(DTW: Dynamic Time warping), 간섭성(Coherence)을 이용한다.

[0078] 추가적으로, 전술한 제1 특성정보에 포함되는 대표적인 생체신호인 심박(ECG) 신호 및 맥박(PPG) 신호는 심박변이도(HRV: Heart Rate Variability)를 주요 특성으로 하며, 질병에 대한 저항 능력, 정신적 스트레스, 심혈관 질환에의 척도로 이용된다.

[0079] 변이도 특성으로는 (Time domain: mean peak, SDNN, HRV-index, pNN50, RMSSD, SDSD, Frequency domain: VLF, LF, HF, TP, norm LF, norm HF, LF/HF, etc.)를 포함한다.

[0080] 추가적으로 시간-도메인(time-domain) 신호 특성 외에 진동수-도메인(frequency-domain)의 신호 특성을 이용하여 다양한 변이도 분석이 가능하다.

[0081] 신호 분석을 위해 앞서 20개의 윈도우(window)를 나누었는데, 이후 머신러닝부(120)에서 수행되는 머신러닝을

위한 입력으로 활용하기 위해서는 추출된 윈도우(window) 각각을 입력으로 사용할 수도 있으며, 20개 윈도우(window)의 평균값을 입력할 수도 있다. 이와 같이 윈도우(window)를 나누어 분석하는 경우 시간대별 분석이 가능하다는 장점을 갖는다.

[0082] 예를 들어, 수파인 자세(supine position)에 돌입한 초기의 신호가 중요하게 작용할 수도 있으며, 트렌델렌부르그(Trendelenburg)가 일정 시간 이상 지속된 뒷 부분의 신호 데이터가 주요하게 작용할 수도 있다. 윈도우(Window)를 나눔으로써 이와 같은 세부적인 분석이 가능하다.

[0083] 머신러닝부(120)는 제1 머신러닝 특성정보를 머신러닝하여 저산소증 1차 학습모델을 구축하고 제1 머신러닝 특성정보를 1차 분석한다.

[0084] 구체적으로 머신러닝부(120)는 추출된 신호 특성을 입력으로 하여 저산소증을 1차적으로 예측하는 머신러닝 기반의 학습을 진행하며, 이와 관련하여 주요 특성을 선별하는 특성 선별 과정이 포함될 수 있다.

[0085] 특성 선별 과정의 경우 필터 기반(Filter-based) 방식과, 래퍼 기반(wrapper-based) 방식을 병행할 수 있다.

[0086] 이를 위해 머신러닝부(120)에서는 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine), 트리(tree) 랜덤 포레스트(RF: random Frest), 부스팅 기반 알고리즘(예를 들어, XGBoost, LGBoost, CatBoost)이 사용된다.

[0087] 머신러닝부(120)의 결과를 기반으로 특성별 중요도와 저산소증이 예측된 결과에서 임계값을 가정하여 추후 저산소증 예측모듈(200)에서 임상의에게 제공하는 설명력 요소로 활용할 수 있으며, 부스팅(Boosting), 트리 모델(Tree model)의 feature importance, 중요변수해석(SHAP value, shapley additive explanations value)를 이용할 수 있다.

[0088] 도 3의 (a), (b), (c), (d)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 이미지 변환부에서 기획득된 스파이로메트리 신호를 2차원 이미지로 변환한 것을 나타낸 도면이다.

[0089] 이미지 변환부(130)는 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 폐용량에 대한 폐용량 신호 및 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 기도내압에 대한 기도내압 신호를 2차원 이미지로 변환시킨다.

[0090] 이를 위한 이미지 변환부(130)는 각 좌표 기반의 GASF(Garamian Angular Summation Field), 공간 좌표 기반 MTF(Markov Transition Field), 시간-주파수 도메인 기반 반응도(Scalogram), 스펙트로그램(Spectrogram), 신호 상관관계 분석을 통한 Connectivity Adjacent matrix 등과 같은 다양한 방식을 이용하여 신호를 2차원 이미지로 변환한다.

[0091] 또한, 실제 임상의가 수술 중 확인할 수 있는 실제 이미지화 결과를 기반으로 진행할 수도 있으며, 그 실시 예로, 폐용량과 기도내압 값을 각 X-Y축으로 한 Volume-AWP curve를 2D 이미지화하는 방식이 있다.

[0092] 이를 위해서는 위 언급한 신호를 2차원 이미지로 변환하는 방법에 적격한 이미지 신호에 대한 전처리가 병행되어야 하며, 이미지 전처리의 경우 이미지 사이즈 통일하고 정규화(Z-normalization)하는 과정을 포함한다.

[0093] 이미지 변환부(130)는 크게 윈도우를 이용하여 제1 딥러닝 특성정보를 이미지화하거나 루프(Loop)를 이용하여 제1 딥러닝 특성정보를 이미지화할 수 있다.

[0094] 우선, 윈도우를 이용하여 제1 딥러닝 특성정보를 이미지화하는 방법은 머신러닝을 통한 분석과 마찬가지로 20개 구간으로 나누고, 각각의 윈도우에 대해 하나의 이미지를 만든 후 20개의 입력(input)을 넣는 딥러닝 모델(=저산소증 2차 학습모델)을 만들 수 있다.

[0095] 한편, 루프(Loop)를 이용하여 제1 딥러닝 특성정보를 이미지화하는 방법은 GASF, MTF, 반응도(Scalogram)에 대하여 20개 입력(input)을 넣고 보팅(voting)을 하고, 루프(loop)를 그리는 경우 전체 구간을 하나의 이미지로 만드는 방법을 적용하며, 본 발명에서는 루프를 이용하여 제1 딥러닝 특성정보를 이미지화하는 방법을 사용하였다.

[0096] 또한, 루프를 이용하여 제1 딥러닝 특성정보를 이미지화하는 방법은 크게 수술 시 환자의 자세에 따라 수파인(supine) 자세 및 트렌델렌부르그(trendelenbrug) 자세에서의 신호를 이미지화한다.

[0097] 구체적으로 루프(Loop)의 경우 전체 수술 구간 (수파인(supine) 구간 1개, 트렌델렌부르그(trendelenbrug) 구간 1개)을 이미지화한 이유는, 루프(loop)가 반복적으로 그려짐에 따라 loop가 반복되는 부분일수록 두꺼워지며, 이러한 반복 여부를 반영하여 이미지가 획득되기 때문이다.

[0098] 딥러닝부(140)는 2차원 이미지를 딥러닝하여 저산소증 2차 학습모델을 구축하고 2차원 이미지를 2차 분석한다.

[0099] 구체적으로 딥러닝부(140)는 전처리 과정을 통하여 통일된 사이즈의 2차원 이미지를 활용하여 딥러닝 진단 모델(=저산소증 2차 학습모델)을 학습시킨다.

[0100] 딥러닝부(140)에서 적용되는 분류 모델을 학습시키는 플랫폼은 텐서플로(Tensorflow), 파이토치(PyTorch)가 있을 수 있다.

[0101] 또한, 분류 모델의 경우 CNN 기반의 알고리즘(VGG, ResNet), 트랜스포머(Transformer) 기반의 알고리즘(ViT, Swin transformer) 등이 적용될 수 있다.

[0102] 상기한 딥러닝부(140)에서 학습된 저산소증 2차 학습모델은 윈도우 학습모델 및 루프 학습모델을 포함하고, 루프 학습모델은 수파인 학습모델 및 트렌델렌부르그 학습모델을 포함한다.

[0103] 저산소증 예측 알고리즘부(150)는 저산소증 1차 학습모델과 저산소증 2차 학습모델을 통합하여 저산소증 학습모델을 구축한다.

[0104] 이를 위한 저산소증 예측 알고리즘부(150)는 앙상블 기법(Hard voting, weighted voting, soft voting)을 통해 저산소증 1차 학습모델과 저산소증 2차 학습모델을 통합한다.

[0105] 저산소증 예측모듈(200)은 수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호로부터 제2 특성정보를 추출하고, 트레이닝 모듈(100)에서 머신러닝된 저산소증 1차 학습모델 및 트레이닝 모듈(100)에서 딥러닝된 저산소증 2차 학습모델을 통해 각각 예측된 결과를 기반으로 저산소증을 예측한다.

[0106] 여기서, 제2 특성정보는 폐의 역학에 따라 저산소증의 발생 유무를 판단하기 위한 다수의 신호(=인자) 중 일부에 대한 정보로서, 수술 중 실시간으로 측정되는 환자의 스파이로메트리 신호로부터 추출되는 정보이다.

[0107] 구체적으로 제2 특성정보는 제2 머신러닝 특성정보 및 제2 딥러닝 특성정보를 포함한다.

[0108] 제2 머신러닝 특성정보는 수술 중 실시간으로 측정되는 환자의 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함한다.

[0109] 여기서, 수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호는 수술 중에 환자의 폐기능 검사를 통하여 실시간으로 획득되는 신호(이하, '제2 스파이로메트리 신호'라 칭함)이다.

[0110] 이를 위한 저산소증 예측모듈(200)은 실시간 특성 추출부(210), 저산소증 1차 예측부(220), 실시간 이미지 변환부(230), 저산소증 2차 예측부(240), 저산소증 종합 예측부(250), CAM 분석부(260) 및 디스플레이부(270)를 포함한다.

[0111] 실시간 특성 추출부(210)는 제2 스파이로메트리 신호인 스파이로메트리 신호를 평활화(smoothing)하고 누락값을 보정하여 전처리한 후 이에 대한 기본 신호 특성, 변이도, 폐용량과 기도내압의 상관관계 및 수파인 자세와 트렌델렌버그 자세에서 각각 추출된 특성정보 간의 차이 및 상관관계를 포함하는 제2 머신러닝 특성정보를 추출한다.

[0112] 저산소증 1차 예측부(220)는 저산소증 1차 학습모델에 제2 스파이로메트리 신호에 대한 제2 특성정보(=제2 머신러닝)를 적용하여 저산소증을 1차 예측한다.

[0113] 실시간 이미지 변환부(230)는 제2 스파이로메트리 신호인 스파이로메트리 신호로부터 추출된 폐용량에 대한 폐용량 신호 및 제2 스파이로메트리 신호인 스파이로메트리 신호로부터 추출된 기도내압에 대한 기도내압 신호를 실시간 2차원 이미지로 변환시킨다.

[0114] 저산소증 2차 예측부(240)는 저산소증 2차 학습모델에 실시간 2차원 이미지를 적용하여 저산소증을 2차 예측한다.

[0115] 저산소증 종합 예측부(250)는 저산소증 1차 학습모델을 통하여 1차 예측된 결과와 저산소증 2차 학습모델을 통하여 2차 예측된 결과를 종합하여 저산소증을 최종적으로 예측한다.

[0116] 도 4의 (a), (b)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 CAM 분석부에서 상기 실시간 2차원 이미지에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하는 것을 나타낸 도면이다.

[0117] CAM 분석부(260)는 실시간 이미지 변환부(230)에 의해 이미지화된 실시간 2차원 이미지에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하며, 실제 환자의 스파리오메트리 곡선에 대한 딥러닝 CAM(Class Activation Map) 결과가 도 4에 도시된다.

[0118] 도 4의 (a), (b)에서, 세로축은 부피(volume), 가로축은 압력(awp)이다.

[0119] 도 4의 (a), (b)에 도시된 바와 같이 루프(Loop)가 여러 번 반복되며, 자주 반복되는 구간일수록 값이 진하고 두껍게 표현되는 것을 알 수 있다.

[0120] 또한, 루프는 위(흡기)에서 아래(호기)로 그려지는 형식인데, 올라가는 초입과, 내려오는 말단이 빨갛게 표현되는 것을 알 수 있다.

[0121] 따라서, 흡기에서의 루프(loop) 초반 기울기와 호기에서의 루프(loop) 초반 기울기가 중요하게 작용함을 알 수 있다.

[0122] 또한, 도 4의 (a), (b)에서의 기울기는 동일한 압력(x축)에 따른 부피(y축)의 변화를 나타낸다.

[0123] 이러한 루프(loop)를 통한 설명력 제시는 일반인에게는 큰 의미를 갖지 못하나, 임상의에게는 크게 작용할 수 있다.

[0124] 도 5의 (a), (b)는 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템에 구비된 디스플레이부가 실제 머신러닝 분류 성능 및 신호 특성별 중요도를 출력하는 것을 나타낸 도면이다.

[0125] 디스플레이부(270)는 저산소증 종합 예측부에서 예측한 저산소증 여부, CAM 이미지 및 제1 특성정보를 디스플레이한다.

[0126] 구체적으로 머신러닝부(120)에서 선별된 주요 특성 및 해당 특성의 임계점에 기반하여 디스플레이부(270)에 의해 실시간으로 출력되는 수치에 대한 저산소증 판단 기준으로 기능한다.

[0127] 또한, 딥러닝부(140)에서 추출된 CAM 이미지는 딥러닝 판단의 위치정보를 임상의에게 제공함으로써 본 발명의 투명성과 신뢰성을 제공한다.

[0128] 도 5의 (a), (b)를 참조하면, 수파인(Supine), 트렌델렌부르그(Trendelenburg)에서 다양한 특성이 추출되어, 대략 188개의 특성을 분석에 사용하였다.

[0129] 머신러닝의 입장에서는 모든 특성을 사용하는 것 보다 중요한 특성을 선별하여 사용하는 것이 그 정확도와 효율성을 향상시킬 수 있다.

[0130] 따라서, 래퍼 특징 선택(wrapper feature selection)으로 몇 개의 특성을 분석에 사용하였을 때 가장 높은 정확도를 얻을 수 있는지를 확인하였다(도 5의 (b) 참조), 이후 해당 개수만큼만 분석에 사용하고, 분석에 사용된 특성들이 어떤 의미가 있는지 해석하기 위해 SHAP 중요성(SHAP importance)을 산출하였다.

[0131] SHAP 중요성(SHAP importance)의 경우 빨간색일수록 값이 크고, 파란색일수록 값이 작으며, 오른쪽일수록 저산소증 발생 확률이 증가하는 것을 의미한다. 따라서, 임상적 해석을 가능하게 하는데, 그 예로 가장 중요도가 높았던 pip_tren_mean은 트렌델렌부르그 자세(Trendelenburg position)에서 최대흡기압력(PIP) 신호의 평균값을 의미하며, 그 평균값이 클수록 저산소증의 발생이 유의하게 증가할 수 있음을 의미한다.

[0133] **2. 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법**

[0134] 이하, 도 1 내지 도 8을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법을 설명하도록 한다.

[0135] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법을 나타낸 순서도이다. 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법의 흐름을 나타낸 블록도이다. 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법의 세부 단계를 나타낸 순서도이다.

[0136] 도 6 내지 도 8을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 방법은 (a) 트레이닝 모듈이 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 제1 특성정보를 추출

하는 단계(S100), (b) 트레이닝 모듈이 기획득된 스파이로메트리 신호를 각각 머신러닝 및 딥러닝한 결과를 기반으로 저산소증 학습모델을 구현하는 단계(S200), (c) 저산소증 예측모듈이 수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호에서 제2 특성정보를 추출하는 단계(S300), (d) 저산소증 예측모듈이 트레이닝 모듈에서 머신러닝된 저산소증 1차 학습모델 및 트레이닝 모듈에서 딥러닝된 저산소증 2차 학습모델을 통해 각각 예측된 결과를 기반으로 저산소증을 예측하는 단계(S400), (e) 트레이닝 모듈이 스파이로메트리 신호에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하는 단계(S500) 및 (f) 트레이닝 모듈이 환자의 저산소증 여부, CAM 이미지 및 제1 특성정보를 디스플레이하는 단계(S600)를 포함한다.

[0138] 상기한 바에 따른 본 발명은 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 추출된 제1 특성정보에 포함되는 제1 머신러닝 특성정보 및 제1 딥러닝 특성정보를 각각 머신러닝 및 딥러닝한 저산소증 1차 학습모델 및 저산소증 2차 학습모델을 통합한 저산소증 학습모델을 구축하고, 실제 수술 중에 실시간으로 획득되는 환자의 스파이로메트리 신호로부터 추출된 제2 특성정보에 포함된 제2 머신러닝 특성정보 및 제2 딥러닝 특성정보를 적용시킴에 따라 저산소증이 발생할 가능성(=저산소증이 발생할 확률 또는 저산소증의 예측)을 예측한 결과를 임상의에게 디스플레이함에 따라 수술 중 환자의 저산소증이 발생하기 전에 의료 조치를 수행할 수 있도록 지원한다.

[0140] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

[0141] 본 발명의 범위는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

[0143] 100: 트레이닝 모듈

110: 특성 추출부

120: 머신러닝부

130: 이미지 변환부

140: 딥러닝부

150: 저산소증 예측 알고리즘부

200: 저산소증 예측모듈

210: 실시간 특성 추출부

220: 저산소증 1차 예측부

230: 실시간 이미지 변환부

240: 저산소증 2차 예측부

250: 저산소증 종합 예측부

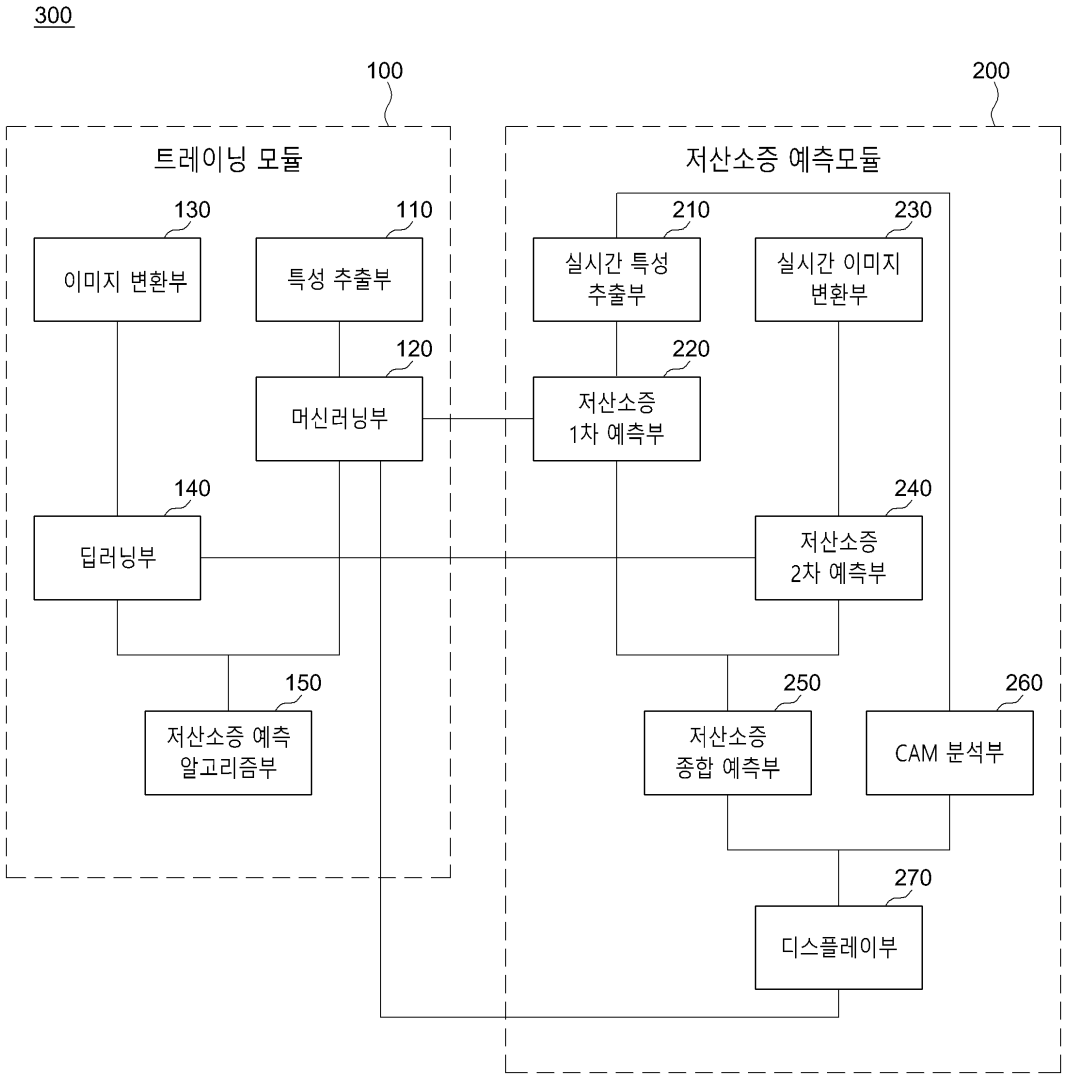
260: CAM 분석부

270: 디스플레이부

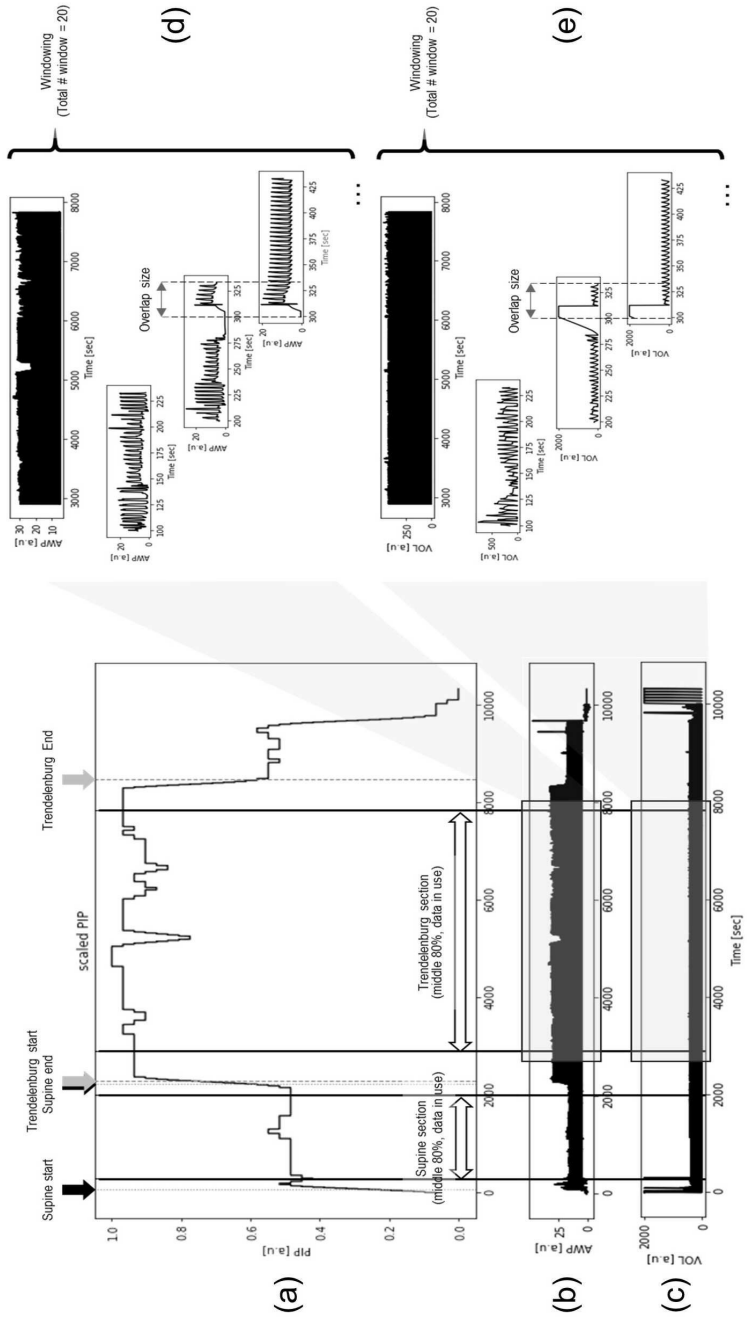
300: 수술 중 스파이로메트리 신호의 실시간 분석을 통한 수술 후 저산소증 예측 시스템

도면

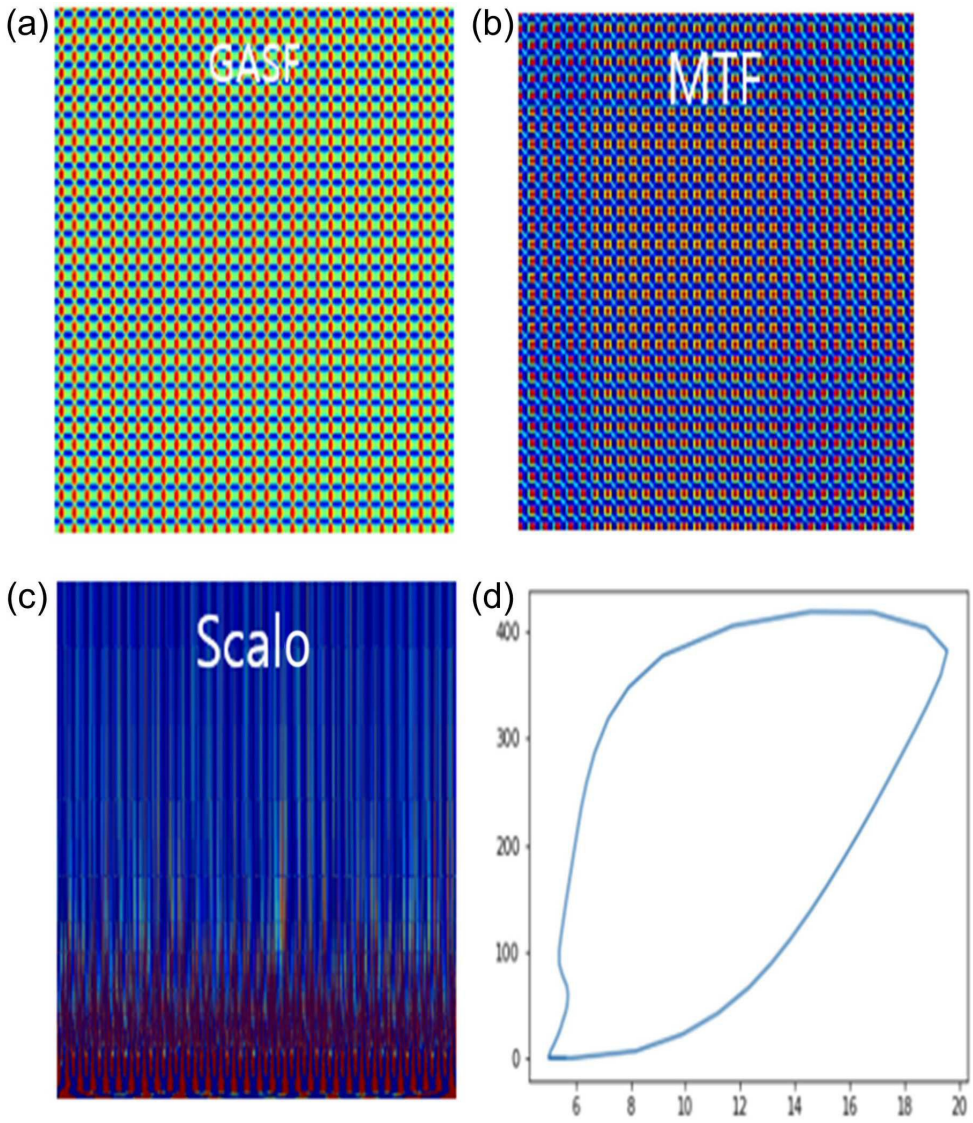
도면1


300
100
200
트레이닝 모듈
저산소증 예측모듈
130
이미지 변환부
110
특성 추출부
120
머신러닝부
140
딥러닝부
150
저산소증 예측
알고리즘부
210
실시간 특성
추출부
230
실시간 이미지
변환부
220
저산소증
1차 예측부
240
저산소증
2차 예측부
250
저산소증
종합 예측부
260
CAM 분석부
270
디스플레이부

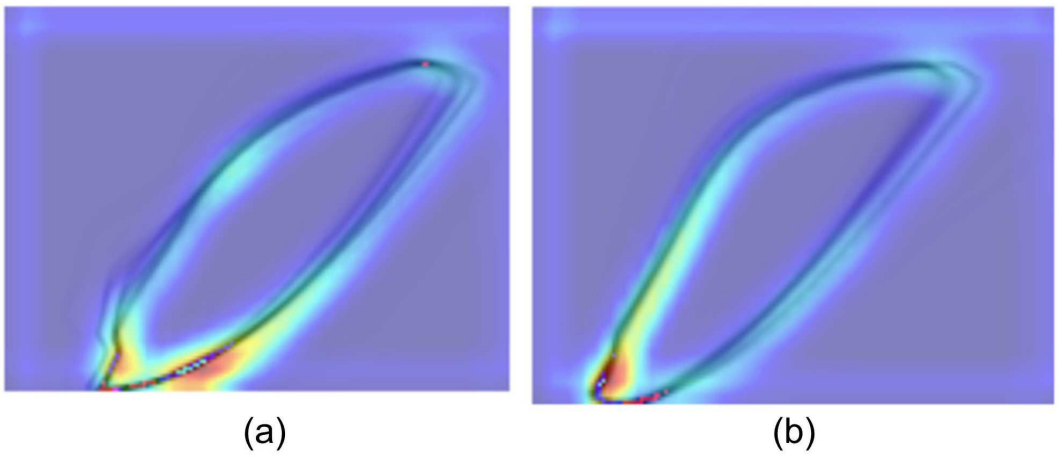
도면2


(a)
(b)
(c)
(d)
(e)
PIP [a.u]
AWP [a.u]
VOL [a.u]
Time [sec]
scaled PIP
Supine start
Supine end
Trendelenburg start
Trendelenburg End
Supine section
(middle 80%, data in use)
Trendelenburg section
(middle 80%, data in use)
Windowing
(Total # window = 20)
Overlap size

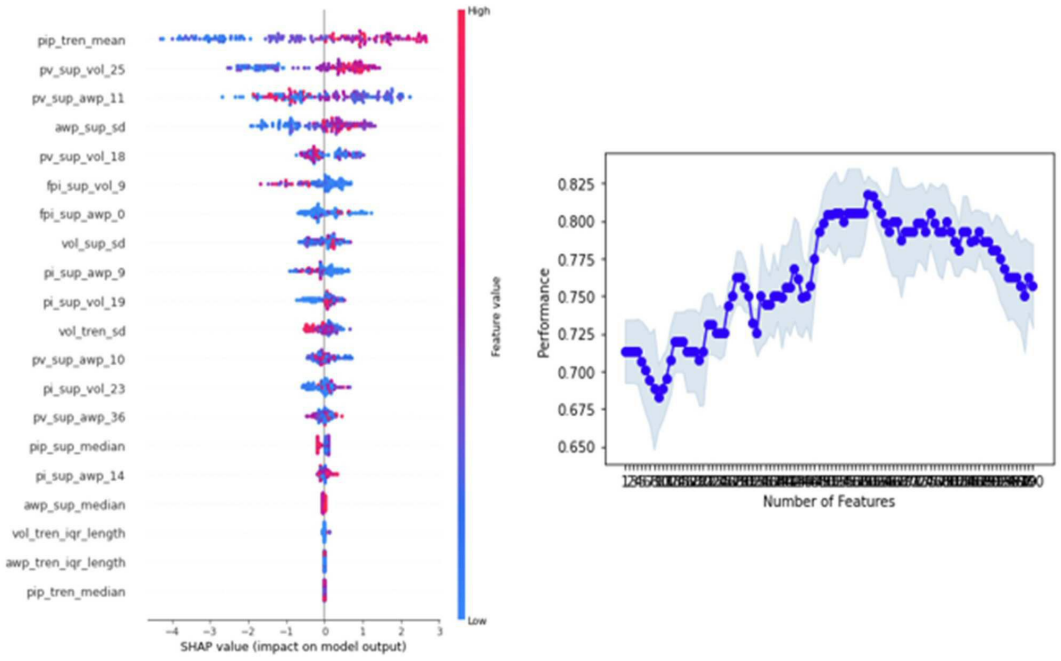
도면3



도면4

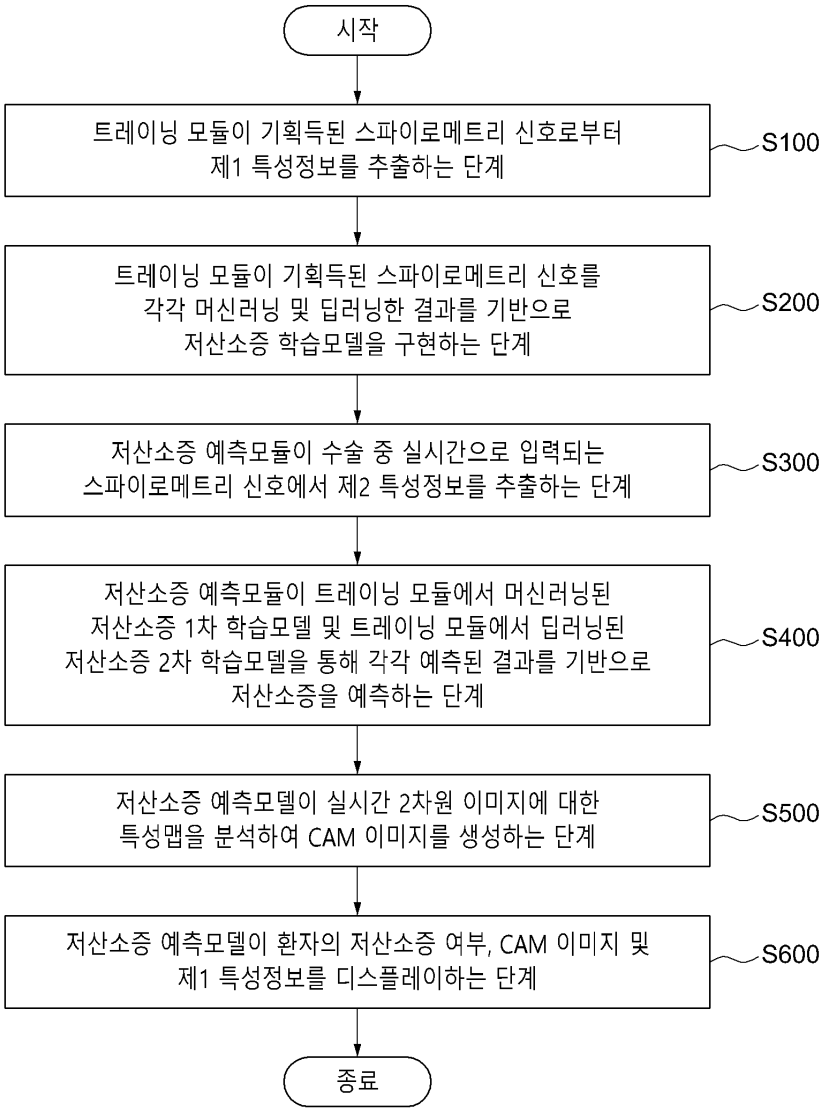


도면5

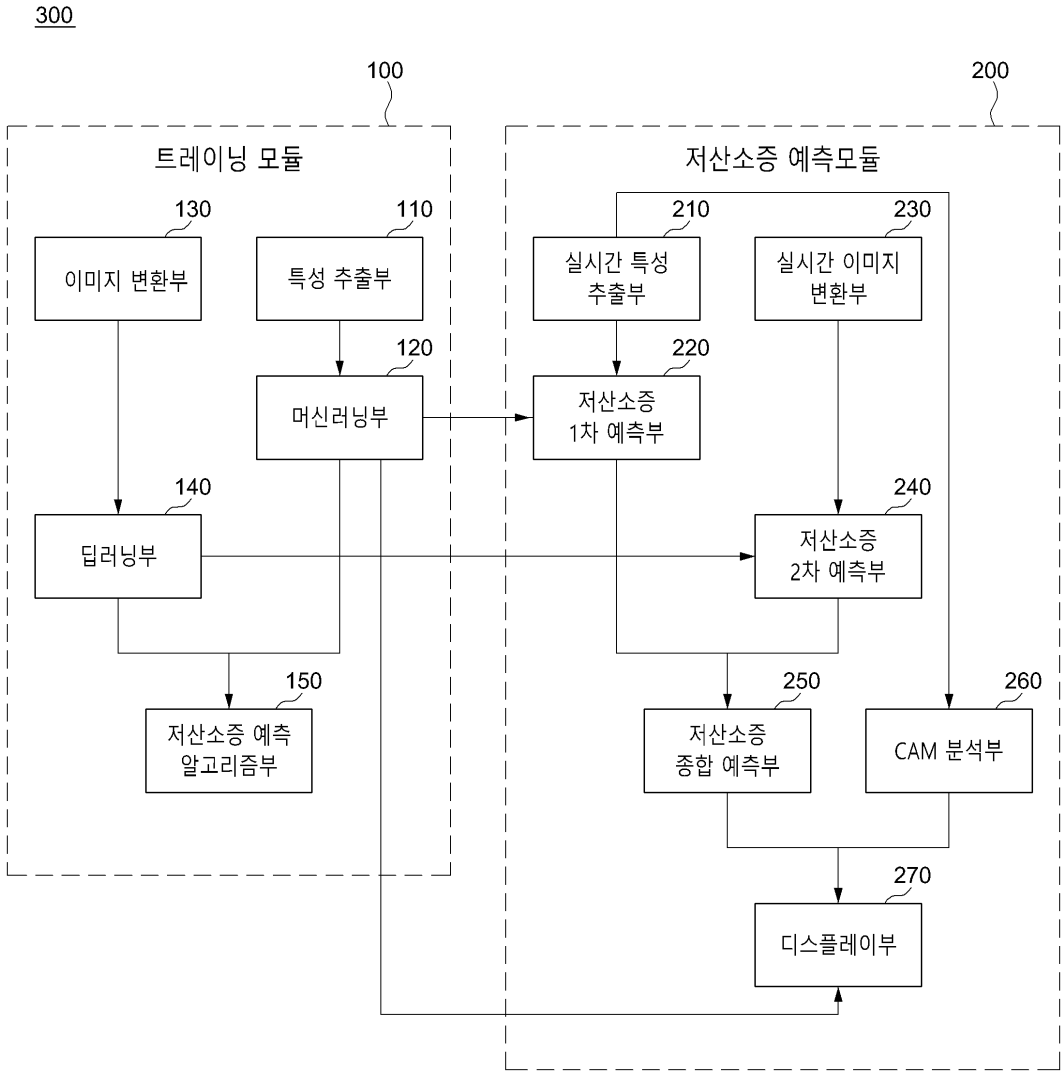

pip_tren_mean
pv_sup_vol_25
pv_sup_awp_11
awp_sup_sd
pv_sup_vol_18
fpi_sup_vol_9
fpi_sup_awp_0
vol_sup_sd
pi_sup_awp_9
pi_sup_vol_19
vol_tren_sd
pv_sup_awp_10
pi_sup_vol_23
pv_sup_awp_36
pip_sup_median
pi_sup_awp_14
awp_sup_median
vol_tren_iqr_length
awp_tren_iqr_length
pip_tren_median
High
Feature value
Low
−4 −3 −2 −1 0 1 2 3
SHAP value (impact on model output)
Performance
0.825
0.800
0.775
0.750
0.725
0.700
0.675
0.650
Number of Features

(a) (b)

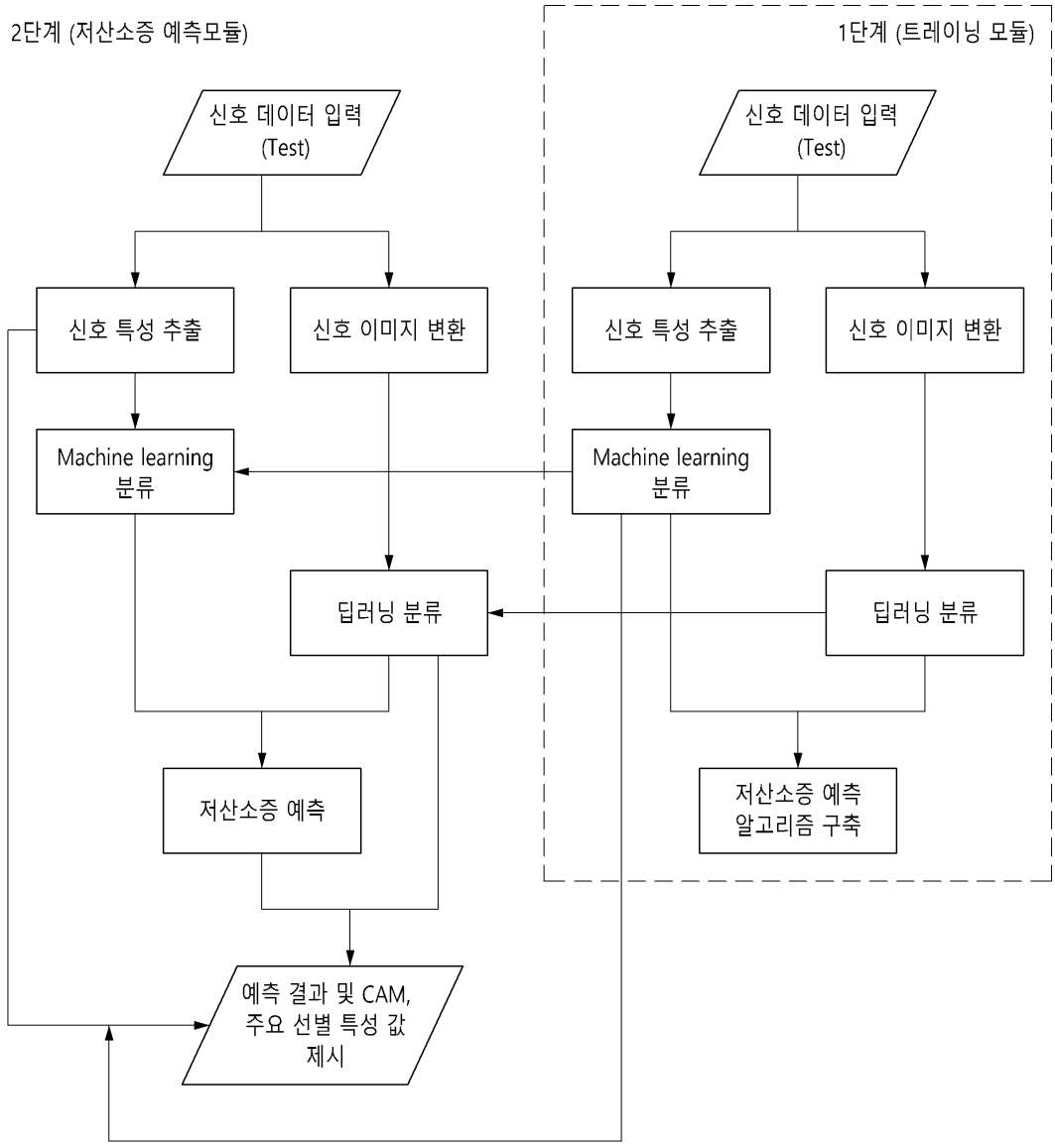
도면6


시작
트레이닝 모듈이 기획득된 스파이로메트리 신호로부터 제1 특성정보를 추출하는 단계
S100
트레이닝 모듈이 기획득된 스파이로메트리 신호를 각각 머신러닝 및 딥러닝한 결과를 기반으로 저산소증 학습모델을 구현하는 단계
S200
저산소증 예측모듈이 수술 중 실시간으로 입력되는 스파이로메트리 신호에서 제2 특성정보를 추출하는 단계
S300
저산소증 예측모듈이 트레이닝 모듈에서 머신러닝된 저산소증 1차 학습모델 및 트레이닝 모듈에서 딥러닝된 저산소증 2차 학습모델을 통해 각각 예측된 결과를 기반으로 저산소증을 예측하는 단계
S400
저산소증 예측모델이 실시간 2차원 이미지에 대한 특성맵을 분석하여 CAM 이미지를 생성하는 단계
S500
저산소증 예측모델이 환자의 저산소증 여부, CAM 이미지 및 제1 특성정보를 디스플레이하는 단계
S600
종료

도면7


300
100
200
트레이닝 모듈
저산소증 예측모듈
130
이미지 변환부
110
특성 추출부
120
머신러닝부
140
딥러닝부
150
저산소증 예측
알고리즘부
210
실시간 특성
추출부
230
실시간 이미지
변환부
220
저산소증
1차 예측부
240
저산소증
2차 예측부
250
저산소증
종합 예측부
260
CAM 분석부
270
디스플레이부

도면8


2단계 (저산소증 예측모듈)
1단계 (트레이닝 모듈)
신호 데이터 입력
(Test)
신호 데이터 입력
(Test)
신호 특성 추출
신호 이미지 변환
신호 특성 추출
신호 이미지 변환
Machine learning
분류
Machine learning
분류
딥러닝 분류
딥러닝 분류
저산소증 예측
저산소증 예측
알고리즘 구축
예측 결과 및 CAM,
주요 선별 특성 값
제시