



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년07월28일
(11) 등록번호 10-2559333
(24) 등록일자 2023년07월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/50 (2018.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/0205 (2006.01) A61B 5/08 (2006.01)
A61B 5/333 (2021.01) A61B 5/346 (2021.01)
G06N 20/00 (2019.01) G16H 10/60 (2018.01)
G16H 50/30 (2018.01) G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/50 (2018.01)
A61B 5/0205 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0188701

(22) 출원일자 2020년12월31일

심사청구일자 2021년01월14일

(65) 공개번호 10-2022-0097724

(43) 공개일자 2022년07월08일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020180111142 A

(73) 특허권자

연세대학교 원주산학협력단

강원도 원주시 흥업면 연세대길 1

(72) 발명자

이경중

강원도 원주시 배울로 49 104동 303호

박종욱

강원도 원주시 흥업면 세동길 51, 104동 115호 (원주매지청솔아파트)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

민혜정

전체 청구항 수 : 총 19 항

심사관 : 서광욱

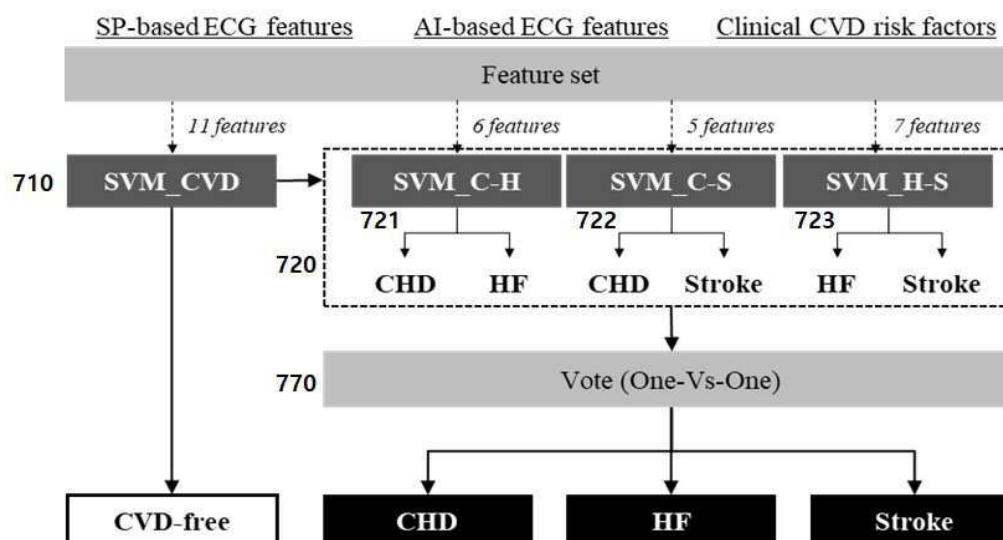
(54) 발명의 명칭 수면호흡장애 환자의 인공지능 기반 심혈관질환 예측 모델을 이용한 심혈관질환 예측시스템

(57) 요약

본 발명은 수면호흡장애 환자의 심전도와 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 인공지능 기반의 심혈관질환 예측 모델에 적용하여, 수면호흡장애 환자의 향후의 심혈관 질환을 예측하는 심혈관질환 예측 시스템에 관한 것이다.

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



본 발명은, 수면다원검사시 검출된 심전도 신호 및 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 심혈관질환의 발생을 예측하는 연산처리부를 포함하는, 심혈관질환 예측시스템에 있어서, 연산처리부는, 상기 심전도(ECG) 신호로부터, STTc(ST-segment and T-wave (ST-T) changes) 세그먼트를 포함하는 시간도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(PLF/PHF ratio)를 포함하는 주파수도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 검출된 시간도메인 심전도 파라미터 및 주파수도메인 심전도 파라미터의 평균 및 표준편차를, '신호처리된 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 신호처리된 심전도 특징 추출부; 기 학습된 CNN 기반의 인공지능 모델에, 30초 동안의 심전도 신호를 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델에서 플래튼 계층(flatten layer)의 각 노드의 결과들의 평균과 표준편차를 구하여, '인공지능 기반의 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출부; 메모리부에 저장된 CVD 위험인자를 읽어들이는, CVD 위험인자 로딩부; 서포트 벡터 머신(SVM)들을 포함하여 이루어진 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 포함하되, 신호처리된 심전도 특징, 인공지능 기반의 심전도 특징 및 CVD 위험인자를 포함하는 심전도 특징을, 심혈관질환 예측 모델에 입력하고, 심혈관질환 예측 모델로부터 향후 심혈관질환이 발생할 지 여부 및, 심혈관질환이 발생한다면 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 어느 질병이 발생할 지를 심혈관질환 예측결과로서 출력하는, 심혈관질환(CVD) 예측부;를 포함하는 것을 특징으로 한다.

(52) CPC특허분류

김윤지

강원도 원주시 봉화로 231 한라비발디2차아파트

A61B 5/0826 (2013.01)

A61B 5/333 (2022.01)

A61B 5/346 (2022.01)

A61B 5/4869 (2013.01)

G06N 20/00 (2021.08)

G16H 10/60 (2021.08)

G16H 50/30 (2018.01)

G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자

에르덴바야르

강원도 원주시 세동길 13 104동 202호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415166406
과제번호	P0006697
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술진흥원
연구사업명	지역혁신클러스터육성(R&D)
연구과제명	웨어러블 기기를 활용한 심폐모니터링 시스템 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	주식회사 메쥬
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

수면다원검사시에 검출된 심전도 신호 및 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 심혈관질환의 발생을 예측하는 연산처리부를 포함하는, 심혈관질환 예측시스템에 있어서,

연산처리부는,

수면다원검사시 심전도 검출부에 의해 검출된 심전도(ECG) 신호로부터, STTc(ST-segment and T-wave (ST-T) changes) 세그먼트를 포함하는 시간도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(PLF/PHF ratio)를 포함하는 주파수도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 검출된 시간도메인 심전도 파라미터 및 주파수도메인 심전도 파라미터의 평균 및 표준편차를, '신호처리된 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 신호처리된 심전도 특징 추출부;

기 학습된 CNN 기반의 인공지능 모델에, 30초 동안의 심전도 신호를 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델에서 플래튼 계층(flatten layer)의 각 노드의 결과물의 평균과 표준편차를 구하여, '인공지능 기반의 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출부;

메모리부에 저장된 CVD 위험인자를 읽어들이는, CVD 위험인자 로딩부;

서포트 벡터 머신(SVM)들을 포함하여 이루어진 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 포함하되, 신호처리된 심전도 특징, 인공지능 기반의 심전도 특징 및 CVD 위험인자를 포함하는 심전도 특징을, 심혈관질환 예측 모델에 입력하고, 심혈관질환 예측 모델로부터 향후 심혈관질환이 발생할 지 여부 및, 심혈관질환이 발생한다면 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 어느 질병이 발생할 지를 심혈관질환 예측결과로서 출력하는, 심혈관질환(CVD) 예측부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 2

제1항에 있어서, 심혈관질환(CVD) 예측부는,

기 학습된 제1 서포트 벡터 머신으로 이루어져, 향후 심혈관질환이 발생할 것인지, 아닌지를 판별하고, 만약 심혈관질환이 발생하지 않는다고 판별하면 심혈관질환이 발생하지 않음을 나타내는 값을 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 심혈관질환 발생 판별부;

심혈관질환 발생 판별부에서 향후 심혈관질환이 발생할 것으로 판별된 경우, 1대1(0v0, One-Vs-One) 다중 클래스 분류기를 이용하여, 향후 발생될 심혈관질환으로서 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 하나를 선택하여 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 세부 질환 판별부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 3

제2항에 있어서, 세부 질환 판별부는

관상동맥심장병, 심부전 중의 하나를 판별하기 위해 기 학습된 서포트 벡터 머신으로, 관상동맥심장병, 심부전 중의 하나를 선택하여 제2서포트 벡터 머신의 결과로서 출력하는, 제2서포트 벡터 머신;

관상동맥심장병과 뇌졸중(stroke) 중의 하나를 판별하기 위해 기 학습된 서포트 벡터 머신으로, 관상동맥심장병과 뇌졸중 중의 하나를 선택하여 제3서포트 벡터 머신의 결과로서 출력하는, 제3서포트 벡터 머신;

심부전과 뇌졸중 중의 하나를 판별하기 위해 기 학습된 서포트 벡터 머신으로, 심부전과 뇌졸중 중의 하나를 선택하여 제4서포트 벡터 머신의 결과로서 출력하는, 제4서포트 벡터 머신;

을 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 4

제3항에 있어서, 세부 질환 판별부는

제2서보트 벡터 머신의 결과, 제3서보트 벡터 머신의 결과, 제4서보트 벡터 머신의 결과로 부터, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 각각이, 선택된 횡수를 카운트하여 출력하는 투표부;

를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 5

제4항에 있어서,

투표부는 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 선택된 횡수가 가장 많은 질병에 대한 값이, 심혈관질환(CVD) 예측값으로 출력하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 6

제5항에 있어서,

제1 서보트 벡터 머신의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 15번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, BMI 지수, 수축기 혈압, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 11번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 요통기능 장애지수(ODI), 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 1번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 7번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, STTc 세그먼트의 표준편차, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균 중 11개의 심전도 특징을 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 7

제5항에 있어서,

제2서보트 벡터 머신의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 표준편차, AHI 지수 중 6개의 심전도 특징을 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 8

제5항에 있어서,

제3서보트 벡터 머신은, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 확장기 혈압, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, BMI 지수 중 3개를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 9

제6항에 있어서,

제4서보트 벡터 머신의 입력벡터는, HDL 콜레스테롤 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 표준편차, 콜레스테롤 지수, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 2번째노드의 결과의 평균, 수축기 혈압, 고주파수 대역 강도(P_{HF})의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 6번째노드의 결과의 표준편차 중 7개를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템.

청구항 10

수면다원검사시 검출된 심전도 신호 및 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 심혈관질환의 발생을 예측하는 연산처리부를 포함하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법에 있어서,

연산처리부는, 수면다원검사시 심전도 검출부에 의해 검출된 심전도(ECG) 신호로부터, STTc(ST-segment and T-wave (ST-T) changes) 세그먼트를 포함하는 시간도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(PLF/PHF ratio)를 포함하는 주파수도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 검출된 시간도메인 심전도 파라미터 및 주파수도메인 심전도 파라미터의 평균 및 표준편차를, '신호처리된 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 신호처리된 심전도 특징 추출단계;

연산처리부는, 기 학습된 CNN 기반의 인공지능 모델에, 30초 동안의 심전도 신호를 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델에서 플래튼 계층(flatten layer)의 각 노드의 결과물의 평균과 표준편차를 구하여, '인공지능 기반의 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출단계;

연산처리부는, 메모리부에 저장된 CVD 위험인자를 읽어들이는, CVD 위험인자 로딩단계;

연산처리부는, 서보트 벡터 머신(SVM)들을 포함하여 이루어진 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 이용하되, 심전도 특징 추출단계에서 구하여진 신호처리된 심전도 특징과, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출단계에서 구하여진 인공지능 기반의 심전도 특징과, CVD 위험인자 로딩단계에서 읽어들이는 CVD 위험인자를 포함하는 심전도 특징을, 심혈관질환 예측 모델에 입력하고, 심혈관질환 예측 모델로부터 출력된 결과를, 향후 심혈관질환이 발생할 지 여부 및, 심혈관질환이 발생한다면 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 어느 질병이 발생할 지에 대한 심혈관질환 예측결과로서 출력하는, 심혈관질환(CVD) 예측단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 11

제10항에 있어서, 심혈관질환(CVD) 예측단계는,

연산처리부가, 기 학습된 제1 서보트 벡터 머신에, STTc 세그먼트의 평균을 포함하는 심전도 특징을 입력벡터로서 입력하고, 제1 서보트 벡터 머신의 출력값을, 향후 심혈관질환이 발생할 것인지 여부를 판별한 값으로 출력하되, 만약 제1 서보트 벡터 머신의 출력값이 심혈관질환이 발생하지 않는다고 판별하면 심혈관질환이 발생하지 않음을 나타내는 값을 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 심혈관질환 발생 판별단계;

연산처리부가, 심혈관질환 발생 판별부에서 향후 심혈관질환이 발생할 것으로 판별된 경우, 1대1(One-Vs-One) 다중 클래스 분류기를 이용하여, 향후 발생될 심혈관질환으로서 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 하나를 선택하여 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 세부 질환 판별단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 12

제11항에 있어서, 세부 질환 판별단계는

연산처리부가, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균을 포함하는 심전도 특징을, 기 학습된 제2서보트 벡터 머신에 입력하고, 제2서보트 벡터 머신으로부터, 제2서보트 벡터 머신의 결과값으로, 관상동맥심장병, 심부전 중의 하나가 출력되는, 제2서보트 벡터 머신 연산단계;

연산처리부가, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균을 포함하는 심전도 특징을, 기 학습된 제3서보트 벡터 머신에 입력하고, 제3서보트 벡터 머신으로부터, 제3서보트 벡터 머신의 결과값으로, 관상동맥심장병과 뇌졸중 중의 하나가 출력되는, 제3서보트 벡터 머신 연산단계;

연산처리부가, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 표준편차를 포함하는 심전도 특징을, 기 학습된 제4서보트 벡터 머신에 입력하고, 제4서보트 벡터 머신으로부터, 제4서보트 벡터 머신의 결과값으로, 심부전과 뇌졸중 중의 하나가 출력되는, 제4서보트 벡터 머신;

을 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 13

제12항에 있어서, 세부 질환 판별단계는

연산처리부가, 제2서보트 벡터 머신의 결과값, 제3서보트 벡터 머신의 결과값, 제4서보트 벡터 머신의 결과값으로 부터, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 각각이, 선택된 횡수를 카운트하여, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 별로 카운트된 값을 출력하는 투표단계;

를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 14

제13항에 있어서,

투표단계에서 연산처리부는 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중에, 카운트 값이 가장 많은 질병값을, 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 15

제13항에 있어서,

제1 서보트 벡터 머신의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 15번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, BMI 지수, 수축기 혈압, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 11번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 요통기능 장애지수(ODI), 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 1번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 7번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, STTc 세그먼트의 표준편차, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균 중 11개의 심전도 특징을 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 16

제13항에 있어서,

제2서보트 벡터 머신의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 표준편차, AHI 지수 중 6개의 심전도 특징을 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 17

제13항에 있어서,

제3서보트 벡터 머신은, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 확장기 혈압, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, BMI 지수 중 3개를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 18

제13항에 있어서,

제4서보트 벡터 머신의 입력벡터는, HDL 콜레스테롤 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 표준편차, 콜레스테롤 지수, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 2번째노드의 결과의 평균, 수축기 혈압, 고주파수 대역 강도(P_{HF})의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 6번째노드의 결과의 표준편차 중 7개를 포함하는 것을 특징으로 하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법.

청구항 19

제10항 내지 제18항 중 어느 한 항의 심혈관질환 예측시스템의 구동방법에 대한 컴퓨터 프로그램 소스를 저장하는 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 수면호흡장애 환자의 향후의 심혈관 질환을 예측하기 위한 심전도와 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용한 인공지능(artificial intelligence, A.I.) 기반의 알고리즘인 심혈관질환 예측 모델과, 이를 적용한 심혈관질환 예측 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 수면호흡장애(sleep-disordered breathing, SDB)는 수면 중 상기도의 부분적 또는 완전한 폐쇄로 무호흡 혹은 저호흡의 환기 장애를 일으킨다. 수면호흡장애는 전 인구의 2~4% 정도로 알려져 있으며, 우리나라에서도 3.2~4.5%로 알려져 있는 매우 흔한 질병이다. 수면 중 반복적으로 발생하는 수면 무호흡-저호흡은 반복적인 저산소혈증, 재산소화, 흉강압의 급격한 변화, 중추신경계의 각성을 일으키며, 이는 심혈관계의 급성 스트레스 인자로 작용한다. 따라서 수면호흡장애를 장기적으로 치료하지 않고 방치하면 고혈압, 심부전, 심근경색, 부정맥, 뇌졸중 등의 발생이 높아져 심혈관질환으로 인한 사망위험을 증가시킨다.

[0003] 수면호흡장애(SDB)를 진단하기 위해, 일반적으로 수면다원검사를 행한다. 수면다원검사는 수면 중 발생하는 여러 가지 비정상적인 상태를 진단하려고 여러 기구를 이용하여 수면 중 상태를 기록, 분석하는 검사이다. 수면다원검사에는 수면 중 질환들을 진단하기 위하여 다각적인 검사 장비들이 동원되는데, 뇌기능 상태를 알기 위한 뇌파 검사(EEG), 눈 움직임을 보기 위한 안전도 검사(EOG), 근육 상태를 알기 위한 근전도 검사(EMG), 심장 리듬을 보기 위한 심전도(ECG), 전체적인 상태를 보기 위한 비디오 촬영 등을 같이 시행하면서 대개 하룻밤 정도 수면을 취하면서 검사하는 방법이다.

[0004] 국립심폐혈연구(the National Heart Lung & Blood Institute, NHLBI)에서는 수면호흡장애와 심혈관질환 간의 관련성을 확인하기 위해 다기관 코호트 연구(the Sleep Heart Health Study, SHHS)를 수행하였다. Gottlieb 등은 SHHS를 통해 수면호흡장애와 관상동맥질환, 심부전 간의 관련성을 알아보는 전향적 연구에서, 중증 수면호흡장애 환자는 정상인에 비해 관상동맥질환과 심부전 발생 확률이 각각 68%, 58% 더 높은 것으로 보고하였다. 또한, Redline 등은 SHHS의 전향적 연구를 통해 수면호흡장애와 뇌졸중의 관련성을 알아보았으며, 경증-중증도의 수면호흡장애 환자는 허혈성 뇌졸중과 높은 관련성을 보인다고 보고하였다. 이외에도 콜레스테롤, 혈압, 비만, 흡연, 심전도 등 심혈관질환의 예측 인자에 대한 연구가 활발히 진행되었다. Auer 등은 심전도 파형은 심혈관질환과 관련성이 있으며, 심전도 이상(ECG abnormality)은 관상동맥질환을 예측 인자로 활용될 수 있다고 보고하였다. 그러나 이전의 연구들은 한가지 질환을 대상으로 분석하거나, 질병의 발병률(morbidity)이나 사망률(mortality)과 같은 그룹 단위의 분석만 이루어졌다. 또한 심혈관질환 예측변수(CVD predictor)가 실제 향후에 발생할 심혈관질환을 예측할 수 있는지에 대한 유용성 평가는 이루어지지 않았다.

[0005] 따라서, 심혈관질환 예측변수(CVD predictor)로 실제 향후에 발생할 심혈관질환을 예측하는 심혈관질환 예측 시스템이 요망된다.

[0006] 최근에는 개인맞춤의학(personalized medicine)에 대한 관심이 높아지고 있으며, 여러분야에서 인공지능 및 빅데이터와 같은 기술을 적용하여 개인 맞춤형 질환 진단 및 예측을 할 수 있다는 가능성을 제시하고 있다.

[0007] 본 발명에서는 수면호흡장애 환자의 향후(예를들어 향후 10년 내)의 심혈관 질환, 예를들어 관상동맥심장병(coronary heart disease), 심부전(heart failure), 뇌졸중(stroke)을 예측하기 위한 심전도와 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용한 인공지능 기반의 알고리즘인 심혈관질환 예측 모델과, 이를 적용한 심혈관질환 예측 시스템을 제안한다.

[0008] 선행기술로 국내 등록특허 제10-1839910호는, 대상의 나이, 당뇨병, 고혈압, 흡연, 관상동맥질환 가족력, 혈압, 콜레스테롤 레벨, 백혈구 수치, 크레아틴 레벨, 당화혈색소 레벨, 및 심방세동 인자들에 대해 각 측정값을 획득하는 단계; 획득된 각 측정값에 대응하는 위험 예측점수를 각 인자에 부여하는 단계; 그리고 각 인자의 위험 예측점수를 합산한 총점을 예측기간 내에 심혈관질환 발병의 확률에 매칭시키는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 심혈관질환 위험인자를 사용한 심혈관질환 위험의 예측 방법에 관한 것이다. 국내 등록특허 제10-1839910호의 경우, 단지, 심혈관질환 위험인자에 따른 예측점수를 합산하여 심혈관질환 위험을 예측하는

것으로, 정확도에 다소 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명은 수면호흡장애 환자의 심전도와 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 인공지능 기반의 심혈관질환 예측 모델에 적용하여, 수면호흡장애 환자의 향후의 심혈관 질환을 예측하는 심혈관질환 예측 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기 과제를 해결하기 위해, 본 발명은, 수면다원검사시 검출된 심전도 신호 및 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 심혈관질환의 발생을 예측하는 연산처리부를 포함하는, 심혈관질환 예측시스템에 있어서, 연산처리부는, 상기 심전도(ECG) 신호로부터, STTc(ST-segment and T-wave (ST-T) changes) 세그먼트를 포함하는 시간도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(PLF/PHF ratio)를 포함하는 주파수도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 검출된 시간도메인 심전도 파라미터 및 주파수도메인 심전도 파라미터의 평균 및 표준편차를, '신호처리된 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 신호처리된 심전도 특징 추출부; 기 학습된 CNN 기반의 인공지능 모델에, 30초 동안의 심전도 신호를 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델에서 플래튼 계층(flatten layer)의 각 노드의 결과들의 평균과 표준편차를 구하여, '인공지능 기반의 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출부; 메모리부에 저장된 CVD 위험인자를 읽어들이는, CVD 위험인자 로딩부; 서보트 벡터 머신(SVM)들을 포함하여 이루어진 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 포함하되, 신호처리된 심전도 특징, 인공지능 기반의 심전도 특징 및 CVD 위험인자를 포함하는 심전도 특징을, 심혈관질환 예측 모델에 입력하고, 심혈관질환 예측 모델로부터 향후 심혈관질환이 발생할 지 여부 및, 심혈관질환이 발생한다면 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 어느 질병이 발생할 지를 심혈관질환 예측결과로서 출력하는, 심혈관질환(CVD) 예측부;를 포함하는 것을 특징한다.

[0011] 심혈관질환(CVD) 예측부는, 기 학습된 제1 서보트 벡터 머신으로 이루어져, 향후 심혈관질환이 발생할 것인지, 아닌지를 판별하고, 만약 심혈관질환이 발생하지 않는다고 판별하면 심혈관질환이 발생하지 않음을 나타내는 값을 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 심혈관질환 발생 판별부; 심혈관질환 발생 판별부에서 향후 심혈관질환이 발생할 것으로 판별된 경우, 1대1(One-Vs-One) 다중 클래스 분류기를 이용하여, 향후 발생될 심혈관질환으로서 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 하나를 선택하여 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 세부 질환 판별부;를 포함한다.

[0012] 세부 질환 판별부는, 관상동맥심장병, 심부전 중의 하나를 판별하기 위해 기 학습된 서보트 벡터 머신으로, 관상동맥심장병, 심부전 중의 하나를 선택하여 제2서보트 벡터 머신의 결과로서 출력하는, 제2서보트 벡터 머신; 관상동맥심장병과 뇌졸중(stroke) 중의 하나를 판별하기 위해 기 학습된 서보트 벡터 머신으로, 관상동맥심장병과 뇌졸중 중의 하나를 선택하여 제3서보트 벡터 머신의 결과로서 출력하는, 제3서보트 벡터 머신; 심부전과 뇌졸중 중의 하나를 판별하기 위해 기 학습된 서보트 벡터 머신으로, 심부전과 뇌졸중 중의 하나를 선택하여 제4서보트 벡터 머신의 결과로서 출력하는, 제4서보트 벡터 머신; 제2서보트 벡터 머신의 결과, 제3서보트 벡터 머신의 결과, 제4서보트 벡터 머신의 결과로 부터, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 각각이, 선택된 횟수를 카운트하여 출력하는 투표부;를 포함한다.

[0013] 상기 투표부는 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 선택된 횟수가 가장 많은 질병에 대한 값이, 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하도록 이루어진다.

[0014] 제1 서보트 벡터 머신의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 15번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, BMI 지수, 수축기 혈압, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 11번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 요통기능 장애지수(ODI), 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 1번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 7번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, STTc 세그먼트의 표준편차, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균 중 11개의 심전도 특징을 포함한다.

- [0015] 제2서보트 벡터 머신의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 표준편차, AHI 지수 중 6개의 심전도 특징을 포함한다.
- [0016] 제3서보트 벡터 머신은, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 확장기 혈압, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, BMI 지수 중 3개를 포함한다.
- [0017] 제4서보트 벡터 머신의 입력벡터는, HDL 콜레스테롤 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 표준편차, 콜레스테롤 지수, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 2번째노드의 결과의 평균, 수축기 혈압, 고주파수 대역 강도(P_{HF})의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 6번째노드의 결과의 표준편차 중 7개를 포함한다.
- [0018] 또한, 본 발명은, 수면다원검사시 검출된 심전도 신호 및 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 심혈관질환의 발생을 예측하는 연산처리부를 포함하는, 심혈관질환 예측시스템의 구동방법에 있어서, 연산처리부는 상기 심전도(ECG) 신호로부터, STTc(ST-segment and T-wave (ST-T) changes) 세그먼트를 포함하는 시간도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)를 포함하는 주파수도메인 심전도 파라미터를 검출하고, 검출된 시간도메인 심전도 파라미터 및 주파수도메인 심전도 파라미터의 평균 및 표준편차를, '신호처리된 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 신호처리된 심전도 특징 추출단계; 연산처리부는, 기 학습된 CNN 기반의 인공지능 모델에, 30초 동안의 심전도 신호를 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델에서 플래튼 계층(flatten layer)의 각 노드의 결과들의 평균과 표준편차를 구하여, '인공지능 기반의 심전도 특징'으로서 메모리부에 저장하는, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출단계; 연산처리부는, 메모리부에 저장된 CVD 위험인자를 읽어들이는, CVD 위험인자 로딩단계; 연산처리부는, 서보트 벡터 머신(SVM)들을 포함하여 이루어진 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 이용하되, 심전도 특징 추출단계에서 구하여진 신호처리된 심전도 특징과, 인공지능 기반의 심전도 특징 추출단계에서 구하여진 인공지능 기반의 심전도 특징과, CVD 위험인자 로딩단계에서 읽어들이는 CVD 위험인자를 포함하는 심전도 특징을, 심혈관질환 예측 모델에 입력하고, 심혈관질환 예측 모델로부터 출력된 결과를, 향후 심혈관질환이 발생할 지 여부 및, 심혈관질환이 발생한다면 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 어느 질병이 발생할 지에 대한 심혈관질환 예측결과로서 출력하는, 심혈관질환(CVD) 예측단계;를 포함하는 것을 특징한다.
- [0019] 심혈관질환(CVD) 예측단계는, 연산처리부가, 기 학습된 제1 서보트 벡터 머신에, STTc 세그먼트의 평균을 포함하는 심전도 특징을 입력벡터로서 입력하고, 제1 서보트 벡터 머신의 출력값을, 향후 심혈관질환이 발생할 것인지 여부를 판별한 값으로 출력하되, 만약 제1 서보트 벡터 머신의 출력값이 심혈관질환이 발생하지 않는다고 판별하면 심혈관질환이 발생하지 않음을 나타내는 값을 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 심혈관질환 발생 판별단계; 연산처리부가, 심혈관질환 발생 판별부에서 향후 심혈관질환이 발생할 것으로 판별된 경우, 1대1(One-Vs-One) 다중 클래스 분류기를 이용하여, 향후 발생될 심혈관질환으로서 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 하나를 선택하여 심혈관질환(CVD) 예측 값으로 출력하는, 세부 질환 판별단계;를 포함한다.
- [0020] 세부 질환 판별단계는, 연산처리부가, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균을 포함하는 심전도 특징을, 기 학습된 제2서보트 벡터 머신에 입력하고, 제2서보트 벡터 머신으로부터, 제2서보트 벡터 머신의 결과값으로, 관상동맥심장병, 심부전 중의 하나가 출력되는, 제2서보트 벡터 머신 연산단계; 연산처리부가, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균을 포함하는 심전도 특징을, 기 학습된 제3서보트 벡터 머신에 입력하고, 제3서보트 벡터 머신으로부터, 제3서보트 벡터 머신의 결과값으로, 관상동맥심장병과 뇌졸중 중의 하나가 출력되는, 제3서보트 벡터 머신 연산단계; 연산처리부가, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 표준편차를 포함하는 심전도 특징을, 기 학습된 제4서보트 벡터 머신에 입력하고, 제4서보트 벡터 머신으로부터, 제4서보트 벡터 머신의 결과값으로, 심부전과 뇌졸중 중의 하나가 출력되는, 제4서보트 벡터 머신; 연산처리부가, 제2서보트 벡터 머신의 결과값, 제3서보트 벡터 머신의 결과값, 제4서보트 벡터 머신의 결과값으로부터, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중 각각이, 선택된 횟수를 카운트하여, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중별로 카운트된 값을 출력하는 투표단계;를 포함한다.
- [0021] 투표단계에서 연산처리부는 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중에, 카운트 값이 가장 많은 질병값을, 심혈관질환

(CVD) 예측 값으로 출력한다.

[0022] 또한, 본 발명은 심혈관질환 예측시스템의 구동방법에 대한 컴퓨터 프로그램 소스를 저장하는 기록매체를 특징으로 한다.

발명의 효과

[0023] 본 발명의 심혈관질환 예측 시스템은 수면호흡장애 환자의 심전도와 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 인공지능 기반의 심혈관질환 예측 모델에 적용하여, 수면호흡장애 환자의 향후의 심혈관 질환을 예측한다.

[0024] 이를 통해, 수면호흡장애 환자의 심전도와 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 향후 10년 안에 심혈관 질환, 즉, 관상동맥심장병, 심부전, 뇌졸중의 발생 여부를 예측할 수 있으며, 수면호흡장애 환자의 동반될 질환을 예측을 통해 개인맞춤형 의료 서비스를 가능하게 할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 본 발명의 수면호흡장애 환자의 인공지능 기반 심혈관질환 예측 모델을 이용한 심혈관질환 예측시스템의 구성을 개략적으로 설명하는 블록도이다,

도 2는 본 발명의 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 이하 본 발명의 수면호흡장애 환자의 인공지능 기반 심혈관질환 예측 모델을 이용한 심혈관질환 예측시스템을 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명한다.

[0027] 도 1은 본 발명의 수면호흡장애 환자의 인공지능 기반 심혈관질환 예측 모델을 이용한 심혈관질환 예측시스템의 구성을 개략적으로 설명하는 블록도이다,

[0028] 데이터 입력부(100)는 심전도 검출부(110)와 심혈관질환 위험인자 데이터 입력부(160)를 포함하여 이루어진다.

[0029] 심전도 검출부(110)는 심전도 센서부(120), 신호 전처리부(130), A/D 변환부(150)를 포함하여 이루어진다.

[0030] 심전도 센서부(120)는 수면호흡장애 환자의 심전도 신호를 검출하고, 신호 전처리부(130)는 심전도 센서부(120)로부터 검출된 심전도 신호에서 잡음을 제거하고 증폭하는 신호 전처리를 행하고, A/D 변환부(150)는 신호 전처리부(130)에서 신호 전처리된 심전도 신호를 디지털 신호로 변환한다.

[0031] 심혈관질환 위험인자 데이터 입력부(160)은 심혈관질환 위험인자 데이터를 입력하는 수단이다.

[0032] 심전도 검출부(110)는 수면다원검사장비에 구비된 심전도 검출장치 및 심혈관질환 위험인자 데이터 입력장치 일 수 있다.

[0033] 여기서, 심전도 신호는 수면다원검사를 위해 하루 밤 동안 검출된 심전도 신호일 수 있다.

[0034] 연산처리부(200)는 데이터 입력부(100)로부터 입력된 심전도 데이터 및 심혈관질환 위험인자 데이터를 메모리부(310)에 저장한다. 연산처리부는 컴퓨터로 이루어진다.

[0035] 신호처리된 심전도(ECG) 특징 추출부(210), 인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features) 추출부(220), CVD 위험인자 로딩부(230), 심혈관질환(CVD) 예측부(250)을 포함한다.

[0036] 신호처리된 심전도(ECG) 특징 추출부(210)는 QTc, STTc 세그먼트, SDNN, RMSSD, 초저주파수 대역 강도(PVLF), 저주파수 대역 강도(PLF), 고주파수 대역 강도(PHF)를 구하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(PLF/PHF ratio)의 각기의 평균과 표준편차를 구하여, 신호처리된 ECG 특징(signal processing-based ECG features, SP-based ECG features)'라 함)로서 메모리부(310)에 저장한다.

[0037] 인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features) 추출부(220)는 30초 동안의 심전도 신호가 입력 신호를, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델(즉, 인공지능 기반의 심전도 특징을 추출하기 위한 인공지능 모델)에 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델(즉, 심전도 특징을 추출하기 위한 인공지능 모델)은, 플래튼 계층(flatten layer, 평활화 계층)의 각 노드의 결과를 구하고, 이 결과들의 각각의 평균과 표준편차를 구하여, 인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features)으로서 메모리부(310)에 저장한다.

[0038] CVD 위험인자 로딩부(230)는 메모리부(310)에 저장된 CVD 위험인자를 읽어들인다.

- [0039] 심혈관질환(CVD) 예측부(250)는 심혈관질환(CVD) 예측 모델로 이루어진다.
- [0040] 심혈관질환(CVD) 예측 모델은, 특징을 추출하기 위한 과정을 거친후, 서보트 벡터 머신(Support vector machine, SVM) 모델을 통해 10년 안에 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke)의 발생 여부를 예측하여, 예측결과를 출력부(320)으로 출력한다.
- [0041] 이하, 본 발명의 연산처리부의 구동을 상세히 설명한다.
- [0042] 본 발명에서 수면다원검사시 수반되어 검출되는 심전도 및 심혈관질환 위험인자(CVD risk factor)를 이용하여 향후의 심혈관질환을 예측한다.
- [0043] 심혈관질환의 예측모델을 개발하기 위해 신호처리 기반의 심전도 특징, 인공지능 기반의 심전도 특징, CVD 위험인자를 추출하였다.
- [0044] 실험시에는, 심전도 신호는 베이스라인 스터디(baseline study)의 수면다원검사 데이터를 사용하였으며, 수면개시(sleep onset)부터 수면종료(sleep end)까지의 수면 중 심전도를 분석하였다.
- [0045] 1.5~20 Hz의 대역통과 필터를 사용하여 기저선 변동과 전원 잡음을 제거한 후, 적응 문턱치 알고리즘과 형태학적 방법을 이용하여 QRS 컴플렉스(QRS complex)와 T파(T wave)를 검출하였다.
- [0046] 일반적으로, 심전도 신호에서 QRS 컴플렉스(즉, R파)는 전의 R 피크후에 소정 문턱치(적응 문턱치)를 초과하는 시점으로부터 소정 문턱치(적응 문턱치)를 보다 작아지는 시간간격 동안의 최대값을 검출하여 R 피크(R 포인트, R 점)로 하고, R 피크의 바로 전의 최소값을 Q 포인트(Q 점)로 검출하고, R 피크의 바로 후의 최소값을 S 포인트(S 점)로 검출한다. 또한, S 포인트의 다음의 피크를 T 포인트(T 점)으로 검출한다. 심전도 신호에서 QRS 컴플렉스와 T파 검출방법은 널리 알려져 있어 보다 상세한 설명은 생략한다.
- [0047] ECG(심전도)의 P,Q,R,S,T의 특징점을 검출한 이후, 시간 도메인상 심전도 특징 파라미터인, QTc(corrected QT interval, 보정된 QT 간격)와 STTc 세그먼트(STTc segment, ST-segment and T-wave (ST-T) changes, ST 세그먼트와 T파 변화)를 계산한다.
- [0048] QTc는 수학식 1에 의해 구한다.

수학식 1

[0049]
$$QTc[ms] = (T_i - Q_i) / \sqrt{R_{i+1} - R_i}$$

- [0050] 여기서, T_i , Q_i , R_i 는 각각 i 번째(즉, i 번째 주기)의 T 포인트(T wave), Q 포인트(Q wave), R 포인트의 시점을 나타내며, R_{i+1} 은 $i+1$ 번째의 R 포인트의 시점을 나타낸다.
- [0051] STTc 세그먼트는 수학식 2에 의해 구한다.

수학식 2

[0052]
$$STTc[ms] = (T_i - J_i) / \sqrt{R_{i+1} - R_i}$$

- [0053] 여기서 J포인트는 QRS 콤플렉스가 ST 세그먼트를 만나는 지점을 말한다.
- [0054] RR 간격을 수학식으로 나타내면 수학식 3과 같다.

수학식 3

[0055]
$$RR[ms] = \sum_i \frac{1}{f_s} \frac{1}{R_i - R_{i-1}} \delta(R - R_i)$$

- [0056] 이 때 R_{i-1} 은 $i-1$ 번째(즉, $i-1$ 번째 주기)의 심전도의 R 포인트 시점이고, f_s 는 심전도 신호의 샘플링 주파수 이다.

- [0057] 심박변이도를 계산하기 위해 RR의 이소성 비트를 제거하였고, 이 신호를 NN(normal-to normal RR)으로 정의하였다.
- [0058] 즉, R 피크(즉, 정상적인 R피크)와, 연이은 전 R 피크(즉, 연이은 전 정상적인 R피크)의 시간간격을 계산하고, 이를 NN 간격으로 한다.
- [0059] 또한, 시간 도메인상 심전도 특징 파라미터로서, 전체 RR 간격의 표준편차(SDNN)과 인접한 RR간격의 차이를 제공한 값의 평균의 제곱근(RMSSD)을 더 구할 수 있다.
- [0060] 전체 RR 간격의 표준편차(SDNN)는 수학식 4와 같이 구해진다.

수학식 4

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (I(i) - \text{meanRRI})^2}{N}}$$

[0061]

[0062] 여기서, N은 총 심박수이고, meanRRI는 평균 RR간격을 말하며, I(i)는 i번째 RR간격을 말한다.

[0063] 인접한 RR간격의 차이를 제공한 값의 평균의 제곱근(RMSSD)은 수학식 5와 같이 구해진다.

수학식 5

$$RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (I(i) - I(i+1))^2}{N}}$$

[0064]

[0065] 여기서, I(i+1)는 i+1번째 RR간격을 말한다.

[0066] 심박변이도 분석은 계산된 NN을 등간격으로 보간한 뒤, 4 Hz로 재샘플링(resampling) 하였다. 즉, 각 RR 간격 내의 샘플 수가 기 설정된 소정 갯수보다 작은 경우, 0으로 채우는 보간을 행하고, 이렇게 보간이 행하여진 심전도를 4 Hz로 리샘플링(재 샘플링)을 행한다.

[0067] 재샘플링된 신호는 30초 단위로 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform, FFT)을 수행 후, FFT에 제곱을 취해 전력 스펙트럼 밀도(power spectrum density, PSD)를 계산하였다. 즉, 주파수 분석을 위해, 보간 및 재샘플링된 심전도에서 고속푸리에변환(fast Fourier transform, FFT)을 수행한다.

[0068] 주파수영역 특징들을 계산하기 위해 사용된 각 주파수 대역은 초저주파(very low frequency, VLF: 0~0.04 Hz), 저주파(low frequency, LF: 0.04~0.15 Hz), 고주파(high frequency, HF: 0.15~0.4 Hz)이다.

[0069] 주파수 도메인상 심전도 특징 파라미터를 검출하기 위해, 주파수 도메인상 심전도 특징 파라미터인 초저주파수 대역 강도(P_{VLF}), 저주파수 대역 강도(P_{LF}), 고주파수 대역 강도(P_{HF})를 구하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)를 검출한다. 주파수 대역 강도(P_{LF}), 고주파수 대역 강도(P_{HF})를 구하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)를 구하는 방법은 국내 등록특허 제10-0493714호 등에 널리 알려져 있으므로 상세한 설명은 생략한다.

[0070] QTc, STTc 세그먼트, SDNN, RMSSD의 시간 도메인상 심전도 특징 파라미터와, 초저주파수 대역 강도(P_{VLF}), 저주파수 대역 강도(P_{LF}), 고주파수 대역 강도(P_{HF})를 구하고, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 주파수 도메인상 심전도 특징 파라미터의 각기의 평균과 표준편차를 구하면, 18개의 심전도 특징 파라미터(이를 설명의 편의상 '신호처리된 ECG 특징(signal processing-based ECG features, SP-based ECG features)'라 함)를 검출한 것이 된다.

[0071] 본 발명의 심혈관질환(CVD) 예측 모델의 입력으로 사용된 신호처리된 ECG 특징을 표 1에 나타내었다.

표 1

Description of 18 signal processing-based ECG features.

Features	Description
ECG abnormality	
QTc_mean	the mean of corrected QT durations
QTc_SD	the standard deviation of corrected QT durations
STTc_mean	the mean of corrected ST-T segments
STTc_SD	the standard deviation of corrected ST-T segments
HRV features	
NN_mean	the mean of normal-to-normal interbeat intervals
NN_SD	the standard deviation normal-to-normal interbeat intervals
SDNN_mean	the mean of standard deviation of NN
SDNN_SD	the standard deviation of standard deviation of NN interval
RMSSD_mean	the mean of root mean square of the successive differences
RMSSD_SD	the mean of root mean square of the successive differences
P _{VLF} _mean	the mean of the power in very low frequency band
P _{VLF} _SD	the standard deviation of the power in very low frequency band
P _{LF} _mean	the mean of the power in low frequency band
P _{LF} _SD	the standard deviation of the power in low frequency band
P _{HF} _mean	the mean of the power in high frequency band
P _{HF} _SD	the standard deviation of the power in high frequency band
P _{LF} /P _{HF} _mean	the mean of the ratio P _{LF} and P _{HF}
P _{LF} /P _{HF} _SD	the standard deviation of the ratio P _{LF} and P _{HF}

[0072]

[0073]

즉, 신호처리 기반의 심전도 특징을 추출하고, 각 특징별(즉, QTc, STTc 세그먼트, SDNN, RMSSD, P_{VLF}, P_{LF}, P_{HF}, P_{LF}/P_{HF} ratio)로 전체 수면 동안의 평균과 표준편차를 구하여, '신호처리된 ECG 특징(SP-based ECG features)'으로서 메모리부에 저장한다. 이 과정을 신호처리된 ECG 특징 추출단계라 할 수 있다.

[0074]

다음은 인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features)을 추출하기 위해 CNN (convolutional neural network) 기반의 인공지능 모델(즉, 심전도 특징을 추출하기 위한 인공지능 모델)을 설계하였다. 모델은, 30초 동안의 심전도 신호를 입력받고, 배치 정규화(batch normalization)를 거친다. 이후 3층 구조로 이루어진 합성곱 계층(convolution layer)과 풀링 계층(pooling layer)을 통해 특징을 추출한다. 이렇게 학습한 CNN 모델의 플래튼 계층(flatten layer, 평활화 계층)의 노드에서 추출한 AI 기반의 특징들을 각 전체 하룻밤 수면시간 동안 평균과 표준편차를 계산하였다.

[0075]

즉, 30초 동안의 심전도 신호가 입력 신호를, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델(즉, 인공지능 기반의 심전도 특징을 추출하기 위한 인공지능 모델)에 입력하고, 상기 CNN 기반의 인공지능 모델(즉, 심전도 특징을 추출하기 위한 인공지능 모델)은, 플래튼 계층(flatten layer, 평활화 계층)의 각 노드의 추출결과를 출력한다. 그리고, 이 추출결과(15개의 데이터)들의 각각의 평균과 표준편차를 구하고, 이렇게 구하여진 데이터를 '인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features)'로서 메모리부에 저장한다. 이 과정을 인공지능 기반의 심전도 특징 추출단계라 할 수 있다. 여기서 '인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features)'의 데이터부는, 총 30개의 데이터이다.

[0076] 표 2는 본 발명의 심혈관질환(CVD) 예측 모델의 입력으로 사용된 인공지능 기반의 심전도 특징을 나타낸다.

표 2

Description of 30 AI-based ECG features.

Features	Description
AI ₁ _mean	the mean of first node outputs in flatten layer
AI ₁ _SD	the standard deviation of first node outputs in flatten layer
AI ₂ _mean	the mean of second node outputs in flatten layer
AI ₂ _SD	the standard deviation of second node outputs in flatten layer
⋮	
AI ₁₅ _mean	the mean of 15th node outputs in flatten layer
AI ₁₅ _SD	the standard deviation of 15th node outputs in flatten layer

[0077]

[0078] 본 발명에서는, 신호처리된 ECG 특징(SP-based ECG features)과 인공지능 기반의 심전도 특징(AI-based ECG features)의 심전도 특징 외에, 추가적으로 대표적인 심혈관질환(CVD) 위험인자도, CVD 예측 모델의 입력으로 사용한다.

[0079] 본 발명에서 사용한 CVD 위험인자(clinical CVD risk factor)로서, 흡연 정도, 고혈압 정도(수축기 혈압, 확장기 혈압), 콜레스테롤 정도(콜레스테롤 지수, HDL 콜레스테롤 지수)비만 정도(BMI 지수), 나이(age), 성별(gender), 수면 호흡 장애(SDB) 정도(AHI 지수, 수면무호흡지수), 요통기능 장애지수(ODI)로 총 10개의 데이터를 사용한다.

[0080] 표 3은 본 발명의 심혈관질환(CVD) 예측 모델의 입력으로 사용된 CVD 위험인자를 나타낸다.

표 3

Description of 10 clinical CVD risk factors.

CVD risk factors	Type	CVD risk factors	Type
Age (year)	numerical	Systolic BP (mmHg)	numerical
Gender (F/M)	nominal	Diastolic BP (mmHg)	numerical
BMI (kg/m ²)	numerical	Cholesterol (mg/dL)	numerical
Smoking status (F/C/N)	nominal	HDL cholesterol (mg/dL)	numerical
AHI(/h)	numerical	ODI(/h)	numerical

F = female; M = male; F = former; C = current; N = never; HDL = high density lipoprotein;

AHI = apnea-hypopnea index; ODI = oxygen desaturation index.

[0081]

[0082] 즉, 수면다원검사시 등에 얻어져 메모리부에 기 저장된 상기 CVD 위험인자를 연산처리가 읽어들인다. 이과정 을 CVD 위험인자단계라 할 수 있다.

[0083] 이렇게 하여, 본 발명에서 심혈관질환(CVD) 예측 모델에 사용되는 입력은 18개의 신호처리된 심전도 특징과, 30개의 인공지능 기반의 심전도 특징과 10개의 CVD 위험인자로, 총 58개입력 특징 데이터를 가진다.

[0084] 다음으로, 이들 특징 데이터를 통계분석, 즉, 2개의 독립 표본 t-검정(independent sample t-test)과 카이-제곱

검정(chi-square tests)을 통해 클래스 간의 각 특성이 p -값 <0.05 인, 유의하게 다른 입력 데이터로 사용될 특징 데이터를 선택한다. 이과정을 특징 선별단계라 할 수 있다.

[0085] 경우에 따라서는, 특징 선별단계는 실험단계에서 선별하여, 제품출하시에 정해져 있을 수 있다.

[0086] 본 발명에서, 특징을 추출하기 위한 과정을 거친후, 서보트 벡터 머신(Support vector machine, SVM)을 이용하는 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 통해 10년 안에 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke)의 발생 여부를 예측한다.

[0087] 도 2는 본 발명의 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 나타낸다.

[0088] 심혈관질환(CVD) 예측 모델을 설명하기에 앞서, 도 2의 심혈관질환(CVD) 예측 모델 내의 각 서보트 벡터 머신에 입력으로서 적용되는 심전도 특징 데이터를 나타낸다.

표 4

The results of feature selection for each classifier				
Rank	SVM_CVD	SVM_C-H	SVM_C-S	SVM_H-S
1	AI ₅ _mean	AI ₄ _mean	AI ₁₀ _mean	HDL cholesterol
2	ST-T_mean	HDL cholesterol	ST-T_mean	AI ₃ _mean
3	BMI	P _{LF} _mean	P _{LF} /P _{HF} _mean	P _{LF} _SD
4	Systolic BP	AI ₁₀ _mean	Diastolic BP	Cholesterol
5	AHI	P _{LF} /P _{HF} _SD	HDL cholesterol	AHI
6	AI ₁₁ _SD	AI ₂ _SD	P _{LF} _mean	AI ₂ _mean
7	P _{LF} /P _{HF} _mean	P _{LF} _mean	BMI	Systolic BP
8	ODI	AHI	P _{LF} /P _{HF} _mean	P _{HF} _SD
9	Smoking status			AI ₄ _mean
10	Age			Smoking status
11	AI ₁₂ _mean			AI ₆ _SD
12	AI ₁ _mean			
13	AI ₇ _SD			
14	P _{LF} /P _{HF} _SD			
15	ST-T_SD			
16	P _{LF} _mean			
17	AI ₃ _mean			

SVM = support vector machine; CVD = cardiovascular disease;
C = coronary heart disease; H: heart failure, S: stroke.
Bold: selected features.
All features have significant difference between groups ($p < 0.05$).

[0089]

심혈관질환 발생 판별부(710)는, 제1 서보트 벡터 머신(SVM_CVD)으로 이루어지며, 특징 선별단계에서 선별된 심전도 특징 데이터 또는 주어진 심전도 특징 데이터를 입력하고, 이로부터 향후 심혈관질환이 발생할 것인지(CVD) 즉, 아닌지(CVD-free)를 판별한다. 만약 심혈관질환 발생 판별부(710)가 심혈관질환이 발생하지 않는다고 판별하면 심혈관질환이 발생하지 않음을 나타내는 값(즉, CVD-free의 값)을 출력하고, 이는 심혈관질환(CVD) 예측 모델의 최종결과로 출력된다.

[0091] 제1 서보트 벡터 머신(SVM_CVD)의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 15번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, BMI 지수, 수축기 혈압, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 11번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 요통기능 장애지수(ODI), 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 1번째노드의 결과의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 7번째노드의 결과의 표준편차, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, STTc 세그먼트의 표준편차, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균일 수 있다.

- [0092] 이들 데이터의 평균과 표준편차는, 각 전체 하룻밤 수면시간 동안 평균과 표준편차이다.
- [0093] 일반적으로, 서보트 벡터 머신(Support vector machine, SVM)은 일반화 기능(generalizing capability)을 최대화하는 것을 목표로 한다. 각 클래스의 대표적인 특징 벡터를 사용하여 카테고리간에 최대 마진이 있는 최적화된 결정 초평면(optimized decision hyperplane)을 검색한다. 서보트 벡터 머신은 널리 알려져 있는 분류기로 상세한 설명은 생략한다.
- [0094] 심혈관질환 발생 판별부(710)에서 향후 심혈관질환이 발생할 것(CVD)으로 판별된 경우, 세부 질환 판별부(720)는, 1대1(0v0, One-Vs-One) 다중 클래스 분류기를 이용하여, 향후 발생할 심혈관질환으로서 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중 하나를 선택하여 출력한다. 세부 질환 판별부(720)는, 제2서보트 벡터 머신(SVM_C-H)(721), 제3서보트 벡터 머신(SVM_C-S)(722), 제4서보트 벡터 머신(SVM_H-S)(723)의 3개의 서보트 벡터 머신으로 이루어진다.
- [0095] 제2서보트 벡터 머신(SVM_C-H)(721)는 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF) 중의 하나를 판별하기 위한 수단으로, 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF) 중의 하나를 선택한 결과(심혈관질환(CVD) 예측결과 후보)를 출력한다.
- [0096] 제2서보트 벡터 머신(SVM_C-H)(721)의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 12번째노드의 결과의 표준편차, AHI 지수를 포함할 수 있다.
- [0097] 제3서보트 벡터 머신(SVM_C-S)(722)는 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD)과 뇌졸중(stroke) 중의 하나를 판별하기 위한 수단으로, 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD)과 뇌졸중(stroke) 중의 하나를 선택한 결과(심혈관질환(CVD) 예측결과 후보)를 출력한다.
- [0098] 제3서보트 벡터 머신(SVM_C-S)(722)의 입력벡터는, 플래튼 계층(flatten layer)의 10번째노드의 결과의 평균, STTc 세그먼트의 평균, 저주파수대 고주파수 대역 강도비(P_{LF}/P_{HF} ratio)의 평균, 확장기 혈압, HDL 콜레스테롤 지수, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 평균, BMI 지수를 포함할 수 있다.
- [0099] 제4서보트 벡터 머신(SVM_H-S)(723)는 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중의 하나를 판별하기 위한 수단으로, 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke) 중의 하나를 선택한 결과(심혈관질환(CVD) 예측결과 후보)를 출력한다.
- [0100] 제4서보트 벡터 머신(SVM_H-S)(723)의 입력벡터는, HDL 콜레스테롤 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 3번째노드의 결과의 평균, 저주파수 대역 강도(P_{LF})의 표준편차, 콜레스테롤 지수, AHI 지수, 플래튼 계층(flatten layer)의 2번째노드의 결과의 평균, 수축기 혈압, 고주파수 대역 강도(P_{HF})의 표준편차, 플래튼 계층(flatten layer)의 4번째노드의 결과의 평균, 흡연정도, 플래튼 계층(flatten layer)의 6번째노드의 결과의 표준편차를 포함할 수 있다.
- [0101] 투표부(770)으로, 제2서보트 벡터 머신(SVM_C-H)(721)의 결과, 제3서보트 벡터 머신(SVM_C-S)(722)의 결과, 제4서보트 벡터 머신(SVM_H-S)(723)의 결과로 부터, 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke)이 각각 선택된 횟수를 카운트하여 출력한다. 그리고 제일 많이 선택된 횟수를 가지는 질병이 향후 10년내에 발생할 수 있는 질환으로서 최종적인 결과로 출력한다.
- [0102] 다시말해, 심혈관질환(CVD) 예측 모델은, 특징을 추출하기 위한 과정을 거친후, 서보트 벡터 머신(Support vector machine, SVM) 모델을 통해 10년 안에 관상동맥심장병(coronary heart disease, CHD), 심부전(heart failure, HF), 뇌졸중(stroke)의 발생 여부를 예측한다. 이를 위해 먼저 CVD와 CVD-free를 예측하는 SVM(SVM_CVD)을 거쳐 CVD로 분류된 경우, CHD, HF, stroke를 분류하기 위한 1대1(0v0, One-Vs-One) 다중 클래스 분류기를 거친다. 0v0는 K개의 타겟 클래스가 존재하는 경우, 이 중 2개의 클래스 조합을 선택하여 $K(K-1)/2$ 개의 이진 클래스 분류를 통해 가장 많은 판별값을 얻은 클래스를 선택하는 방법으로, 널리 알려진 방법으로, 상세한 설명은 생략한다.
- [0103] 본 명세서는 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자이면 충분히 인식하고 유추할 수 있는 내용은 그 상세한 기재를 생략하였으며, 본 명세서에 기재된 구체적인 예시들 이외에 본 발명의 기술적 사상이나 필수적

구성을 변경하지 않는 범위 내에서 보다 다양한 변형이 가능하다. 따라서 본 발명은 본 명세서에서 구체적으로 설명하고 예시한 것과 다른 방식으로도 실시될 수 있으며, 이는 본 발명의 기술 분야에 통상의 지식을 가진 자이면 이해할 수 있는 사항이다.

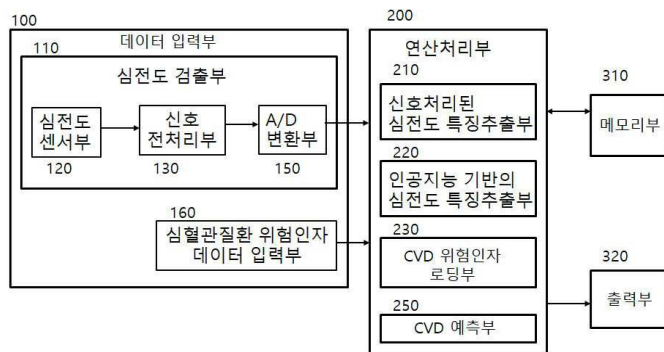
부호의 설명

[0104]

100: 데이터 입력부	110: 심전도 검출부
120: 심전도 센서부	130: 신호 전처리부
150: A/D 변환부	160: 심혈관질환 위험인자 데이터 입력부
210: 신호처리된 심전도 특징 추출부	
220: 인공지능기반의 심전도 특징추출부	
230: CVD 위험인자 로딩부	250: 심혈관질환 예측부
310: 메모리부	320: 출력부

도면

도면1



도면2

