



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0047574
(43) 공개일자 2025년04월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61M 16/00 (2025.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/372 (2021.01) G16H 20/30 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61M 16/026 (2017.08)
A61B 5/372 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2024-0108446
(22) 출원일자 2024년08월13일
심사청구일자 2024년08월13일
(30) 우선권주장
1020230131061 2023년09월27일 대한민국(KR)

(71) 출원인
이화여자대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
이향운
서울특별시 강남구 압구정로 201, 75동 906호 (압구정동, 현대아파트)
오유란
서울특별시 마포구 만리재옛2길 14, 101동 501호 (신공덕동, 모던하우스)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인더웨이브

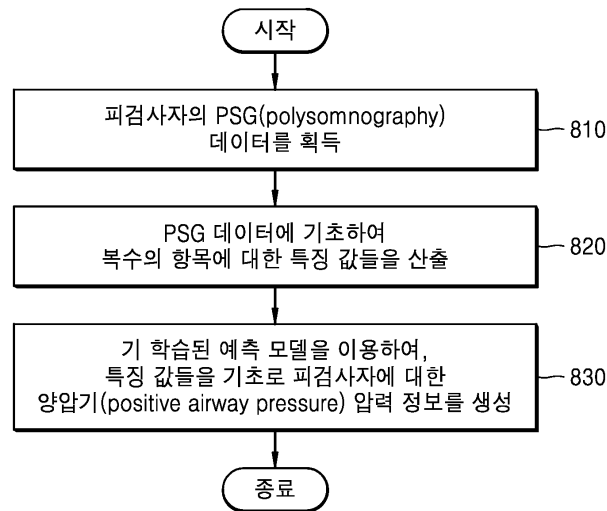
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법 및 장치

(57) 요약

본 개시는 PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법 및 장치에 관한 것이다. 본 개시의 일 실시예에 의하면, 피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득하는 단계; 상기 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출하는 단계; 및 기 학습된 예측 모델을 이용하여, 상기 특징 값들을 기초로 상기 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성하는 단계를 포함하고, 상기 PSG 데이터는, 상기 피검사자의 EEG(electroencephalogram) 데이터를 포함하는, PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법을 제공할 수 있다.

대표도 - 도8



(52) CPC특허분류

A61B 5/4806 (2013.01)
A61B 5/4836 (2021.08)
A61B 5/7246 (2013.01)
A61B 5/7264 (2023.08)
A61M 16/0003 (2015.01)
G16H 20/30 (2021.08)
G16H 50/20 (2018.01)
A61M 2016/0027 (2013.01)
A61M 2230/10 (2013.01)

(72) 발명자

강주형

서울특별시 광진구 아차산로 549, 1005동 2002호
 (광장동, 광장현대파크빌)

김여진

서울특별시 성동구 행당로 79, 112동 304호 (행당동, 행당동 대림아파트)

양지선

경기도 수원시 권선구 세권로304번길 47, 515동 1004호 (권선동, 권선5단지 상록아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711179344
과제번호	00155966
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능융합혁신인재양성
연구과제명	인공지능융합혁신인재양성(이화여자대학교)
과제수행기관명	이화여자대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711155852
과제번호	2019M3C1B8090803
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	휴먼플러스융합연구개발챌린지사업
연구과제명	수면제어 인지강화 인체핵심 뇌회로 초음파 신경조절 휴먼적용
과제수행기관명	이화여자대학교
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345360535
과제번호	5199990614253
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	4단계두뇌한국21사업(R&D)
연구과제명	4IR (4th Industrial Revolution)-기반 헬스케어 전문인력 양성사업단
과제수행기관명	이화여자대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득하는 단계;

상기 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출하는 단계; 및

기 학습된 예측 모델을 이용하여, 상기 특징 값들을 기초로 상기 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성하는 단계;

를 포함하고,

상기 PSG 데이터는, 상기 피검사자의 EEG(electroencephalogram) 데이터를 포함하는, PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 상기 EEG 데이터에 대한 Hjorth 액티비티(Hjorth activity), 평균 티저 에너지(mean teager energy), 산술 평균(arithmetic mean), 중앙값(median value), 왜도(skewness), 밴드 파워 델타(band power delta) 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율(ratio of band power alpha to beta) 중 적어도 하나를 포함하는, 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 상관관계 분석 및 VIF 분석 중 적어도 하나에 기초하여 선별된 항목을 포함하는, 방법.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별되고,

상기 제2 항목은, 상기 상관관계 분석에 따라 상기 제1 항목과 제1 임계값 이상의 상관관계를 가지는, 방법.

청구항 5

제 3 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별되고,

상기 제2 항목은, 상기 VIF 분석에 따라 제2 임계값 이상의 VIF 값을 가지는, 방법.

청구항 6

제 3 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 상기 선별된 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수(AHI) 및 산소포화도(SpO2) 중 적어도 하나를 출력하도록 학습된 검증 모델을 이용하여 검증되는, 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 EEG 데이터는, C4-A1 채널을 통해 수집된 EEG 데이터를 포함하는, 방법.

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 PSG 데이터는, 양압기 적정압력 검사(titration)를 포함하지 않는 상기 피검사자에 대한 수면다원검사를 통해 생성되는, 방법.

청구항 9

제 1 항에 있어서,

상기 양압기 압력 정보는, CPAP(Continuous Positive Airway Pressure), BiPAP(Bilevel Positive Airway Pressure) 및 APAP(Automatic Positive Airway Pressure) 중 적어도 하나에 관한 압력 정보를 포함하는, 방법.

청구항 10

통신을 수행하는 통신 모듈;

적어도 하나의 프로그램이 저장된 메모리; 및

상기 적어도 하나의 프로그램을 실행함으로써 동작하는 프로세서;

를 포함하되,

상기 프로세서는,

피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득하도록 상기 통신 모듈을 제어하고,

상기 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출하고,

기 학습된 예측 모델을 이용하여, 상기 특징 값들을 기초로 상기 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성하고,

상기 PSG 데이터는 상기 피검사자의 EEG(electroencephalogram) 데이터를 포함하는, PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 장치.

청구항 11

제 10 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 상기 EEG 데이터에 대한 Hjorth 액티비티(Hjorth activity), 평균 티저 에너지(mean teager energy), 산술 평균(arithmetic mean), 중앙값(median value), 왜도(skewness), 밴드 파워 델타(band power delta) 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율(ratio of band power alpha to beta) 중 적어도 하나를 포함하는, 장치.

청구항 12

제 10 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 상관관계 분석 및 VIF 분석 중 적어도 하나에 기초하여 선별된 항목을 포함하는, 장치.

청구항 13

제 12 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별되고,

상기 제2 항목은, 상기 상관관계 분석에 따라 상기 제1 항목과 제1 임계값 이상의 상관관계를 가지는, 장치.

청구항 14

제 12 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별되고,

상기 제2 항목은, 상기 VIF 분석에 따라 제2 임계값 이상의 VIF 값을 가지는, 장치.

청구항 15

제 12 항에 있어서,

상기 복수의 항목은, 상기 선별된 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수(AHI) 및 산소포화도(SpO2) 중 적어도 하나를 출력하도록 학습된 검증 모델을 이용하여 검증되는, 장치.

청구항 16

제 10 항에 있어서,

상기 EEG 데이터는, C4-A1 채널을 통해 수집된 EEG 데이터를 포함하는, 장치.

청구항 17

제 10 항에 있어서,

상기 PSG 데이터는, 양압기 적정압력 검사(titration)를 포함하지 않는 상기 피검사자에 대한 수면다원검사를 통해 생성되는, 장치.

청구항 18

제 10 항에 있어서,

상기 양압기 압력 정보는, CPAP(Continuous Positive Airway Pressure), BiPAP(Bilevel Positive Airway Pressure) 및 APAP(Automatic Positive Airway Pressure) 중 적어도 하나에 관한 압력 정보를 포함하는, 장치.

청구항 19

제 1 항에 따른 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 비일시적 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 폐쇄성 수면무호흡 증후군(obstructive sleep apnea syndrome, OSAS) 등 수면 장애는 고령화와 비만 인구의 증가로 인해 더욱 빈번하게 나타나고 있으며, 이에 따라 수면 장애 치료 시장이 급속히 확장되고 있다. 수면의 질 향상과 증상 완화를 위해 지속적 기도양압(Continuous Positive Airway Pressure, CPAP)을 비롯한 다양한 양압기 치료가 사용되며, 이는 기도내 압력 조절을 통해 호흡을 유지시킨다.

[0003] 그러나, 양압기 치료를 위해서는 적정치료압력의 파악이 필요하다. 적정치료압력의 파악을 위한 지속적 기도양압 적정압력 검사(CPAP titration) 등 양압기 적정압력 검사(titration)는 많은 시간과 인력이 소요되며, 검사자와 피검사자에게 큰 불편을 초래할 수 있다. 적정압력 검사는 수면 중 양압기의 압력 수준을 수면무호흡이 나타나지 않을 때까지 수동으로 올려 조정하면서 수면무호흡증 치료에 최적의 압력을 찾는 복잡한 절차를 포함하고 있으며, 추가적인 검사를 위한 방문과 비용이 필요할 수 있다. 이러한 불편과 복잡성 및 추가적인 비용은 양압기 치료의 접근성을 저해할 수 있다.

[0004] 이에, 인공지능을 이용하여 수면다원검사(polysomnography, PSG) 데이터를 기초로 양압기 적정압력 검사 없이 양압기 압력을 예측하는 기술이 필요하다. 다만, 정확한 적정압력 수준 예측을 위해서는 적절한 특징 항목을 구성하는 것이 필수적인 바, 양압기 적정압력을 예측하기 위해 PSG 데이터로부터 어떤 특징을 추출할지에 대한 해결이 필요한 실정이다.

[0005] 전술한 배경기술은 발명자가 본 발명의 도출을 위해 보유하고 있었거나, 본 발명의 도출 과정에서 습득한 기술 정보로서, 반드시 본 발명의 출원 전에 일반 공중에게 공개된 공지기술이라 할 수는 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 개시는 PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법 및 장치를 제공한다. 본 개시가 해결하고자 하는 과제는 이상에서 언급한 과제에 한정되지 않으며, 언급되지 않은 본 개시의 다른 과제 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 개시의 실시 예에 의해보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 개시가 해결하고자 하는 과제 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타난 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 개시의 제1 측면은, 피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득하는 단계; 상기 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출하는 단계; 및 기 학습된 예측 모델을 이용하여, 상기 특징 값들을 기초로 상기 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성하는 단계를 포함하고, 상기 PSG 데이터는, 상기 피검사자의 EEG(electroencephalogram) 데이터를 포함하는, PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 방법을 제공할 수 있다.

[0008] 본 개시의 제2 측면은, 통신을 수행하는 통신 모듈; 적어도 하나의 프로그램이 저장된 메모리; 및 상기 적어도 하나의 프로그램을 실행함으로써 동작하는 프로세서를 포함하되, 상기 프로세서는, 피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득하도록 상기 통신 모듈을 제어하고, 상기 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출하고, 기 학습된 예측 모델을 이용하여, 상기 특징 값들을 기초로 상기 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성하고, 상기 PSG 데이터는 상기 피검사자의 EEG(electroencephalogram) 데이터를 포함하는, PSG 데이터의 특징을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 장치를 제공할 수 있다.

[0009] 본 개시의 제3 측면은, 본 개시의 제1 측면의 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 비일시적 기록매체를 제공할 수 있다.

[0010] 전술한 것 외의 다른 측면, 특징, 이점이 이하의 도면, 특허 청구범위 및 발명의 상세한 설명으로부터 명확해질 것이다.

발명의 효과

[0011] 전술한 본 개시의 과제 해결 수단에 의하면, 양압기 적정압력 검사 없이 피검사자에 대한 PSG 데이터(예: EEG 데이터)만으로 양압기 압력 정보를 생성함으로써 검사자와 피검사자에게 편의를 제공할 수 있다.

[0012] 또한, 본 개시의 과제 해결 수단에 의하면, 선별된 특징 항목에 대한 특징 값들로 양압기 압력 정보를 생성하는 예측 모델을 이용함으로써, 예측의 정확도와 신뢰도를 향상시킬 수 있다.

[0013] 실시예들에 의한 효과는 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 본 명세서의 기재로부터 당해 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0014] 도 1은 PSG 데이터에 기초하여 양압기 압력 정보를 생성하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 2는 예측 모델을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 3은 예측 모델의 입력 항목으로서 복수의 항목이 선별되는 과정의 일 예시이다.

도 4는 상관관계 분석 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 5는 VIF 분석 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 6 내지 도 7은 검증 모델을 이용하여 복수의 항목을 검증하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 8은 예측 장치가 동작하는 방법의 일 예시이다.

도 9는 일 실시예에 따른 예측 장치의 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0015] 본 개시의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 설명되는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 개시는 아래에서 제시되는 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있고, 본 개시의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변환, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 아래에 제시되는 실시예들은 본 개시가 완전하도록 하며, 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이다. 본 개시를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0016] 본 명세서에서 사용되는 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 개시를 한정하려는 의도가 아니다. 다르게 정의되지 않는 한, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어들은 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다.
- [0017] 본 명세서에서, 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한 복수의 표현을 포함한다. 또한, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 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.
- [0018] 또한, 본 명세서에서 사용되는 "제1" 또는 "제2" 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용할 수 있지만, 구성요소들은 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.
- [0019] 본 명세서에의 "일 실시예에서", "일 실시예에 따른", "일 실시예에 관한" 또는 "일 실시예의 구현에 따라" 등의 어구는 반드시 모두 동일한 실시예를 가리키는 것은 아니다. 또한, 명세서 전체에서 "실시예"는 본 개시를 용이하게 설명하기 위한 임의의 구분으로서, 실시예 각각이 서로 배타적일 필요는 없다. 예를 들어, 일 실시예의 설명을 위해 언급된 구성들은 다른 실시예에 적용 및/또는 구현될 수 있으며, 본 개시의 범위를 벗어나지 않는 한도에서 변경되어 적용 및/또는 구현될 수 있다.
- [0020] 본 개시의 일부 실시예는 기능적인 블록 구성들 및 다양한 처리 단계들로 나타내어질 수 있다. 이러한 기능 블록들의 일부 또는 전부는, 특정 기능들을 실행하는 다양한 개수의 하드웨어 및/또는 소프트웨어 구성들로 구현될 수 있다. 예를 들어, 본 개시의 기능 블록들은 하나 이상의 마이크로프로세서들에 의해 구현되거나, 소정의 기능을 위한 회로 구성들에 의해 구현될 수 있다.
- [0021] 예를 들어, 본 개시의 기능 블록들은 다양한 프로그래밍 또는 스크립팅 언어로 구현될 수 있다. 기능 블록들은 하나 이상의 프로세서들에서 실행되는 알고리즘으로 구현될 수 있다. 또한, 본 개시는 전자적인 환경 설정, 신호 처리, 및/또는 데이터 처리 등을 위하여 종래 기술을 채용할 수 있다. "매커니즘", "요소", "수단" 및 "구성" 등과 같은 용어는 넓게 사용될 수 있으며, 기계적이고 물리적인 구성들로서 한정되는 것은 아니다. 또한, "-부", "-모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0022] 또한, 도면에 도시된 구성요소들 간의 연결 선 또는 연결 부재들은 기능적인 연결 및/또는 물리적 또는 회로적 연결들을 예시적으로 나타낸 것일 뿐이다. 실제 장치에서는 대체 가능하거나 추가된 다양한 기능적인 연결, 물리적인 연결, 또는 회로 연결들에 의해 구성요소들 간의 연결이 나타내어질 수 있다.
- [0023] 또한, 도면 상의 일부 구성요소는 그 크기나 비율 등이 다소 과장되어 도시 되었을 수 있다. 또한, 어떤 도면 상에 도시된 구성요소가 다른 도면 상에는 도시 되지 않을 수 있다.
- [0024] 이하에서, "양압기(positive airway pressure)"는 사람의 기도를 통해 공기를 공급함으로써 양압을 유지시키는 의료기기를 의미할 수 있다. 양압기는 기능에 따라 지속형 양압기(Continuous Positive Airway Pressure, CPAP), 이중 양압기(Bilevel Positive Airway Pressure, BiPAP) 및 자동 양압기(Automatic Positive Airway Pressure, APAP) 등을 포함할 수 있고, 구조에 따라 일체형 양압기 및 모듈형 양압기 등을 포함할 수 있으며, 휴대성에 따라 고정형 양압기 및 휴대용 양압기 등을 포함할 수 있다.

- [0025] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 개시를 상세히 설명하기로 한다.
- [0026] 도 1은 PSG 데이터에 기초하여 양압기 압력 정보를 생성하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0027] 피검사자에 대한 양압기 압력 정보(120)를 제공하기 위한 시스템은 예측 장치(100)를 포함할 수 있다. 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 피검사자의 PSG 데이터(110)에 기초하여 피검사자에 대한 양압기 압력 정보(120)를 생성하는 장치를 포함할 수 있다. 본 개시에서, 양압기 압력 정보(120)는 피검사자에 대하여 설정되는 양압기 치료 압력을 의미할 수 있다.
- [0028] 일 실시예에서, 양압기 압력 정보(120)는 CPAP(Continuous Positive Airway Pressure), BiPAP(Bilevel Positive Airway Pressure) 및 APAP(Automatic Positive Airway Pressure) 중 적어도 하나에 관한 압력 정보를 포함할 수 있다. 이때, 각 양압술 치료에 관한 압력 정보는 각 양압술 치료에서 사용되는 양압기에 적용되는 압력을 포함할 수 있다.
- [0029] 예를 들어, 양압기 압력 정보(120)는 고정된 하나의 압력, 실시간 모니터링에 따라 피검사자의 상태에 대응되어 변경되는 압력, 기 설정된 시간별 압력, 및/또는 호기 압력과 흡기 압력 쌍 등 양압기 치료에서 이용되는 압력 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0030] 구체적 예로서, 양압기 압력 정보(120)는 피검사자에 대한 CPAP에서 이용되는 고정된 압력 또는 기 설정된 시간별 압력을 포함할 수 있다. 다른 구체적 예로서, 양압기 압력 정보(120)는 피검사자에 대한 BiPAP에서 이용되는 호기 압력과 흡기 압력 쌍을 포함할 수 있다. 또 다른 구체적 예로서, 양압기 압력 정보(120)는 피검사자에 대한 APAP에서 이용되는 실시간 모니터링에 따라 피검사자의 상태에 대응되어 변경되는 압력을 포함할 수 있다. 한편, 양압기 압력 정보(120)에 포함될 수 있는 압력 정보는 상술한 예시에 제한되지 않는다.
- [0031] 양압기 치료는 폐쇄성 수면 무호흡(OSA) 환자에게 가장 효과적인 치료법으로 알려져 있으며, 환자의 수면 장애 치료를 통해 수면의 질을 개선하기 위하여 이루어질 수 있다. 하지만, 양압기 치료를 위한 적정 압력의 산출은 복잡한 검사 과정에 따른 시간 소요와 불편을 초래할 수 있다. 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 학습모델을 이용하여 양압기 압력 정보(120)를 생성함으로써 효율적인 진단 및 치료를 지원하는데 이용될 수 있다.
- [0032] 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 피검사자에 대한 양압기 압력 정보(120)를 제공하는데 이용되는 웹 및/또는 앱을 관리하는 서버를 포함할 수 있다. 다른 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 스마트폰, PC, 태블릿 PC, 스마트 TV, 휴대폰, 랩톱, 키오스크, 가전기기, 및 기타 모바일 또는 비모바일 컴퓨팅 디바이스를 포함할 수 있다. 또 다른 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 의료기기에 결합된 컴퓨팅 디바이스로 구현될 수 있다.
- [0033] 또 다른 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 통신 기능 및 데이터 프로세싱 기능을 구비한 안경, 헤어 밴드 등의 웨어러블 디바이스를 포함할 수 있다. 또 다른 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 네트워크를 통해 다른 장치와 통신을 수행할 수 있는 모든 종류의 디바이스를 포함할 수 있다.
- [0034] 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 피검사자의 PSG 데이터(110)를 획득할 수 있다. 일 실시예에서, PSG 데이터(110)는 양압기 적정압력 검사를 포함하지 않는 피검사자에 대한 수면다원검사를 통해 생성될 수 있다. 이때, 피검사자는 양압기를 이용한 양압기 치료의 대상이 되는 사람을 의미할 수 있다.
- [0035] 본 개시에서, 수면다원검사는 수면 중인 피검사자로부터 다양한 생리적 매개변수를 측정하여 수면 장애를 평가하기 위한 각종 지표를 생성하는 검사 및/또는 수면 장애 평가를 위한 설문 검사를 의미한다. 일 실시예에서, PSG 데이터(110)는 피검사자의 수면 중 피검사자의 생리적 매개변수를 측정함으로써 생성될 수 있다.
- [0036] 예를 들어, PSG 데이터(110)는 EEG(electroencephalogram) 데이터(111), EOG(electrooculogram) 데이터, EMG(electromyogram) 데이터, ECG(electrocardiogram) 데이터, 산소포화도, 호흡기류, 호흡노력, 맥박, 수면 자세, 코골이, 다리 움직임, 체온, 및/또는 설문응답 등을 포함할 수 있다.
- [0037] 또한, 양압기 적정압력 검사는 양압기 치료가 필요한 피검사자에게 최적의 양압기 압력을 설정하기 위해 수행되는 검사를 의미한다. 양압기 적정압력 검사는 피검사자가 양압기 마스크를 착용한 상태에서 수면 중 양압기의 압력 수준을 변경하며 최적의 압력을 찾기 위해 진행된다. 그러나, 양압기 적정압력 검사는 수동적(manual)이고, 많은 인력이 필요하며, 다수의 테스트 세션을 요하는 바, 검사자와 피검사자의 불편을 초래할 수 있다.
- [0038] 즉, 예측 장치(100)는 상술한 노동 집약적 양압기 적정압력 검사 없이, 상대적으로 용이한 수면다원검사를 통해 생성된 PSG 데이터(110)에 기초하여 피검사자의 양압기 치료를 위한 양압기 압력 정보(120)를 생성함으로써 검

사자와 피검사자에게 편의를 제공할 수 있다.

- [0039] 일 실시예에서, PSG 데이터(110)는 피검사자의 EEG 데이터(111)를 포함할 수 있다. EEG 데이터(111)는 수면 단계, 수면 종류(REM/NREM), 및 각성 이벤트 등 수면무호흡증과 관련된 다양한 특징을 나타낼 수 있다. 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 피검사자의 EEG 데이터(111)를 기초로 양압기 압력 정보(120)를 생성할 수 있다.
- [0040] 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 측정 장치(미도시)와 네트워크를 통한 통신을 수행함으로써 피검사자의 EEG 데이터(111) 등 PSG 데이터(110)를 획득하거나, 또는 측정 장치로부터 생성된 EEG 데이터(111) 등 PSG 데이터(110)를 저장하는 별도의 저장 장치로부터 PSG 데이터(110)를 획득할 수 있다.
- [0041] 이때, 네트워크는 예측 장치(100)가 다른 주체와 원활하게 통신을 수행할 수 있도록 하는 포괄적인 의미의 데이터 통신망이며, 유선 통신망 및/또는 무선 통신망을 포함할 수 있다.
- [0042] 예를 들어, 네트워크는 근거리 통신망(Local Area Network; LAN), 광역 통신망(Wide Area Network; WAN), 부가 가치 통신망(Value Added Network; VAN), 이동 통신망(mobile radio communication network), 위성 통신망 및 이들의 상호 조합을 포함할 수 있다. 또한, 무선 통신은 예를 들어, 무선 랜(Wi-Fi), 블루투스, 저전력 블루투스(Bluetooth low energy), 지그비(ZigBee), WFD(Wi-Fi Direct), UWB(ultra-wideband), 적외선 통신(IrDA, infrared Data Association), NFC(Near Field Communication) 등이 있을 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0043] 일 실시예에서, 피검사자에 대한 EEG 데이터(111)는 C4-A1 채널을 통해 수집된 EEG 데이터를 포함할 수 있다. 이때, C4-A1 채널을 통해 수집된 EEG 데이터는 두개골 중앙에서 오른쪽으로 치우쳐 배치된 전극과 왼쪽 귀 뒤에 배치된 참조 전극 사이의 전압차로 기록된 EEG 데이터를 나타낼 수 있다.
- [0044] C4-A1 채널은 수면 단계 및 각성 반응 등 다양한 뇌 활동을 반영하는 것으로 알려져 있으며, 신경과학 및 수면 연구에서 주로 사용되는 표준 채널로서 높은 신뢰성을 가진다.
- [0045] 예측 장치(100)는 C4-A1 채널을 통해 수집된 EEG 데이터를 기초로 양압기 압력 정보(120)를 생성함으로써 높은 정확도와 신뢰도를 가지는 양압기 압력 정보(120)를 생성할 수 있다.
- [0046] 도 2는 예측 모델을 이용하여 양압기 압력 정보를 생성하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0047] 도 2를 참조하면, 예측 장치(100)는 예측 모델(200)에 대한 입력 데이터를 생성하기 위하여, PSG 데이터(110)를 전처리할 수 있다. 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 PSG 데이터(110)에 포함된 데이터, 예컨대 EEG 데이터(111)를 전처리할 수 있다.
- [0048] 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 PSG 데이터(110)에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들(210)을 산출할 수 있다. 도 2에 도시된 실시예에 따르면, PSG 데이터(110)에 포함된 소정의 데이터, 예컨대 EEG 데이터(111)에 대하여 복수의 항목이 설정될 수 있고, 예측 장치(100)는 PSG 데이터(110)에 포함된 EEG 데이터(111)에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들(210)을 산출할 수 있다.
- [0049] 예를 들어, 예측 장치(100)는 EEG 데이터(111)에 기초하여 제1 항목에 대한 제1 특징 값(211) 및 제2 항목에 대한 제2 특징 값(212)을 생성할 수 있다. 이때, 제1 항목 및 제2 항목 등 복수의 항목이 구성되는 과정은 도 3 등을 참조하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0050] 한편, 다른 일 실시예에서, 도 2에 도시된 것과 달리, EOG 데이터, EMG 데이터 및/또는 ECG 데이터 등 PSG 데이터(110)에 포함된 각각의 데이터에 대하여 복수의 항목이 설정될 수 있고, 예측 장치(100)는 EOG 데이터의 복수의 항목에 대한 특징 값들, EMG 데이터의 복수의 항목에 대한 특징 값들 및/또는 ECG 데이터의 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출할 수 있다.
- [0051] 이후, 예측 장치(100)는 기 학습된 예측 모델(200)을 이용하여, 복수의 항목에 대한 특징 값들(210)을 기초로 피검사자에 대한 양압기 압력 정보(120)를 생성할 수 있다.
- [0052] 일 실시예에서, 예측 모델(200)은 PSG 데이터(100)에 기초하여 산출된 특징 값들(210)을 기초로 양압기 압력 정보(120)를 생성하는 학습모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 예측 모델(200)은 EEG 데이터(111)로부터 산출된 특징 값들(210)을 입력으로 하여, EEG 데이터(111)에 대응되는 피검사자에 대한 양압기 압력 정보(120)를 출력하도록 학습된 학습모델을 포함할 수 있다.
- [0053] 이때, 일 실시예에 따른 학습모델은 MLP(Multilayer Perceptron), DNN(Deep Neural Network),

CNN(Convolutional Neural Network), Transformer 또는 Autoencoder 등 다양한 인공신경망 아키텍처 중 적어도 하나에 기반한 학습모델을 포함할 수 있다. 또한, 다른 일 실시예에 따른 학습모델은 Random Forest Regression, Support Vector Regression 또는 XGBoost Regression 등 다양한 기계 학습 알고리즘 중 적어도 하나에 기반한 학습모델을 포함할 수 있다.

- [0054] 일 실시예에 따른 예측 모델(200)은 기 생성된 학습데이터에 기초하여 학습될 수 있다. 이때, 학습데이터는 PSG 데이터 및 각 PSG 데이터에 대응되는 양압기 압력 정보를 포함할 수 있으며, PSG 데이터 및 양압기 압력 정보는 복수의 폐쇄성 수면무호흡증 환자를 대상으로 한 PSG 검사 및 양압기 적정압력 검사를 통해 생성될 수 있다.
- [0055] 한편, 예측 장치(100)가 추출하는 특징 값들(210)에 대응되는 복수의 항목은 상관관계 분석 및 VIF(Variance Inflation Factor) 분석 중 적어도 하나에 기초하여 선별된 항목을 포함할 수 있다. 즉, 예측 장치(100)는 상관관계 분석 및 VIF 분석 중 적어도 하나에 기초하여 선별된 복수의 항목 각각에 대한 특징 값을 EEG 데이터(111)로부터 추출할 수 있다.
- [0056] 이하, 도 3 내지 도 7을 참조하여 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 복수의 항목이 선별되는 과정을 상세히 설명한다.
- [0057] 도 3은 예측 모델의 입력 항목으로서 복수의 항목이 선별되는 과정의 일 예시이다.
- [0058] 도 3을 참조하면, 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 복수의 항목은 선별 및 검증을 통해 결정될 수 있다. 도 3에는 EEG 데이터(111)에 대한 복수의 항목을 선별 및 검증하는 예시적인 과정이 도시되었으나, EOG 데이터, EMG 데이터 및/또는 ECG 데이터 등 PSG 데이터(110)를 구성하는 각각의 데이터에 대하여 복수의 항목을 결정하는 과정은 도 3에 도시된 EEG 데이터(111)에 대한 복수의 항목을 결정하는 과정과 동일하게 이루어질 수 있다.
- [0059] 단계 310은 EEG 데이터(111)로부터 추출 가능한 특징들을 나타내는 원시 항목군을 특징하는 단계이다. 일 실시예에 따른 원시 항목군은 통계적 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목, Hjorth 파라미터에 관한 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목, 주파수 영역의 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목, 엔트로피 기반의 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목, 비선형 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목, 시간-주파수 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목 및/또는 공간적 특징을 나타내는 적어도 하나의 항목을 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0060] 예를 들어, 통계적 특징은 평균, 중앙값, 최대값, 최소값, 분산, 왜도 및/또는 표준편차 등을 포함할 수 있다. 또한, Hjorth 파라미터에 관한 특징은 활동성, 이동성 및/또는 복잡성 등을 포함할 수 있다. 또한, 주파수 영역의 특징은 대역 전력(Band Power Alpha, Band Power Beta, Band Power Delta, Band Power Gamma 및 Band Power Theta) 및/또는 주파수 스펙트럼 밀도 등을 포함할 수 있다.
- [0061] 또한, 엔트로피 기반의 특징은 샤논 엔트로피, 샘플 엔트로피, 순열 엔트로피, 퍼지 엔트로피, 레이 엔트로피, 차상 엔트로피 및/또는 로그 에너지 엔트로피 등을 포함할 수 있다. 또한, 비선형 특징은 평균 티거 에너지, 프랙탈 차원, Lempel-Ziv 복잡성 및/또는 재발 분석 등을 포함할 수 있다. 또한, 시간-주파수 특징은 경험적 모드 분해, Hilbert-Huang 스펙트럼 엔트로피 및/또는 웨이블릿 엔트로피 등을 포함할 수 있다. 또한, 공간적 특징은 공통 공간 패턴 등을 포함할 수 있다.
- [0062] 단계 320은 상관관계 분석에 기반하여 원시 항목군에 대한 1차 선별을 수행함으로써 1차 선별 항목군을 특징하는 단계이다. 이때, 상관관계 분석은 변수간의 관계를 측정하여 설명하기 위한 통계적 방법을 의미한다. 한편, 상관관계 분석에 기반하여 선별을 수행하는 구체적인 과정은, 도 4 등을 참조하여 후술하도록 한다.
- [0063] 단계 330은 VIF 분석에 기반하여 1차 선별 항목군에 대한 2차 선별을 수행함으로써 2차 선별 항목군을 특징하는 단계이다. 이때, VIF 분석은 다중 공선성(multicollinearity)을 측정하는데 사용되며, 다중 공선성은 회귀분석에서 독립 변수간 높은 상관관계가 존재함으로 인해 회귀 계수의 추정이 불안정해지는 정도를 나타낸다. VIF 값이 높을수록 다중 공선성이 크다는 것을 나타낸다.
- [0064] 한편, VIF 분석에 기반하여 선별을 수행하는 구체적인 과정은, 도 5 등을 참조하여 후술하도록 한다.
- [0065] 단계 320 내지 단계 330은 그 순서가 서로 변경될 수 있다. 즉, 입력 항목으로서 복수의 항목이 선별되는 과정에서 VIF 분석에 따른 선별 이후 상관관계 분석에 따른 선별이 수행되는 것도 가능하다.
- [0066] 일 실시예에서, 상관관계 분석 및 VIF 분석에 기초하여 선별된 2차 선별 항목군은 복수의 항목은 EEG 데이터에 대한 Hjorth 액티비티(Hjorth activity), 평균 티거 에너지(mean teager energy), 산술 평균(arithmetic mean), 중앙값(median value), 왜도(skewness), 밴드 파워 델타(band power delta) 및 밴드 파워 알파 대 베타

비율(ratio of band power alpha to beta) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

- [0067] 일 실시예에서, 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 복수의 항목은 EEG 데이터에 대한 Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지, 산술 평균, 중앙값, 왜도, 밴드 파워 델타 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율로 구성될 수 있다.
- [0068] 일 실시예에서, 예측 장치(100)는 EEG 데이터(111)의 특징을 추출함으로써, EEG 데이터(111)에 대한 Hjorth 액티비티 값, 평균 티거 에너지 값, 산술 평균 값, 중앙값, 왜도 값, 밴드 파워 델타 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율 값을 특징 값들로서 생성할 수 있다. 이후, 예측 장치(100)는 생성된 특징 값들을 예측 모델(200)에 입력하고, 예측 모델(200)의 출력으로 양압기 압력 정보(120)를 생성할 수 있다.
- [0069] 단계 340은 선별된 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수(AHI) 및 산소포화도(SpO2) 중 적어도 하나를 출력하도록 학습된 검증 모델을 이용하여 2차 선별 항목군에 포함된 복수의 항목을 검증하는 단계이다. 한편, 복수의 항목을 검증하는 구체적인 과정은, 도 6 등을 참조하여 후술하도록 한다.
- [0070] 도 4는 상관관계 분석 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다. 한편, 도 4 내지 도 7에 도시된 실험 결과는 대한민국 서울특별시 소재 이화여자대학교 목동병원에서 2018년부터 2021년까지 수집된 검사 결과를 기초로 도출되었다. 이때, 검사 결과는 20대 내지 80대의 153명의 폐쇄성 수면무호흡증 환자에 대한 검사 결과를 포함하며, PSG 검사 결과 및/또는 양압기 적정압력 검사 결과를 포함한다.
- [0071] 일 실시예에서, 선별된 복수의 항목은 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별될 수 있고, 제2 항목은 상관관계 분석에 따라 제1 항목과 제1 임계값 이상의 상관관계를 가질 수 있다. 한편, 제2 항목이 제1 항목과 제1 임계값 이상의 상관관계를 가진다는 것은, 제2 항목이 제1 항목에 대하여 가지는 피어슨 상관관계수(Pearson correlation coefficient)의 절대값이 제1 임계값 이상의 값을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0072] 이때, 제1 항목은 임의의 항목일 수 있고, 제1 임계값은 0.6, 0.7 또는 0.8 등으로 설정될 수 있다. 적어도 하나의 제2 항목을 제거함으로써 불필요한 매개 변수(특징 값 추출을 위한 항목)의 증가로 인한 차원의 저주(curse of dimensionality)를 해소할 수 있다.
- [0073] 도 4를 참조하면, EEG 데이터(111)에 관한 26개 항목으로 구성된 원시 항목군에 있어서, 원시 항목군에 대한 상관관계 분석의 결과를 확인할 수 있다. 이때, 선별을 위한 제1 임계값은 0.7로 설정되었다.
- [0074] 도 4에 도시된 원시 항목군은 평균 곡선 길이(Mean Curve Length), Hjorth 액티비티(Hjorth Activity), Hjorth 이동성(Hjorth Mobility), Hjorth 복잡성(Hjorth Complexity), 1차 디퍼런스(First Difference), 정규화된 1차 디퍼런스(Normalized First Difference), 2차 디퍼런스(Second Difference), 정규화된 2차 디퍼런스(Normalized Second Difference), 평균 에너지(Mean Energy), 평균 티거 에너지(Mean Teager Energy), 로그 루트 연속 변화 합(Log Root Sum of Sequential Variation), Renyi 엔트로피(Renyi Entropy), 산술 평균(Arithmetic Mean), 표준 편차(Standard Deviation), 분산(Variance), 중앙값(Median Value), 최대값(Maximum Value), 최소값(Minimum Value), 첨도(Kurtosis), 왜도(Skewness), 밴드 파워 델타(Band Power Delta), 밴드 파워 세타(Band Power Theta), 밴드 파워 알파(Band Power Alpha), 밴드 파워 베타(Band Power Beta), 밴드 파워 감마(Band Power Gamma) 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율(Ratio of Band Power Alpha to Beta)으로 구성되었다.
- [0075] 제1 항목은 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지, 밴드 파워 알파 대 베타 비율, Renyi 엔트로피, 평균 곡선 길이, 정규화된 1차 디퍼런스 및 Hjorth 이동성으로 구성되며, 제2 항목은 각각의 제1 항목과 0.7 이상의 상관관계를 가지는 항목들로 구성된다.
- [0076] 즉, 제2 항목은 Hjorth 복잡성, 1차 디퍼런스, 2차 디퍼런스, 정규화된 2차 디퍼런스, 평균 에너지, 로그 루트 연속 변화 합, 표준 편차, 분산, 최대값, 최소값, 첨도, 밴드 파워 세타, 밴드 파워 알파, 밴드 파워 베타 및 밴드 파워 감마로 구성되며, 원시 항목군에서 상술한 제2 항목을 제거함으로써 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지, 밴드 파워 알파 대 베타 비율, Renyi 엔트로피, 평균 곡선 길이, 정규화된 1차 디퍼런스 및 Hjorth 이동성으로 구성된 1차 선별 항목군을 특정하였다.
- [0077] 일 예로서, Hjorth 액티비티에 대하여 0.7 이상의 상관관계를 가지는 항목은 평균 에너지, 표준 편차 및 분산인 것을 알 수 있다. 이때, Hjorth 액티비티는 제1 항목 중 하나로 이해될 수 있으며, 평균 에너지, 표준 편차 및 분산은 각각 제1 항목에 대하여 제1 임계값 이상의 상관관계를 가지는 제2 항목으로 이해될 수 있다.
- [0078] 이때, Hjorth 액티비티, 평균 에너지, 표준 편차 및 분산을 대표하는 항목으로 Hjorth 액티비티를 유지함으로써

유의미한 항목을 선별하되, 평균 에너지, 표준 편차 및 분산을 제거함으로써 차원의 저주를 해소할 수 있다.

- [0079] 도 5는 VIF 분석 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0080] 일 실시예에서, 복수의 항목은 제1 항목(410) 및 제2 항목(420)을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목(420)을 제거함으로써 선별될 수 있고, 제2 항목(420)은, VIF 분석에 따라 제2 임계값 이상의 VIF 값을 가질 수 있다. 이때, 제2 임계값은 10 등으로 설정될 수 있다. 또한, 여기서 원시 항목군은 앞서 상관관계 분석에 따른 1차 선별이 수행된 경우, 1차 선별 항목군을 나타낼 수 있다.
- [0081] 도 5에 도시된 제1 선별 항목군은 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지, 밴드 파워 알파 대 베타 비율, Renyi 엔트로피, 평균 곡선 길이, 정규화된 1차 디퍼런스 및 Hjorth 이동성으로 구성되었다.
- [0082] 이때, 제1 항목(410)은 VIF 값이 10 미만인 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율로 구성되며, 제2 항목(420)은 VIF 값이 10 이상인 Renyi 엔트로피, 평균 곡선 길이, 정규화된 1차 디퍼런스 및 Hjorth 이동성으로 구성되었다.
- [0083] 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지, 밴드 파워 알파 대 베타 비율, Renyi 엔트로피, 평균 곡선 길이, 정규화된 1차 디퍼런스 및 Hjorth 이동성으로 구성된 1차 선별 항목군에서 산술한 제2 항목(420)을 제거함으로써 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율로 구성된 2차 선별 항목군을 특정하였다.
- [0084] 이때, Hjorth 액티비티는 EEG 데이터(111)의 평균 전력을 측정하는 지표로서, 신호의 변동성을 나타낼 수 있다. Hjorth 액티비티는 각성 또는 무호흡 이벤트와 같은 상황에서 뇌 활동의 변화를 반영하는 특징이다.
- [0085] 또한, 평균 티거 에너지는 EEG 데이터(111)의 에너지를 측정하는 지표로서, 신호의 주기적인 변동성을 나타낼 수 있다. 높은 티거 에너지 값은 활발한 뇌 활동을 나타내며, 수면 중단 또는 무호흡 이벤트 동안의 변화를 반영하는 특징이다.
- [0086] 또한, 산술 평균은 EEG 데이터(111)에 대한 데이터 포인트의 평균값을 나타내며, 신호의 전체적인 활동 수준을 반영하는 특징이다.
- [0087] 또한, 중앙값은 EEG 데이터(111)의 중앙 경향성을 반영하는 특징이다. EEG 데이터(111)의 중앙값은 수면 중 호흡 중단 등의 이벤트가 발생할 때 변화가 나타날 수 있다.
- [0088] 또한, 왜도는 신호의 비대칭성을 나타내는 지표로서, 뇌파의 갑작스러운 변화나 호흡 장애로 인한 비대칭적인 신호 분포를 반영하는 특징이다.
- [0089] 또한, 밴드 파워 델타는 깊은 수면 단계에서 주로 나타나는 낮은 주파수 대역의 전력으로서, 수면의 깊이와 질을 평가하는 데 사용되는 특징이다.
- [0090] 또한, 밴드 파워 알파 대 베타 비율은 수면 중 뇌의 휴식 상태와 활성 상태를 비교하는 지표로서, 수면 단계간 뇌 활동 변화를 반영하는 특징이다.
- [0091] VIF 분석을 통해 상대적으로 높은 VIF 값을 가지는 제2 항목(420)을 제거함으로써, 독립변수간 상관관계를 감소시켜 다중 공선성 문제를 해소하고, 선별된 항목을 기초로 학습된 학습모델의 신뢰성과 해석 가능성을 향상시킬 수 있다.
- [0092] 도 6 내지 도 7은 검증 모델을 이용하여 복수의 항목을 검증하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 도면이다. 한편, 도 6 내지 도 7에 도시된 검증 모델에 관한 지표는, 복수의 항목이 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율로 구성된 경우를 나타낸다.
- [0093] 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 결정된 복수의 항목은 상관관계 분석 및 VIF 분석 중 적어도 하나에 기초하여 선별된 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도 중 적어도 하나를 출력하도록 학습된 검증 모델을 이용하여 검증될 수 있다.
- [0094] 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도는 양압기 치료를 위한 적정 압력과 가장 상관도가 높은 것으로 알려진 지표들이다. 무호흡-저호흡 지수는 수면 중 시간당 발생한 무호흡 또는 저호흡의 횟수를 나타낸다. 무호흡과 저호흡을 방지하는 것은 양압기 치료의 중요한 목적이다. 양압기 적정압력 검사에서 높은 무호흡-저호흡 지수는 설정 압력이 최적 압력이 아닐 수 있음을 나타낸다.

- [0095] 또한, 산소포화도는 혈액 내 산소의 운반 정도를 나타내며, 무호흡 또는 저호흡이 발생하는 경우 혈중 산소포화도가 낮아질 수 있다.
- [0096] 산소포화도가 정상 범위보다 낮고 무호흡-저호흡 지수가 만족스러운 경우, 호흡 중단 횟수는 적지만 산소포화도가 충분히 높지 않은 상태로서, 호흡의 깊이와 호흡의 질에 문제가 있는 상태임을 나타낼 수 있다. 또한, 산소포화도는 정상 범위지만 무호흡-저호흡 지수가 높은 경우, 호흡 중단 횟수는 많지만 산소 공급이 안정적인 상태임을 나타낼 수 있다.
- [0097] 양압기 치료의 목적은 산소포화도가 정상 범위보다 낮고 무호흡-저호흡 지수가 높은 경우 호흡을 안정화하는 것뿐만 아니라, 상술한 불균형 상태를 해소하는 것을 포함할 수 있다.
- [0098] 이에 따라, 선별된 항목들에 대응되는 특징 값들에 기초하여 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도를 높은 신뢰도로 예측할 수 있다면, 선별된 항목들에 대응되는 특징 값들에 기초하여 양압기 압력 정보 또한 높은 신뢰도로 예측할 수 있는 것으로 이해될 수 있다.
- [0099] 한편, 일반적으로 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도를 측정하는 수면다원검사의 시행 수가 양압기 적정압력 검사의 시행 수보다 상대적으로 많은 것으로 알려져 있다. 이에 따라, 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도를 포함하는 학습데이터를 구축하는 것은 양압기 압력 정보를 포함하는 학습데이터를 구축하는 것에 비해 용이하며, 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도 중 적어도 하나를 출력하도록 학습된 검증 모델은 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 결정된 복수의 항목에 대한 검증을 위하여 효과적으로 이용될 수 있다.
- [0100] 일 실시예에서, 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 결정된 복수의 항목은 검증 모델의 예측성능에 기초하여 검증될 수 있다. 예를 들어, 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 결정된 복수의 항목은 상기 복수의 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수를 출력하는 제1 검증 모델의 예측성능 및 상기 복수의 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 산소포화도를 출력하는 제2 검증 모델의 예측성능에 기초하여 검증될 수 있다.
- [0101] 이때, 예측성능은 검증 모델에 대한 평균 절대 오차 및/또는 평균 제곱근 편차 등으로 표현될 수 있으며, 단일 검증 모델의 예측성능으로 산출되거나, 복수의 학습 알고리즘을 이용하여 학습된 여러 검증 모델의 예측성능 평균 또는 최대값 등으로 산출될 수 있다.
- [0102] 구체적 일 예로서, 복수의 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수를 출력하는 제1 검증 모델의 예측성능은, Random Forest Regression 알고리즘을 기초로 학습된 학습모델 A, Support Vector Regression 알고리즘을 기초로 학습된 학습모델 B 및 XGBoost Regression 알고리즘을 기초로 학습된 학습모델 C의 예측성능의 평균으로 산출될 수 있다.
- [0103] 일 실시예에서, 예측 모델(200)의 입력 항목으로서 결정된 복수의 항목은 소정의 조건에 기초하여 검증될 수 있다. 이때, 소정의 조건은 무호흡-저호흡 지수에 대한 제1 검증 모델의 평균 절대 오차가 제1 검증 값 미만인 것을 포함할 수 있다. 또한, 소정의 조건은 무호흡-저호흡 지수에 관한 제1 검증 모델의 평균 제곱근 편차가 제2 검증 값 미만인 것을 포함할 수 있다. 이때, 제1 검증 값은 0.15 등으로 설정될 수 있고, 제2 검증 값은 0.2 등으로 설정될 수 있다.
- [0104] 또한, 소정의 조건은 산소포화도에 대한 제2 검증 모델의 평균 절대 오차가 제3 검증 값 미만인 것을 포함할 수 있다. 또한, 소정의 조건은 산소포화도에 대한 제2 모델의 평균 제곱근 편차가 제4 검증 값 미만인 것을 포함할 수 있다. 이때, 제3 검증 값은 2.5 등으로 설정될 수 있고, 제4 검증 값은 3.5 등으로 설정될 수 있다.
- [0105] 일 실시예에서, 선별된 항목들에 따라 학습된 검증 모델의 예측성능이 기 설정된 소정의 조건을 만족하는 경우, 선별된 항목들에 대한 특징 값들을 기초로 무호흡-저호흡 지수 및/또는 산소포화도를 예측하는 검증 모델의 성능이 검증될 수 있다. 또한, 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도와 양압기 적정 압력의 관계를 고려하면, 선별된 항목들에 따라 학습된 검증 모델의 예측성능이 기 설정된 소정의 조건을 만족하는 경우, 선별된 항목들에 대한 특징 값들을 기초로 양압기 압력 정보를 생성하는 예측 모델(200)의 성능이 담보될 수 있다.
- [0106] 즉, 선별된 항목들에 따라 학습된 검증 모델의 예측성능이 기 설정된 소정의 조건을 만족하는 경우, 선별된 항목들이 적합하게 선별되었는지를 확인할 수 있다.
- [0107] 도 6은 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티저 에너지 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율 총 7개 특징 항목에 대한 특징 값을 입력으로 하여, 무호흡-저호흡 지수를 출력하도록 학습된 검증 모델과, 상술한 7개 특징 항목에 대한 특징 값을 입력으로 하여, 산소포화도를 출력하도록 학습된 검증 모델의

예측성능을 나타내는 표이다.

- [0108] 도 6에 도시된 표를 참조하면, 무호흡-저호흡 지수를 출력하도록 학습된 제1 검증 모델과 산소포화도를 출력하도록 학습된 제2 검증 모델의 예측성능을 각각 확인할 수 있으며, 제1 검증 모델 및 제2 검증 모델 각각은 Random Forest Regression, Support Vector Regression 및 XGBoost Regression 중 어느 하나의 알고리즘에 기반하여 학습된 세개의 학습모델을 포함하는 바, 학습 알고리즘별 예측성능을 개별적으로 확인할 수 있다
- [0109] 앞서 설명한 바와 같이 복수의 항목은 소정의 조건에 기초하여 검증될 수 있다. 소정의 조건은 무호흡-저호흡 지수에 대한 제1 검증 모델의 평균 절대 오차가 0.15 미만이고, 무호흡-저호흡 지수에 관한 제1 검증 모델의 평균 제곱근 편차가 0.2 미만이며, 산소포화도에 대한 제2 검증 모델의 평균 절대 오차가 2.5 미만이고, 산소포화도에 대한 제2 모델의 평균 제곱근 편차가 3.5 미만인 것으로 설정되었다.
- [0110] 또한 각 검증 모델의 예측성능은 평균 절대 오차 및 평균 제곱근 편차로 표현되었으며, Random Forest Regression, Support Vector Regression 및 XGBoost Regression 중 어느 하나의 알고리즘에 기반하여 학습된 세개의 학습모델의 오차 최대값으로 산출되었다.
- [0111] 도 6에 도시된 표를 참조하면, 복수의 항목이 산술 평균, 왜도, 중앙값, 밴드 파워 델타, Hjorth 액티비티, 평균 티거 에너지 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율로 선별된 경우, 상술한 조건을 만족하는 것을 확인할 수 있다.
- [0112] 도 7은 무호흡-저호흡 지수를 예측하는 제1 검증 모델 및 산소포화도를 예측하는 제2 검증 모델에서 이용된 특징 값들의 중요도를 시각화한 그래프이다. 시각화에는 SHAP(Shapley Additive exPlanations) 값이 이용되었으며, 도 7에 도시된 그래프는 각 항목이 검증 모델의 출력에 미치는 평균적인 영향을 나타낸다.
- [0113] 도 7을 참조하면 산술 평균은 무호흡-저호흡 지수와 산소포화도 예측에 모두 중요도가 높은 항목으로 확인되었으며, 밴드 파워 알파 대 베타 비율은 산소포화도 예측에, 평균 티거 에너지는 무호흡-저호흡 지수 예측에 특히 중요도가 높다는 것이 확인되었다.
- [0114] 항목별 중요도를 확인함으로써, 예측 모델(200)의 설계 및/또는 학습 주체는 어떠한 항목이 무호흡-저호흡 지수 및 산소포화도, 나아가 양압기 압력 정보 예측에 이용될 것인지를 결정할 수 있다. 이를 통해, 양압기 치료를 위한 적정 압력을 높은 정확도와 신뢰도로 예측하기 위한 예측 모델(200)의 입력 항목을 적절히 선별할 수 있다.
- [0115] 도 8은 예측 장치가 동작하는 방법의 일 예시이다.
- [0116] 도 8을 참조하면, 단계 810에서, 예측 장치(100)는 피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득할 수 있다.
- [0117] 일 실시예에서, PSG 데이터는, 양압기 적정압력 검사를 포함하지 않는 피검사자에 대한 수면다원검사를 통해 생성될 수 있다.
- [0118] 일 실시예에서, PSG 데이터는 피검사자의 EEG(electroencephalogram) 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어, EEG 데이터는 C4-A1 채널을 통해 수집된 EEG 데이터를 포함할 수 있다.
- [0119] 단계 820에서, 예측 장치(100)는 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출할 수 있다.
- [0120] 일 실시예에 따른 복수의 항목은 상관관계 분석 및 VIF 분석 중 적어도 하나에 기초하여 선별된 항목을 포함할 수 있다.
- [0121] 일 실시예에서, 복수의 항목은 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별될 수 있고, 제2 항목은 상관관계 분석에 따라 제1 항목과 제1 임계값 이상의 상관관계를 가질 수 있다.
- [0122] 일 실시예에서, 복수의 항목은 제1 항목 및 제2 항목을 포함하는 원시 항목군으로부터 제2 항목을 제거함으로써 선별될 수 있고, 제2 항목은, VIF 분석에 따라 제2 임계값 이상의 VIF 값을 가질 수 있다.
- [0123] 일 실시예에 따른 복수의 항목은 EEG 데이터에 대한 Hjorth 액티비티(Hjorth activity), 평균 티거 에너지(mean teager energy), 산술 평균(arithmetic mean), 중앙값(median value), 왜도(skewness), 밴드 파워 델타(band power delta) 및 밴드 파워 알파 대 베타 비율(ratio of band power alpha to beta) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0124] 한편, 복수의 항목은 선별된 항목에 대한 특징 값들을 입력으로 하여 무호흡-저호흡 지수(AHI) 및 산소포화도(SpO2) 중 적어도 하나를 출력하도록 학습된 검증 모델을 이용하여 검증될 수 있다.

- [0125] 단계 830에서, 예측 장치(100)는 기 학습된 예측 모델을 이용하여, 특징 값들을 기초로 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성할 수 있다.
- [0126] 일 실시예에서, 양압기 압력 정보는 CPAP(Continuous Positive Airway Pressure), BiPAP(Bilevel Positive Airway Pressure) 및 APAP(Automatic Positive Airway Pressure) 중 적어도 하나에 관한 압력 정보를 포함할 수 있다.
- [0127] 도 9는 일 실시예에 따른 예측 장치의 블록도이다. 도 9에 도시된 장치(900)는 도 1에 도시된 예측 장치(100)에 대응될 수 있다.
- [0128] 도 9를 참조하면, 장치(900)는 프로세서(910), 메모리(920) 및 통신 모듈(930)을 포함할 수 있다. 도 9의 장치(900)에는 실시예와 관련된 구성요소들만이 도시되어 있다. 따라서, 장치(900)에 도 9에 도시된 구성요소들 외에 다른 범용적인 구성요소들이 더 포함될 수 있음을 당해 기술분야의 통상의 기술자라면 이해할 수 있다.
- [0129] 프로세서(910)는 장치(900)의 전반적인 동작을 제어한다. 예를 들어, 프로세서(910)는 메모리(920)에 저장된 프로그램들을 실행함으로써, 메모리(920), 통신 모듈(930), 입력부(미도시) 및/또는 출력부(미도시) 등을 전반적으로 제어할 수 있다. 프로세서(910)는, 메모리(920)에 저장된 프로그램들을 실행함으로써, 장치(900)의 동작을 제어할 수 있다.
- [0130] 프로세서(910)는 도 1 내지 도 8을 참조하여 상술한 장치(900)의 동작 중 적어도 일부를 제어할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(910)는 피검사자의 PSG(polysomnography) 데이터를 획득하도록 상기 통신 모듈을 제어하고, 상기 PSG 데이터에 기초하여 복수의 항목에 대한 특징 값들을 산출하고, 기 학습된 예측 모델을 이용하여, 상기 특징 값들을 기초로 상기 피검사자에 대한 양압기(positive airway pressure) 압력 정보를 생성할 수 있다.
- [0131] 한편, 프로세서(910)가 동작하는 구체적인 예는 도 1 내지 도 8을 참조하여 상술한 바와 동일하다. 따라서, 이하에서는 프로세서(910)의 동작에 대한 구체적인 설명은 생략한다.
- [0132] 프로세서(910)는 ASICs (Application Specific Integrated Circuits), DSPs(Digital Signal Processors), DSPDs(Digital Signal Processing Devices), PLDs(Programmable Logic Devices), FPGAs(Field Programmable Gate Arrays), 제어기(controllers), 마이크로 컨트롤러(micro-controllers), 마이크로 프로세서(microprocessors), 기타 기능 수행을 위한 전기적 유닛 중 적어도 하나를 이용하여 구현될 수 있다.
- [0133] 메모리(920)는 장치(900) 내에서 처리되는 각종 데이터들을 저장하는 하드웨어로서, 프로세서(910)의 각종 동작, 처리 및 제어를 위한 프로그램을 저장할 수 있다.
- [0134] 메모리(920)는 DRAM(Dynamic Random Access Memory), SRAM(Static Random Access Memory) 등과 같은 RAM(Random Access Memory), ROM(Read-Only Memory), EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), CD-ROM, 블루레이 또는 다른 광학 디스크 스토리지, HDD(hard disk drive), SSD(solid state drive), 또는 플래시 메모리를 포함할 수 있다.
- [0135] 통신 모듈(930)은 장치(900)가 다른 장치와 유선/무선 통신을 수행하도록 하는 적어도 하나의 구성요소를 포함할 수 있다. 예를 들어, 통신 모듈(930)은 이더넷, 시리얼 통신 또는 광통신을 구현하기 위한 유선 통신부 및/또는 Wi-Fi, Bluetooth 또는 셀룰러 네트워크(cellular network) 기반 통신을 구현하기 위한 무선 통신부를 포함할 수 있다.
- [0136] 일 실시예에서, 장치(900)는 서버 장치일 수 있다. 서버 장치는 네트워크를 통해 통신하여 명령, 코드, 파일, 콘텐츠, 서비스 등을 제공하는 컴퓨터 장치 또는 복수의 컴퓨터 장치들로 구현될 수 있다.
- [0137] 다른 일 실시예에서, 장치(900)는 이동성을 가지는 전자 장치일 수 있다. 예를 들어, 장치(900)는 스마트폰, 태블릿 PC, PC, 스마트 TV, PDA(personal digital assistant), 랩톱, 미디어 플레이어, 카메라가 탑재된 디바이스 및 기타 모바일 전자 장치로 구현될 수 있다. 다른 예를 들어, 장치(900)는 통신 기능 및 데이터 프로세싱 기능을 구비한 시계, 안경, 헤어 밴드 및 반지 등의 웨어러블 장치로 구현될 수 있다.
- [0138] 또 다른 일 실시예에서, 장치(900)에서 수행되는 프로세스는 서버 장치 및 이동성을 가지는 전자 장치 중 적어도 일부에 의해 수행될 수 있다.
- [0139] 한편, 본 개시에 따른 실시예는 컴퓨터 상에서 다양한 구성요소를 통하여 실행될 수 있는 컴퓨터 프로그램의 형태로 구현될 수 있으며, 이와 같은 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터로 판독 가능한 매체에 기록될 수 있다. 이때, 매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD와 같은 광기록 매체, 플롭

티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등과 같은, 프로그램 명령어를 저장하고 실행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.

[0140] 한편, 상기 컴퓨터 프로그램은 본 개시를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것이거나 컴퓨터 소프트웨어 분야의 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수 있다. 컴퓨터 프로그램의 예에는, 컴파일러에 의하여 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용하여 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드도 포함될 수 있다.

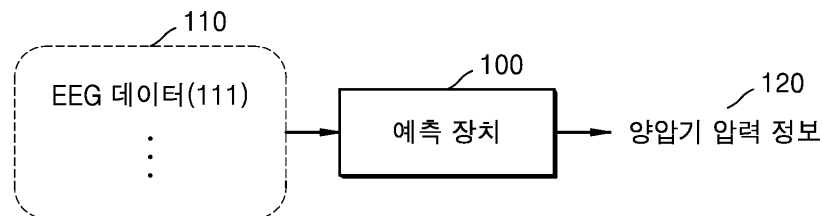
[0141] 일 실시예에 따르면, 본 개시의 다양한 실시예들에 따른 방법은 컴퓨터 프로그램 제품(computer program product)에 포함되어 제공될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 상품으로서 판매자 및 구매자 간에 거래될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체(예: compact disc read only memory (CD-ROM))의 형태로 배포되거나, 또는 어플리케이션 스토어(예: 플레이 스토어™)를 통해 또는 두 개의 사용자 장치들 간에 직접, 온라인으로 배포(예: 다운로드 또는 업로드)될 수 있다. 온라인 배포의 경우에, 컴퓨터 프로그램 제품의 적어도 일부는 제조사의 서버, 어플리케이션 스토어의 서버, 또는 중계 서버의 메모리와 같은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체에 적어도 일시 저장되거나, 임시적으로 생성될 수 있다.

[0142] 본 개시에 따른 방법을 구성하는 단계들에 대하여 명백하게 순서를 기재하거나 반하는 기재가 없다면, 상기 단계들은 적당한 순서로 행해질 수 있다. 반드시 상기 단계들의 기재 순서에 따라 본 개시가 한정되는 것은 아니다. 본 개시에서 모든 예들 또는 예시적인 용어(예를 들어, 등등)의 사용은 단순히 본 개시를 상세히 설명하기 위한 것으로서 특허청구범위에 의해 한정되지 않는 이상 상기 예들 또는 예시적인 용어로 인해 본 개시의 범위가 한정되는 것은 아니다. 또한, 당업자는 다양한 수정, 조합 및 변경이 부가된 특허청구범위 또는 그 균등물의 범주 내에서 설계 조건 및 팩터에 따라 구성될 수 있음을 알 수 있다.

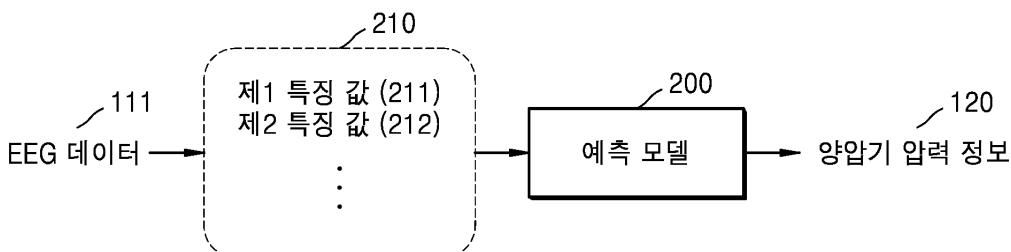
[0143] 따라서, 본 개시의 사상은 상기 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 특허청구범위와 균등한 또는 이로부터 등가적으로 변경된 모든 범위는 본 개시의 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

도면

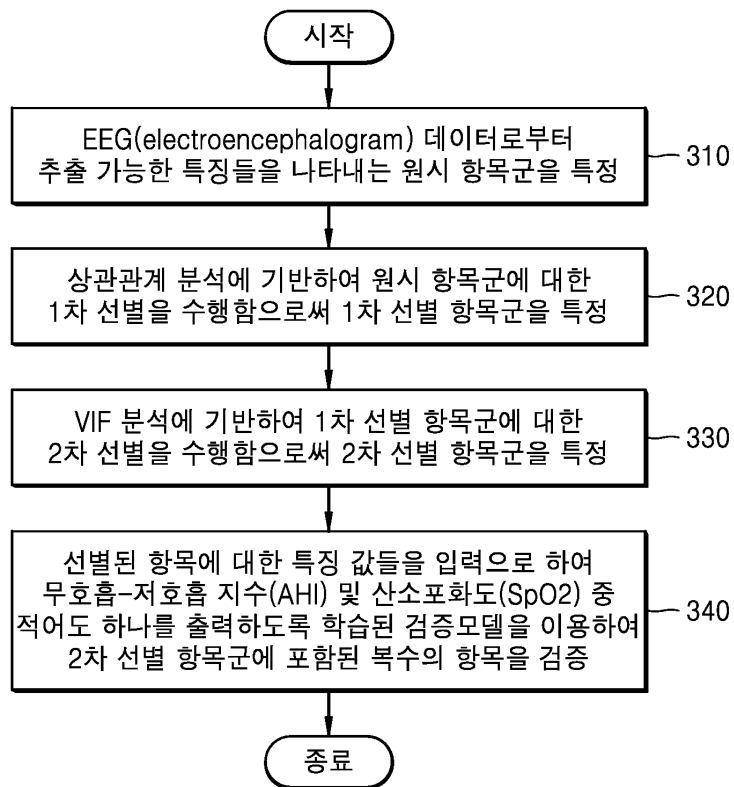
도면1



도면2



도면3



도면4

	Mean_Curve_Length	Hjorth_Activity	Hjorth_Mobility	Hjorth_Complexity	First_Difference	Normalized_First_Difference	Second_Difference	Normalized_Second_Difference	Mean_Energy	Mean_Teager_Energy	Log_Root_Sum_of_Sequential_Variation	RenyiEntropy	Arithmetic_Mean	Standard_Deviation	Variance	Median_Value	Maximum_Value	Minimum_Value	kurtosis	Skewness	Band_Power_Delta	Band_Power_Theta	Band_Power_Alpha	Band_Power_Beta	Band_Power_Gamma	Ratio_of_Band_Power_Alpha_to_Beta
Mean_Curve_Length	0.339																									
Hjorth_Activity	0.47	0.15																								
Hjorth_Mobility	-0.32	0.27	-0.85																							
Hjorth_Complexity	1	0.39	0.47	-0.32																						
First_Difference	-0.091	-0.64	0.31	0.56	0.091																					
Normalized_First_Difference	1	0.4	0.45	0.32	1	0.082																				
Second_Difference	-0.079	-0.65	0.5	-0.56	0.079	1	0.072																			
Normalized_Second_Difference	-0.39	1	-0.15	0.27	0.39	-0.64	0.4	-0.63	0.65	0.86	-0.34	-0.13	-0.0961	0.56	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Mean_Energy	0.62	0.65	0.48	0.35	0.62	-0.31	0.62	-0.32	0.65	0.86	-0.34	-0.13	-0.0961	0.56	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Mean_Teager_Energy	0.65	0.59	0.57	0.44	0.65	-0.3	0.65	-0.32	0.59	0.86	-0.34	-0.13	-0.0961	0.56	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Log_Root_Sum_of_Sequential_Variation	-0.094	-0.098	-0.24	0.23	-0.094	0.2	-0.078	0.21	-0.098	-0.27	-0.34	-0.13	-0.0961	0.56	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
RenyiEntropy	-0.045	0.0096	0.021	0.019	-0.045	0.043	0.05	-0.045	0.0096	-0.031	0.0087	0.019	0.096	0.0096	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Arithmetic_Mean	0.42	0.36	0.18	0.33	0.42	-0.76	0.43	0.77	0.94	0.65	0.64	0.64	0.096	0.096	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Standard_Deviation	0.39	1	0.15	0.27	0.39	-0.64	0.4	0.65	0.86	0.86	0.59	0.59	0.096	0.096	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Variance	0.007	0.096	-0.15	0.13	0.07	-0.098	0.032	-0.097	0.096	-0.023	-0.03	0.22	0.032	0.096	0.096	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Median_Value	0.37	0.56	0.27	0.19	0.37	-0.52	0.36	0.53	0.56	0.68	0.79	0.63	0.026	0.026	0.026	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Maximum_Value	-0.33	-0.59	-0.24	0.2	-0.33	0.53	-0.32	0.54	-0.33	-0.46	-0.78	-0.63	0.032	0.032	0.032	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Minimum_Value	-0.074	0.059	0.22	-0.2	-0.074	-0.2	-0.074	-0.21	0.059	0.24	0.3	-0.74	0.056	0.056	0.056	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
kurtosis	0.13	0.096	0.15	-0.043	0.13	-0.077	0.13	-0.08	0.096	0.18	0.19	-0.74	0.056	0.056	0.056	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Skewness	0.4	0.69	0.092	0.091	0.4	-0.32	0.41	-0.32	0.69	0.65	0.55	-0.14	0.026	0.026	0.026	0.07	-0.9	-0.57	0.024	0.075	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Band_Power_Delta	0.44	0.53	0.25	-0.2	0.44	-0.23	0.45	-0.23	0.53	0.74	0.55	-0.096	-0.031	0.49	0.53	0.0057	0.37	-0.38	-0.0039	0.042	0.07	0.06	0.99	0.99	0.25	
Band_Power_Theta	0.46	0.46	0.28	-0.22	0.46	-0.17	0.47	-0.18	0.46	0.74	0.54	-0.072	-0.031	0.43	0.46	-0.021	0.33	-0.33	-0.019	0.05	0.72	0.06	0.99	0.99	0.25	
Band_Power_Alpha	0.40	0.4	0.12	-0.23	0.40	-0.13	0.40	-0.16	0.4	0.72	0.54	-0.072	-0.031	0.39	0.4	-0.027	0.31	-0.31	-0.02	0.045	0.72	0.06	0.99	0.99	0.25	
Band_Power_Beta	0.5	0.34	0.18	-0.25	0.5	-0.11	0.46	-0.12	0.34	0.7	0.55	-0.087	-0.022	0.35	0.34	-0.048	0.31	-0.29	0.011	0.1	0.72	0.06	0.99	0.99	0.25	
Band_Power_Gamma	0.12	0.092	0.18	-0.21	0.12	0.091	0.098	0.087	0.092	0.16	0.20	-0.17	0.078	0.0022	0.092	0.071	0.15	-0.14	0.066	0.039	0.069	0.001	0.19	0.25		
Ratio_of_Band_Power_Alpha_to_Beta																										

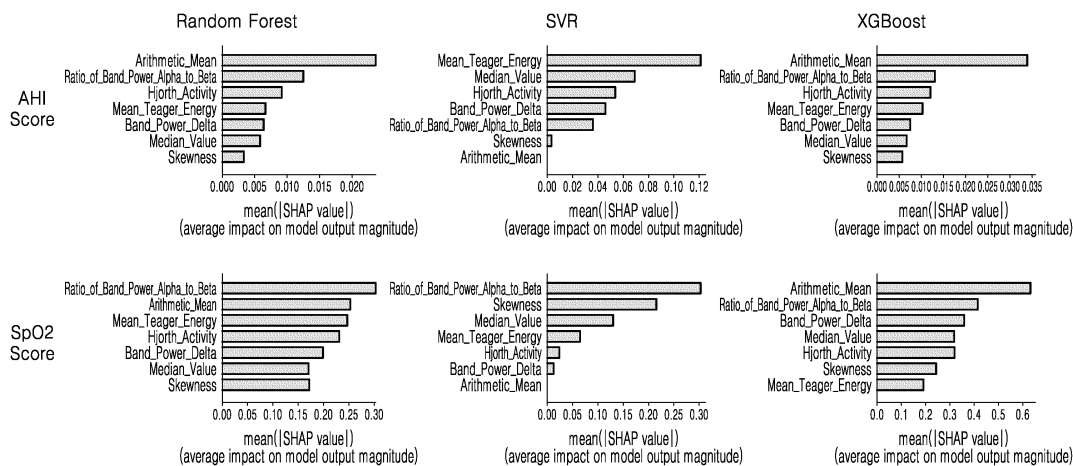
도면5

항목		VIF 값
제1 항목 410	Arithmetic Mean	1.020373
	Skewness	1.078505
	Median Value	1.651945
	Band Power Delta	3.040622
	Hjorth Activity	7.431442
	Mean Teager Energy	8.875246
	Ratio of Band Power Alpha to Beta	9.379438
제2 항목 420	RenyiEntropy	23.715299
	Mean Curve Length	33.508472
	Normalized First Difference	34.020277
	Hjorth Mobility	40.316386

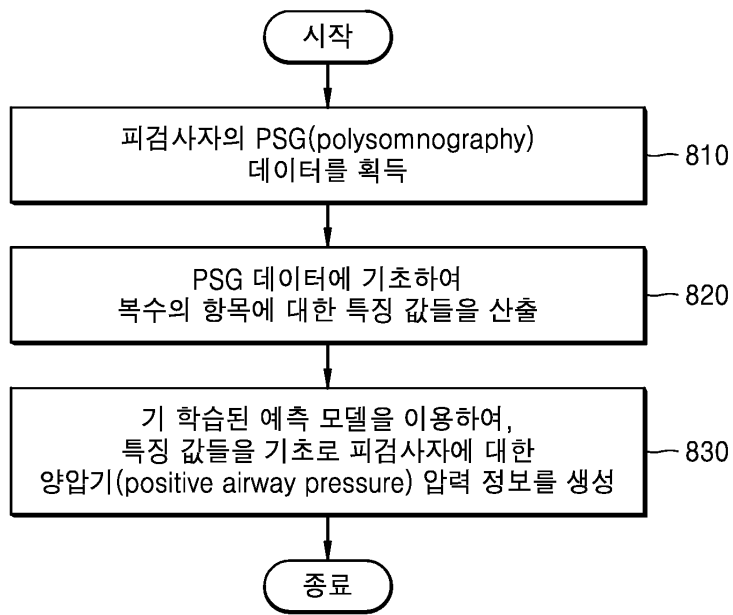
도면6

	Model	MAE	RMSE
AHI Score	Random Forest	0.0583	0.0851
	SVR	0.1309	0.1743
	XGBoost	0.0534	0.0749
SpO2 Score	Random Forest	2.2375	3.2057
	SVR	2.1204	3.2338
	XGBoost	2.4901	3.4682

도면7



도면8



도면9

