



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년01월02일
(11) 등록번호 10-2483457
(24) 등록일자 2022년12월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/0205 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/05 (2021.01) A61B 5/113 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/0205 (2013.01)
A61B 5/05 (2021.01)
(21) 출원번호 10-2021-0193730
(22) 출원일자 2021년12월31일
심사청구일자 2021년12월31일
(56) 선행기술조사문헌
JP2021180853 A*
KR1020210001575 A*
KR102342106 B1*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
사람올이해하다 주식회사
경기도 고양시 일산동구 중앙로 1036, 4층 고양중
장년기술창업센터(백석동, 베스트고양터미널)
(72) 발명자
정창진
경기도 고양시 일산서구 일현로 67, 1010호(탄현
동)
(74) 대리인
특허법인태백

전체 청구항 수 : 총 7 항

심사관 : 최석규

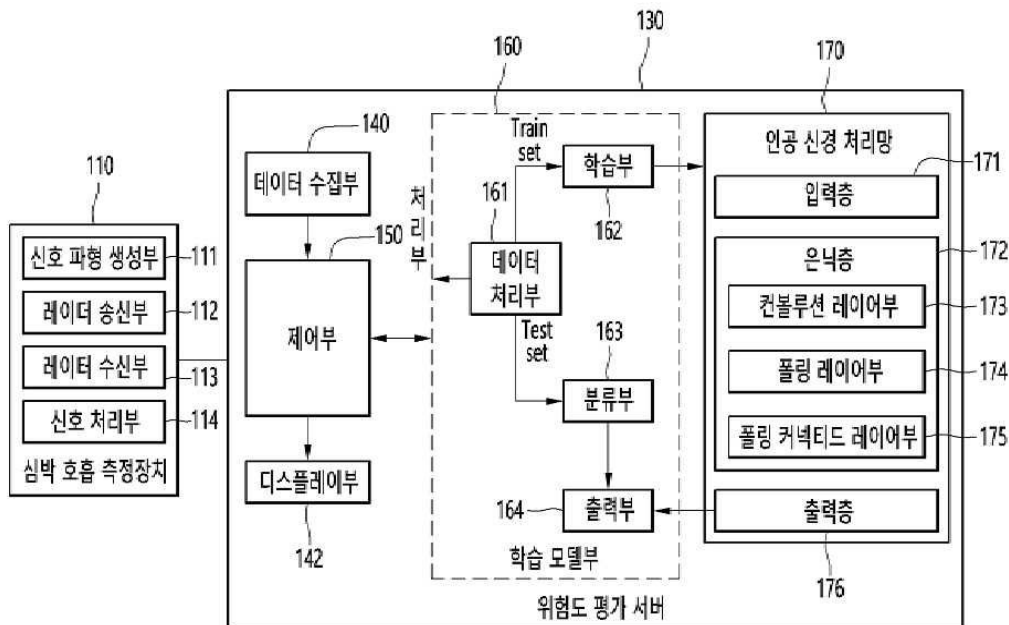
(54) 발명의 명칭 레이더를 이용한 학습 기반의 심혈관 질환 위험도 평가 시스템

(57) 요약

본 발명은 레이더를 이용한 학습 기반의 심혈관 질환 위험도 평가 시스템에 대한 것이다. 본 발명에 따르면, 신호 파형 생성부에서 생성된 레이더 펄스(Radar Pulse)를 갖는 송신 신호를 송신하는 레이더 송신부와, 전방에 위치하는 환자에서 반사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신하는 레이더 수신부와, 레이더 수신부를 통해 반사되어

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



돌아오는 복수의 반사 전자파인 수신 신호에 대한 데이터를 수집하고, 수집한 수신 신호를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하고, 변환된 주파수 영역 중 호흡수 및/또는 심박수와 관련된 주파수를 추출하고, 변환된 주파수 영역을 시간 영역으로 변환하여 심박수, 호흡수, 심박 변이도(Heart Rate Variability)의 생체 센싱 데이터를 생성하는 심박 호흡 측정장치; 및 심박수, 호흡수, 심박 변이도를 인공 신경망에 입력하고, 인공 신경망의 응답으로 상기 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부 중에서 적어도 하나를 예측하는 위험도 평가 서버를 포함할 수 있다. 본 발명에 따르면, 심혈관 질환의 주요 원인인 심박수, 호흡수, 심박 변이도의 생체 센싱 데이터를 인공 신경망을 통해 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 정확하게 예측하여 심근 경색, 심장 마비, 심정지의 위험도를 낮출 수 있는 효과가 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/113 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

A61B 5/7275 (2013.01)

A61B 5/746 (2013.01)

G16H 50/20 (2018.01)

명세서

청구범위

청구항 1

레이더를 이용한 학습 기반의 심혈관 질환 위험도 평가 시스템에 있어서,

신호 파형 생성부에서 생성된 레이더 펄스(Radar Pulse)를 갖는 송신 신호를 송신하는 레이더 송신부와, 전방에 위치하는 환자에서 반사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신하는 레이더 수신부와, 상기 레이더 수신부를 통해 반사되어 돌아오는 복수의 반사 전자파인 수신 신호에 대한 데이터를 수집하고, 상기 수집한 수신 신호를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하고, 상기 변환된 주파수 영역 중 호흡수 및/또는 심박수와 관련된 주파수를 추출하고, 상기 변환된 주파수 영역을 시간 영역으로 변환하여 심박수, 호흡수, 심박 변이도(Heart Rate Variability)의 생체 센싱 데이터를 생성하는 심박 호흡 측정장치; 및

상기 심박수, 상기 호흡수, 상기 심박 변이도를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비 및 심부전증의 심장 질환 여부 중에서 적어도 하나를 예측하는 위험도 평가 서버를 포함하며,

상기 위험도 평가 서버는 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측하고,

상기 심박 변이도 센싱 데이터는 24시간 동안 측정된 정상 심박간격의 표준편차(SDNN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차(SDANN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차의 평균(SDNN index), 이웃 심박간격의 차이들에 대한 제곱의 합 평균의 제곱근(rMSSD), 전체 심박 간격수에 대하여 이웃 심박간격이 50ms 이상 차이가 나는 간격수의 비율(pNN50)을 포함하는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

청구항 2

신호 파형 생성부에서 생성된 레이더 펄스(Radar Pulse)를 갖는 송신 신호를 송신하는 레이더 송신부와, 전방에 위치하는 환자에서 반사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신하는 레이더 수신부와, 상기 레이더 수신부를 통해 반사되어 돌아오는 복수의 반사 전자파인 수신 신호에 대한 데이터를 수집하고, 상기 수집한 수신 신호를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하고, 상기 변환된 주파수 영역 중 호흡수 및/또는 심박수와 관련된 주파수를 추출하고, 상기 변환된 주파수 영역을 시간 영역으로 변환하여 심박수, 호흡수, 심박 변이도(Heart Rate Variability)의 생체 센싱 데이터와 움직임과 운동량, 스트레스 지수의 움직임 센싱 데이터를 생성하는 심박 호흡 측정장치;

상기 환자 주변의 온도, 습도의 환경 데이터를 생성하는 환경 센서;

기설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터를 입력받는 사용자 단말; 및

상기 생체 센싱 데이터, 상기 움직임 센싱 데이터, 상기 기본 생체 데이터, 상기 통증 데이터, 상기 임상 데이터, 상기 과거력 데이터, 상기 가족력 데이터로 이루어진 심정지 예측 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 심정지 예측 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비 및 심부전증의 심장 질환 여부 중에서 적어도 하나를 예측하는 위험도 평가 서버를 포함하며,

상기 위험도 평가 서버는 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측하고,

상기 심박 변이도 센싱 데이터는 24시간 동안 측정된 정상 심박간격의 표준편차(SDNN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차(SDANN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차의 평균(SDNN index), 이웃 심박간격의 차이들에 대한 제곱의 합 평균의 제곱근(rMSSD), 전체 심박 간격수에 대하여 이웃 심박간격이 50ms 이상 차이가 나는 간격수의 비율(pNN50)을 포함하는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

청구항 3

청구항 1 또는 청구항 2에 있어서,

상기 위험도 평가 서버는 상기 심박수, 상기 호흡수, 상기 심박 변이도의 산출값에 따라 상기 인공 신경망 내 레이어들 및 상기 레이어들 간의 연결 강도에 관한 개별 요소 가중치를 다르게 적용하는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

청구항 4

삭제

청구항 5

청구항 1 또는 청구항 2에 있어서,

상기 위험도 평가 서버는 상기 심박 변이도 센싱 데이터와 상기 심박수 센싱 데이터가 상기 상한값의 이상이거나 상기 하한값의 이하로 벗어나는 경우, 상기 인공 신경망 내 레이어들 및 상기 레이어들 간의 연결 강도에 관한 개별 요소 가중치를 다르게 적용하는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

청구항 6

청구항 2에 있어서,

상기 생체 센싱 데이터, 상기 움직임 센싱 데이터, 상기 환경 데이터, 상기 기본 생체 데이터, 상기 통증 데이터, 상기 임상 데이터, 상기 과거력 데이터, 상기 가족력 데이터에 속한 각 개별 요소 데이터의 기준치를 벗어나 이상이 발생되면, 이상이 발생된 데이터 그룹을 감지하는 제어부를 더 포함하고,

상기 위험도 평가 서버는,

상기 각각의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 상기 데이터 그룹에 대한 그룹별 가중치를 다르게 설정하고, 상기 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 상기 각각의 데이터 그룹과 복수의 연산을 수행하여 입력층, 은닉층, 출력층을 통과하면, 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 상기 입력층에서 상기 출력층 방향으로 계산하고, 반대로 상기 출력층에서 상기 입력층 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화하는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

청구항 7

청구항 2에 있어서,

상기 생체 센싱 데이터, 상기 움직임 센싱 데이터, 상기 환경 데이터, 상기 기본 생체 데이터, 상기 통증 데이터, 상기 임상 데이터, 상기 과거력 데이터, 상기 가족력 데이터에 속한 각 개별 요소 데이터의 기준치를 벗어나 이상이 발생되면, 이상이 발생된 데이터 그룹을 감지하는 제어부를 더 포함하고,

상기 위험도 평가 서버는 2개 이상의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 데이터 그룹의 조합별 가중치를 다르게 설정하고, 상기 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 상기 각각의 데이터 그룹과 복수의 연산을 수행하여 입력층, 은닉층, 출력층을 통과하면, 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 상기 입력층에서 상기 출력층 방향으로 계산하고, 반대로 상기 출력층에서 상기 입력층 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화하는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

청구항 8

청구항 2에 있어서,

상기 위험도 평가 서버는 테스트 데이터인 각각의 데이터 그룹을 상기 인공 신경망의 딥러닝 기반 분류기 모델을 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 판단하고, 상기 각각의 데이터 그룹에 대응하여 상기 심장 질환 여부인 제1 출력값 확률이 제1 퍼센트율인 경우, 상기 각각의 데이터 그룹에 대응하는 심장 질환이 아닌 제2 출력값 확률이 (100 - 제1 퍼센트율)인 심혈관 질환 위험도 평가 시스템.

발명의 설명

기술분야

[0001] 본 발명은 레이더를 이용한 학습 기반의 심혈관 질환 위험도 평가 시스템에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 심혈관 질환의 주요 원인인 심박수, 호흡수, 심박 변이도의 생체 센싱 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 인공 신경망의 응답으로 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측할 수 있는 심혈관 질환 위험도 평가 시스템에 관한 것이다.

배경기술

- [0002] 2010년 사망 원인 통계에 따르면 1위인 암 다음으로 순환 계통 질환(심장과 혈관에 관련된 질환)이 우리나라 사람의 중요한 사망 원인으로 밝혀졌다.
- [0003] 심장 질환의 위험 인자로는 연령, 성별, 고혈압, 고지혈증, 당뇨병, 흡연, 운동 부족, 비만 등이 있다.
- [0004] 심장 질환에는 고혈압, 심장에 피를 공급하는 심장 동맥이 좁아지거나 막혀서 생기는 협심증, 심근 경색, 심장 내 전기 자극이 잘 만들어지지 못하여 심장 박동이 불규칙해지는 부정맥, 혈관에 기름이 끼고 혈관 벽이 딱딱해지는 동맥 경화증 등이 있다.
- [0005] 심혈관 질환은 사망에 이를 수 있는 주요 질환으로 환자에게 적절한 치료를 제공하기 위해 여러 가지의 심혈관 질환 위험 인자값을 기초로 심근 경색, 심장 마비, 심정지 등의 위험도를 확인하여야 한다.
- [0006] 심혈관 질환의 위험 인자는 피검사와 같은 간단한 검진으로 측정할 수 있으나, 관상동맥 석회화 지수(Coronary Artery Calcification Score)와 같은 일부 위험 인자의 경우, 비교적 높은 비용이 소요되는 검사나, 방사선 노출 등의 부담이 있는 검사를 통해 측정할 수 있다.
- [0007] 심혈관 질환은 초기에 내피세포 기능 장애의 단계를 거쳐 서서히 죽상 경화증으로 진행하여 결국에는 심근경색 불안정 협심증 및 급사와 같은 급성 심혈관 사건을 일으킨다.
- [0008] 심혈관 질환은 특별한 증상(통증이나 숨참 증상 등)이 없음에도 불구하고, 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환이 발생하여 갑작스런 사망에 이르는 무서운 질병이다.
- [0009] 따라서, 현재의 심혈관 질환은 손쉬운 방법으로 심혈관 질환 유무 위험도를 예측하여 심혈관 질환으로 인한 사고(예컨대, 심근경색, 심장질환으로 인한 사망 등)를 예방할 수 있는 기술 개발이 필요한 실정이다.
- [0010] 본 발명의 배경이 되는 기술은 한국 공개특허번호 제10-2021-0023569호(2021.03.04 공개)에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 심혈관 질환의 주요 원인인 심박수, 호흡수, 심박 변이도의 생체 센싱 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 인공 신경망의 응답으로 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측할 수 있는 학습을 기반으로 하는 레이더를 이용한 심혈관 질환 위험도 평가 시스템을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

- [0012] 본 발명의 실시예에 따르면, 레이더를 이용한 학습 기반의 심혈관 질환 위험도 평가 시스템에 있어서, 신호 과형 생성부에서 생성된 레이더 펄스(Radar Pulse)를 갖는 송신 신호를 송신하는 레이더 송신부와, 전방에 위치하는 환자에서 반사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신하는 레이더 수신부와, 상기 레이더 수신부를 통해 반사되어 돌아오는 복수의 반사 전자파인 수신 신호에 대한 데이터를 수집하고, 상기 수집한 수신 신호를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하고, 상기 변환된 주파수 영역 중 호흡수 및/또는 심박수와 관련된 주파수를 추출하고, 상기 변환된 주파수 영역을 시간 영역으로 변환하여 심박수, 호흡수, 심박 변이도(Heart Rate Variability)의 생체 센싱 데이터를 생성하는 심박 호흡 측정장치; 및 상기 심박수, 상기 호흡수, 상기 심박 변이도를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비 및 심부전증의 심장 질환 여부 중에서 적어도 하나를 예측하는 위험도 평가 서버를 포함할 수 있다.
- [0013] 본 발명의 다른 실시예에 따르면, 신호 과형 생성부에서 생성된 레이더 펄스(Radar Pulse)를 갖는 송신 신호를 송신하는 레이더 송신부와, 전방에 위치하는 환자에서 반사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신하는 레이더 수신

부와, 상기 레이더 수신부를 통해 반사되어 돌아오는 복수의 반사 전자파인 수신 신호에 대한 데이터를 수집하고, 상기 수집한 수신 신호를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하고, 상기 변환된 주파수 영역 중 호흡수 및/또는 심박수와 관련된 주파수를 추출하고, 상기 변환된 주파수 영역을 시간 영역으로 변환하여 심박수, 호흡수, 심박 변이도(Heart Rate Variability)의 생체 센싱 데이터와 움직임과 운동량, 스트레스 지수의 움직임 센싱 데이터를 생성하는 심박 호흡 측정장치; 상기 환자 주변의 온도, 습도의 환경 데이터를 생성하는 환경 센서; 기설정된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터를 입력받는 사용자 단말; 및 상기 생체 센싱 데이터, 상기 움직임 센싱 데이터, 상기 기본 생체 데이터, 상기 통증 데이터, 상기 임상 데이터, 상기 과거력 데이터, 상기 가족력 데이터로 이루어진 심정지 예측 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 심정지 예측 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측하는 위험도 평가 서버를 포함할 수 있다.

[0014] 또한, 위험도 평가 서버는 상기 심박수, 상기 호흡수, 상기 심박 변이도의 산출값에 따라 상기 인공 신경망 내 레이어들 및 상기 레이어들 간의 연결 강도에 관한 개별 요소 가중치를 다르게 적용할 수 있다.

[0015] 또한, 위험도 평가 서버는, 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터를 인공 신경망에 입력하고, 상기 인공 신경망의 응답으로 상기 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측할 수 있다.

[0016] 또한, 심박 변이도 센싱 데이터는, 24시간 동안 측정된 정상 심박간격의 표준편차(SDNN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차(SDANN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차의 평균(SDNN index), 이웃 심박간격의 차이에 대한 제곱의 합 평균의 제곱근(rMSSD), 전체 심박 간격수에 대하여 이웃 심박간격이 50ms 이상 차이가 나는 간격수의 비율(pNN50)을 포함할 수 있다.

[0017] 또한, 상기 위험도 평가 서버는 상기 심박 변이도 센싱 데이터와 상기 심박수 센싱 데이터가 상기 상한값의 이상이거나 상기 하한값의 이하로 벗어나는 경우, 상기 인공 신경망 내 레이어들 및 상기 레이어들 간의 연결 강도에 관한 개별 요소 가중치를 다르게 적용할 수 있다.

[0018] 또한, 상기 심혈관 질환 위험도 평가 시스템은, 상기 생체 센싱 데이터, 상기 움직임 센싱 데이터, 상기 환경 데이터, 상기 기본 생체 데이터, 상기 통증 데이터, 상기 임상 데이터, 상기 과거력 데이터, 상기 가족력 데이터에 속한 각 개별 요소 데이터의 기준치를 벗어나 이상이 발생되면, 이상이 발생한 데이터 그룹을 감지하는 제어부를 더 포함하고, 상기 위험도 평가 서버는, 상기 각각의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 상기 데이터 그룹에 대한 그룹별 가중치를 다르게 설정하고, 상기 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 상기 각각의 데이터 그룹과 복수의 연산을 수행하여 입력층, 은닉층, 출력층을 통과하면, 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 상기 입력층에서 상기 출력층 방향으로 계산하고, 반대로 상기 출력층에서 상기 입력층 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화할 수 있다.

[0019] 또한, 상기 심혈관 질환 위험도 평가 시스템은, 상기 생체 센싱 데이터, 상기 움직임 센싱 데이터, 상기 환경 데이터, 상기 기본 생체 데이터, 상기 통증 데이터, 상기 임상 데이터, 상기 과거력 데이터, 상기 가족력 데이터에 속한 각 개별 요소 데이터의 기준치를 벗어나 이상이 발생되면, 이상이 발생한 데이터 그룹을 감지하는 제어부를 더 포함하고, 상기 위험도 평가 서버는 2개 이상의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 데이터 그룹의 조합별 가중치를 다르게 설정하고, 상기 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 상기 각각의 데이터 그룹과 복수의 연산을 수행하여 입력층, 은닉층, 출력층을 통과하면, 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 상기 입력층에서 상기 출력층 방향으로 계산하고, 반대로 상기 출력층에서 상기 입력층 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화할 수 있다.

[0020] 또한, 상기 위험도 평가 서버는 테스트 데이터인 각각의 데이터 그룹을 상기 인공 신경망의 딥러닝 기반 분류기 모델을 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 판단하고, 상기 각각의 데이터 그룹에 대응하여 상기 심장 질환 여부인 제1 출력값 확률이 제1 퍼센트일 경우, 상기 각각의 데이터 그룹에 대응하는 심장 질환이 아닌 제2 출력값 확률이 (100 - 제1 퍼센트)일 수 있다.

발명의 효과

[0021] 본 발명에 따르면, 심혈관 질환의 주요 원인인 심박수, 호흡수, 심박 변이도의 생체 센싱 데이터를 인공 신경망을 통해 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 정확하게 예측하여 심근 경색, 심장 마비, 심정지의 위험도를 낮출 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0022] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 심혈관 질환 위험도 평가 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 심박 호흡 측정장치와 위험도 평가 서버의 내부 구성을 간략하게 나타낸 도면이다.
- 도 3a 내지 도 3h는 본 발명의 실시예에 따른 기본 생체 데이터, 생체 센싱 데이터, 움직임 센싱 데이터, 환경 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터와 가족력 데이터의 일례를 나타낸 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 심박수 변이도 분석 지표의 일례를 나타낸 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 신경망 모델의 전체 아키텍처를 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0023] 그러면 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시 예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다.
- [0024] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 심혈관 질환 위험도 평가 시스템의 구성을 나타낸 도면이고, 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 심박 호흡 측정장치와 위험도 평가 서버의 내부 구성을 간략하게 나타낸 도면이고, 도 3a 내지 도 3h는 본 발명의 실시예에 따른 기본 생체 데이터, 생체 센싱 데이터, 움직임 센싱 데이터, 환경 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터와 가족력 데이터의 일례를 나타낸 도면이다.
- [0025] 본 발명의 실시예에 따른 심혈관 질환 위험도 평가 시스템(100)은 심박 호흡 측정장치(110), 사용자 단말(120) 및 위험도 평가 서버(130)를 포함한다.
- [0026] 심박 호흡 측정장치(110)는 레이더(Radar) 센서를 이용하여 생체 정보와 관련된 신호를 비접촉식으로 검출하는 장치이다.
- [0027] 심박 호흡 측정장치(110)는 환자의 심박 변이도, 호흡수, 심박수에 대한 생체 센싱 데이터와 움직임 센싱 데이터와 관련된 신호를 비접촉식으로 검출하는 기능을 수행한다.
- [0028] 레이더 센서는 특정 방향으로 전자파를 송신하는 센서이며, 예컨대, 밀리미터파 레이더 센서(mmWave Radar Sensor)를 포함할 수 있다. 밀리미터파 레이더 센서는 30GHz 내지 300GHz 사이의 주파수를 사용하는 센서이다.
- [0029] 신호 파형 생성부(111)는 FMCW(Frequency Modulated Continuous Wave) 레이더를 사용하고, 주파수 변조된 신호를 연속적으로 발사하는 방식의 레이더이다.
- [0030] 밀리미터파 주파수는 특정 방향으로 전자파를 집중시킬 수 있는 지향성을 갖고 있고, 이러한 지향성의 특성을 갖는 주파수로 구성된 전자파는 외부의 다른 동작에 대하여 영향을 받지 않기 때문에 다중 인체의 생체 감지가 가능할 수 있다.
- [0031] 예를 들면, 밀리미터파 레이더 센서에서 출력된 전자파가 사람 및 사물에 의해 반사된 반사 전자파의 데이터(RSS 값)를 비교하면, 사물 및 사람 각각의 유전율에 따라 사물과 사람이 서로 다른 양의 반사 전자파의 양을 반사하는 것을 관찰할 수 있고, 출력 전자파 대비 반사 전자파에 대한 회귀 분석을 통해 전자파를 반사한 대상이 사물인지 또는 사람인지를 구별할 수 있다.
- [0032] 레이더 송신부(112)는 신호 파형 생성부(111)에서 생성된 레이더 펄스(Radar Pulse)를 갖는 송신 신호를 송신한다.
- [0033] 레이더 수신부(113)는 전방에 위치하는 환자에서 반사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신한다.
- [0034] 레이더 수신부(113)는 레이더 송신부(112)에 의해 방사된 레이더 펄스의 반사 신호를 수신할 수 있으며, 고지향성을 가지는 초광대역 안테나가 사용될 수 있다.
- [0035] 레이더 수신부(113)는 증폭부, A/D 변환부, D/A 변환부, 샘플링부, 복조부, 필터부 등을 포함할 수 있다.
- [0036] 사용자 단말(120)은 기설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터를 입력받는다. 여기서, 사용자 단말(120)은 개인 사용자가 소지할 수도 있고, 병원 관리자가 소지할 수도 있다. 일례로, 기본 생체 데이터 중 성별, 나이, 키 등은 개인 사용자가 사용

자 단말(120)을 이용하여 입력할 수 있고, 기본 생체 데이터 중 HDL 콜레스테롤의 양, 혈청 크레아티닌 등은 병원 관리자가 사용자 단말(120)을 이용하여 입력할 수 있다.

- [0037] 심박 호흡 측정장치(110)는 레이더 신호를 이용하여 환자의 심박 변이도, 호흡수, 심박수에 대한 생체 센싱 데이터와 움직임 센싱 데이터를 추출한다. 심박 호흡 측정 장치(110)는 레이더 센서를 이용하여 환자의 생체 신호 및 움직임을 검출할 수 있다. 레이더를 기반으로 하는 생체 신호 및 움직임 감지 기법은 기존에 다양하게 개시되어 있다.
- [0038] 환경 센서(미도시)는 환자의 주변의 환경 정보를 센싱하여 환경 데이터를 생성한다.
- [0039] 도 3a 내지 도 3h에 도시된 바와 같이, 심정지 예측 데이터는 전술한 다양한 데이터를 총괄하는 의미로서 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터, 생체 센싱 데이터, 움직임 센싱 데이터, 환경 데이터를 포함한다.
- [0040] 도 3a와 같이, 기본 생체 데이터는 성별, 나이, 키, 체중, 허리둘레, 흡연력, 음주력, 체질량 지수, 총 콜레스테롤의 양, HDL 콜레스테롤의 양, 혈청 크레아티닌, 수축기 혈압 수치, 약물로 혈압치료를 포함한다.
- [0041] 기본 생체 데이터는 사용자가 사용자 단말(120)에 설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 입력받을 수 있다.
- [0042] 도 3b와 같이, 생체 센싱 데이터는 심박수, 호흡수, 심박 변이도(Heart Rate Variability)를 포함한다. 심박수와 호흡수는 심박 호흡 측정장치(110)에 의해 측정되고, 심박 변이도는 연속적인 박동 간격의 시간 차이로서, 심박수를 이용하여 계산되는 계산치이다.
- [0043] 심박 변이도는 심박수의 박동 간의 변동으로 심혈 관계 기능을 조정하는 교감 신경과 부교감 신경의 상호 작용을 반영하는 것으로 중심이 되는 현상은 연속되는 심박동 간 시간 간격의 진동과 연속되는 순간 심박수 간의 진동이다.
- [0044] 심박 변이도 분석은 심장의 박동과 박동 사이의 간격을 이용하여 심박 시계열의 변화를 분석하는 것이다.
- [0045] 심박수의 변동은 수없이 다른 생리적 체계 간의 복잡하고, 비선형적인 상호 관계 때문에 발생한다. 단기간의 심박수 변동은 호흡, 압력수용체, 화학수용체, 자율신경계 활성도에 의하여 결정된다.
- [0046] 장기적으로 체온, 대사율, 호르몬, 수면 주기가 심박 변이도에 기여한다.
- [0047] 심박 변이도의 감소는 급성심근경색이 발생한 후, 사망률의 강력한 독립 변수가 될 수 있다.
- [0048] 도 3c와 같이, 움직임 센싱 데이터는 움직임 1(야간화장실 횡수), 움직임 1(야간 화장실 사용시간), 움직임 2(낙상), 움직임 2(실신), 수면질, 운동량, 스트레스 지수, 신체 변화(체질량 지수)를 포함한다. 움직임 센싱 데이터는 심박 호흡 측정장치(110)를 이용하여 측정하게 되는데, 이 중 신체 변화는 체중계 등 기타 장비로 측정한다.
- [0049] 도 3d와 같이, 환경 데이터는 온도, 습도, 이산화탄소 농도, 총휘발성 유기화합물, 공기질을 포함하고, 환경 센서(미도시)에 의해 추출된다.
- [0050] 도 3e와 같이, 통증 데이터는 통증(흉통), 통증(복통), 통증(요통)을 포함하고, 사용자 단말(120)에 설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 입력받는다.
- [0051] 도 3f와 같이, 임상 데이터는 당뇨 진단 여부, 이상지질혈증 진단 여부, 우울증 진단 여부, 부종, 심질환(관상동맥질환), 심질환(판막질환), 심질환(선천성심질환), 약물(항부정맥약물), 약물(부정맥약화약물), 약물(마약)을 포함하고, 사용자 단말(120)에 설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 입력받는다.
- [0052] 도 3g와 같이, 과거력 데이터는 과거력(갑상선), 과거력(폐질환), 과거력(뇌경색), 과거력(신질환), 과거력(만성신질환), 과거력(전해질 불균형)을 포함하고 사용자 단말(120)에 설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 입력받는다.
- [0053] 도 3h와 같이, 가족력 데이터는 직계 가족중 심장성급사(부), 직계 가족중 심장성급사(모), 직계 가족중 심장성급사(형제), 심질환(허혈성 심근병증), 심질환(선천성 심근병증), 심질환(기타부정맥 및 전도장애), 뇌전증(간질)을 포함하고 사용자 단말(120)에 설치된 심정지 예측 어플리케이션을 이용하여 입력받는다.
- [0054] 심박수, 호흡수, 심박 변이도는 전술한 다양한 데이터 중 가장 중요한 심장 질환 예측 인자이다.

- [0055] 신호 처리부(114)는 레이더 송신부(112)로부터 송신된 송신 신호의 전자파가 반사되어 돌아올 때, 레이더 수신부(113)를 통해 반사되어 돌아오는 복수의 반사 전자파인 수신 신호에 대한 데이터를 수집하고, 수집한 수신 신호 중 동일한 주파수대의 데이터만 획득한다.
- [0056] 신호 처리부(114)는 획득된 동일한 주파수대의 데이터를 고속 푸리에 변환을 통해 주파수 영역으로 변환하고, 변환된 주파수 영역 중 호흡수 및/또는 심박수와 관련된 주파수를 추출한다.
- [0057] 신호 처리부(114)는 변환된 주파수 영역을 시간 영역으로 변환하여 피크값을 검출하고, 검출된 피크값 간의 거리를 측정하고, RR 간격(R-R interval)을 시계열 신호로 변환하여 시간축에 재배열하면 시간에 따라 변화하는 심박동 변화를 알 수 있다. 이것이 바로 HRV 신호이다.
- [0058] 심박수 변이도 분석 지표는 시간 영역 분석(time domain analysis)과 주파수 영역 분석(frequency domain analysis)으로 산출한다. 본 발명의 심박수 변이도 분석 지표는 시간 영역 분석을 중심으로 상세하게 설명한다.
- [0059] 도 4에 도시된 바와 같이, 시간 영역 분석 지표는 24시간 평균 심박간격(mean of all RR intervals between normal beats, mean NN), 24시간 동안 측정된 정상 심박간격의 표준편차(standard deviation of all normal RR intervals in the entire 24-hour recording, SDNN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차(standard deviation of the average normal RR intervals in all 5-minute segments of the entire 24-hours recording, SDANN), 5분 간격마다의 평균 심박간격의 표준편차의 평균(mean of the standard deviation of all normal R-R intervals for all 5- minutes segments of the entire recording, SDNN index), 이웃 심박간격의 차이들에 대한 제곱의 합 평균의 제곱근(the square root of the mean of the sum of the squares of differences between adjacent normal RR intervals, rMSSD), 전체 심박 간격수에 대하여 이웃 심박간격이 50ms 이상 차이가 나는 간격수의 비율(percentage of adjacent R-R intervals that varied by more than 50 ms, pNN50)를 포함한다.
- [0060] SDNN의 지표는 심혈 관계의 안정도와 더불어 자율신경계의 신체에 대한 제어능력에 관한 정보를 제공하는 강력한 지표로 사용된다. SDNN의 감소는 좌심실 기능 장애, 심실빈맥의 위험도 증가를 예측할 수 있다.
- [0061] 심장 박동과 박동 간의 간격의 차이값으로부터 계산되는 측정치들 중 가장 많이 사용되는 것은 rMSSD, pNN50이다.
- [0062] rMSSD는 인접한 HRV 간격의 차이에 대한 제곱근의 합을 평균한 뒤 제곱근으로 나타낸 값이다. 값이 클수록 건강한 상태이다.
- [0063] NN50은 전체 beat-to-beat(b2b) 간격 중 연속되는 심박동(b2b) 간격 차이가 50ms를 초과하는 개수이며, pNN50은 전체 b2b 간격 중 NN50의 값의 비율을 나타낸다.
- [0064] 심박 변이도 센싱 데이터는 SDNN, SDANN, SDNN Index, rMSSD, pNN50이고, 심박수 센싱 데이터는 HR이다. 심박 변이도의 센싱 데이터와 심박수 센싱 데이터는 연립대 별로 상한값(Upper)과 하한값(Lower)이 기설정되어 있다.
- [0066] 본 발명의 실시예에 따른 위험도 평가 서버(130)는 데이터 수집부(140), 디스플레이부(142), 제어부(150), 학습 모델부(160) 및 인공 신경망(170)을 포함한다.
- [0067] 위험도 평가 서버(130)는 심박수, 호흡수, 심박 변이도를 인공 신경망(170)에 입력하고, 인공 신경망(170)의 응답으로 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측한다.
- [0068] 위험도 평가 서버(130)는 생체 센싱 데이터, 움직임 센싱 데이터, 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터로 이루어진 심정지 예측 데이터를 인공 신경망(170)에 입력하고, 인공 신경망(170)의 응답으로 심정지 예측 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비 및 심부전증의 심장 질환 여부 중에서 적어도 하나를 예측한다.
- [0069] 데이터 수집부(140)는 신호 처리부(114), 환경 센서(미도시), 사용자 단말(120)로부터 심정지 예측 데이터, 심박수 변이도 분석 지표, 환경 데이터를 수신하여 저장한다.
- [0070] 데이터 수집부(140)에 저장된 데이터 세트는 훈련 세트와 테스트 세트로 더 나뉜다. 훈련 세트는 머신 러닝 또는 딥 러닝 모델에 제공된다.
- [0071] 학습 모델부(160)는 데이터 처리부(161), 학습부(162) 및 분류부(163)를 포함한다.
- [0072] 인공 신경망(170)은 입력층(171), 컨볼루션 레이어부(173), 풀링 레이어부(174) 및 풀리 커넥티드 레이어부

(175)로 이루어진 은닉층(172), 출력층(176)을 포함한다.

- [0073] 데이터 처리부(161)는 데이터 수집부(140)로부터 데이터 세트에서 복수의 심정지 예측 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)를 수신하여 인공 신경망(170)으로 전송한다. 훈련 세트는 학습 데이터를 나타낸다.
- [0074] 데이터 처리부(161)는 데이터 수집부(140)로부터 데이터 세트에서 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)를 수신하여 인공 신경망(170)으로 전송한다.
- [0075] 데이터 처리부(161)는 데이터 수집부(140)로부터 데이터 세트에서 복수의 심정지 예측 데이터로 이루어진 테스트 세트(Test Set)를 수신하여 분류부(163)로 전송한다.
- [0076] 데이터 처리부(161)는 데이터 수집부(140)로부터 데이터 세트에서 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터로 이루어진 테스트 세트(Test Set)를 수신하여 분류부(163)로 전송한다.
- [0077] 데이터 처리부(161)는 분산 병렬 처리가 가능한 데이터베이스부로 형성될 수 있다.
- [0078] 인공 신경망(170)은 복수의 심정지 예측 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)를 인공 신경망(170)에 입력하여 적용시켜 오류를 수정하고, 수정된 오류를 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측 결과 여부를 출력한다.
- [0079] 인공 신경망(170)은 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)를 인공 신경망(170)에 입력하여 적용시켜 오류를 수정하고, 수정된 오류를 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 예측 결과 여부를 출력한다.
- [0080] 이때, 인공 신경망(170)은 심층 컨볼루션 신경망(Deep Convolutional Neural Networks, CNNs)을 이용하고, 입력층(171), 은닉층(172), 출력층(176)을 포함할 수 있다.
- [0081] 인공 신경망(170)은 예측 분석을 위해 신경망 기반 모델을 사용한다.
- [0082] 신경망 모델의 전체 아키텍처는 도 5에 설명되어 있다. 인공 신경망(170)은 입력층(171) x, 출력층(176) y 및 4개의 뉴런을 포함하는 임의의 양의 은닉층(172)을 포함한다.
- [0083] 각 레이어는 출력층(176)을 제외하고 밴드 W로 표시되는 편향 및 가중치 세트로 구성된다. 각 은닉층의 활성화 함수로 시그모이드 함수를 사용한다. 모델의 예측 점수를 향상시키기 위해 입력 데이터의 편향 및 가중치 미세 조정이 수행된다. 훈련 과정에서 각 반복에는 다음 단계가 포함된다.
- [0084] 예측된 출력층(176) y의 계산을 포함하는 피드포워드(Feed-forward)와, 가중치와 편향을 업데이트하는 역전파(Back-propagation)의 두 단계로 구성된 신경망 모델의 훈련 과정을 수행한다.
- [0085] 인공 신경망(170)은 예측 손실의 오차를 측정하기 위해 역전파가 수행하고, 예측 오차(손실)를 측정한다.
- [0086] 편향과 가중치에 대한 손실 함수의 미분은 가중치와 편향을 조정하기 위해 사용된다.
- [0087] 입력층(171)은 데이터 처리부(161)에 저장된 학습 데이터를 획득하고, 획득한 학습 데이터를 특징맵을 가지는 레이어로 저장한다. 여기서, 특징맵은 다수의 노드들이 2차원으로 배열된 구조를 가짐으로써 후술되는 은닉층(172)과의 연결을 용이하게 할 수 있다.
- [0088] 은닉층(172)은 상위 계층에 위치한 레이어의 특징맵을 획득하고, 획득한 특징맵으로부터 점차 높은 수준의 특징을 추출한다. 은닉층(172)은 하나 또는 그 이상으로 형성될 수 있으며 컨볼루션 레이어부(173), 풀링 레이어부(174) 및 풀리 커넥티드 레이어부(175)를 포함한다.
- [0089] 컨볼루션 레이어부(173)는 학습 데이터로부터 컨볼루션 연산을 수행하는 구성으로서, 복수의 입력 특징맵과 연결되는 특징맵을 포함한다.
- [0090] 풀링 레이어부(174)는 컨볼루션 레이어부(173)의 출력을 입력으로 받아 컨볼루션 연산, 즉 서브 샘플링 연산을 수행하는 구성이고, 은닉층(172)의 하위 계층에 위치한 컨볼루션 레이어부(173)가 가지는 입력 특징맵의 수와 동일한 수의 특징맵을 포함하며, 각각의 특징맵은 입력 특징맵과 일대일로 연결된다.
- [0091] 풀리 커넥티드 레이어부(175)는 컨볼루션 레이어부(173)의 출력을 입력으로 받아 출력층(130)에서 출력되는 각

카테고리별 출력에 맞게 학습하는 구성이고, 학습된 국소적 정보, 즉 특징들을 종합하여 추상적인 내용을 학습한다.

- [0092] 이때, 은닉층(172)이 풀링 레이어부(172)를 구비할 경우, 풀링 커넥티드 레이어부(175)는 풀링 레이어부(174)와 연결되며, 풀링 레이어부(174)의 출력으로부터 특징들을 종합하여 추상적인 내용을 학습한다.
- [0093] 출력층(176)은 소프트 맥스(soft-max) 등의 함수를 이용하여 분류하고자 원하는 각 카테고리별 출력을 확률값으로 매핑한다. 이때, 출력층(176)에서 출력된 결과는 학습부(162) 또는 분류부(163)로 전달되어 오류역전파를 수행하거나 응답 데이터로 출력될 수도 있다.
- [0094] 학습부(162)는 지도 학습을 수행하는 것으로, 지도 학습은 학습 데이터에 기계학습 알고리즘을 적용하여 함수를 추론하고, 그 추론된 함수를 통해 해답을 찾는다.
- [0095] 학습부(162)는 지도 학습을 통해서 학습 데이터를 대표하는 선형 모델을 생성하고, 그 선형 모델을 통해 미래의 사건을 예측할 수 있다.
- [0096] 학습부(162)는 이전까지 학습된 데이터를 근거로 새로운 데이터가 기존에 학습된 데이터에 어떻게 분류되는지 판단한다.
- [0097] 학습부(162)는 데이터 처리부(161)로부터 데이터 세트에서 복수의 생체 센싱 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)를 얻고 이를 이용하여 인공 신경망(170)의 학습을 수행하고, 유형별 딥러닝 특징값을 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 인식 여부를 학습한다.
- [0098] 학습부(162)는 데이터 처리부(161)로부터 데이터 세트에서 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)를 얻고 이를 이용하여 인공 신경망(170)의 학습을 수행하고, 유형별 딥러닝 특징값을 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 인식 여부를 학습한다.
- [0099] 학습부(162)는 유형별 딥러닝 특징값을 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 인식 여부를 인공 신경망(170)에서 학습한다.
- [0100] 학습부(162)는 심박 변이도 센싱 데이터와 심박수 센싱 데이터가 상한값의 이상이거나 하한값의 이하로 벗어나는 경우, 인공 신경망(170) 내 레이어들 및 레이어들 간의 연결 강도에 관한 개별 요소 가중치를 다르게 적용한다.
- [0101] 본 발명의 일실시예에서 인공 신경망(170)의 학습은 지도 학습(supervised-learning)으로 이루어진다.
- [0102] 지도 학습은 학습 데이터와 그에 대응하는 출력 데이터를 함께 인공 신경망(170)에 입력하고, 학습 데이터에 대응하는 출력 데이터가 출력되도록 연결된 간선들의 가중치를 업데이트 하는 방법이다. 일례로, 본 발명의 인공 신경망(170)은 델타 규칙 및 오류역전파 학습 등을 이용하여 인공뉴런들 사이의 연결 가중치를 업데이트 할 수 있다.
- [0103] 오류역전파(Error-back-propagation) 학습은 주어진 학습 데이터에 대해 전방계산(Feed-Forward)으로 오류를 추정한 후, 출력 레이어에서 시작하여 은닉층(172)과 입력층(171) 방향인 역방향으로 추정한 오류를 전파하고, 오류를 줄이는 방향으로 인공 뉴런들 사이의 연결 가중치를 업데이트한다.
- [0104] 인공 신경망(170)은 입력층(171) - 은닉층(172) - 풀링 커넥티드 레이어부(175) - 출력층(176)을 통해 획득된 결과로부터 오차를 계산하고, 계산된 오차를 보정하기 위해 다시 출력층(176) - 풀링 커넥티드 레이어부(175) - 은닉층(172) - 입력층(171)의 순서로 오류를 전파하여 연결 가중치를 업데이트할 수 있다.
- [0105] 학습부(162)는 복수의 생체 센싱 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)가 입력 벡터가 되며, 입력 벡터가 입력층(171), 은닉층(172), 출력층(176)을 통과하면, 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 인식 여부를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습된다.
- [0106] 학습부(162)는 인공 신경망(170)을 이용하여 입력되는 복수의 생체 센싱 데이터의 특징값들이 입력 벡터가 되며, 입력 벡터가 입력층(171), 은닉층(172), 출력층(176)을 통과하면, 생체 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습된다.
- [0107] 학습부(162)는 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터로 이루어진 훈련 세트(Train Set)가 그 입력 벡터가 되며, 입력 벡터가 입력층(171), 은닉층

(172), 출력층(176)을 통과하면, 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 인식 여부를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습된다.

- [0108] 학습부(162)는 인공 신경망(170)을 이용하여 입력되는 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터의 특징값들이 입력 벡터가 되며, 입력층(171), 은닉층(172), 출력층(176)을 통과하면, 생체 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습된다.
- [0109] 학습부(162)는 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 예측 결과를 학습 데이터로 하여 인공 신경망(170)과 연동하여 인공지능에 학습한다.
- [0110] 인공 신경망(170)은 입력값(복수의 생체 센싱 데이터)이 입력되면, 출력값(생체 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 예측 결과)이 나와야 하는지 미리 알고 있다.
- [0111] 학습부(162)는 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 예측 결과를 학습 데이터로 하여 인공 신경망(170)과 연동하여 인공지능에 학습한다.
- [0112] 인공 신경망(170)은 입력값(복수의 심박 변이도 센싱 데이터와 심박수 센싱 데이터)이 입력되면, 출력값(심박 변이도 센싱 데이터와 심박수 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 결과)이 나와야 하는지 미리 알고 있다.
- [0113] 분류부(163)는 학습부(162)에서의 오류역전과를 통해 업데이트된 연결 가중치를 가지는 인공 신경망(170)의 출력 데이터를 응답 데이터로 출력할 수 있다.
- [0114] 분류부(163)는 업데이트된 연결 가중치를 가지는 인공 신경망(170)에 학습 데이터, 테스트 데이터 또는 학습에 사용되지 않은 새 데이터가 입력되면, 입력층(171) - 은닉층(172) - 풀링 커넥티드 레이어부(175) - 출력층(176)을 통해 출력된 결과를 획득하여 응답 데이터로 출력할 수 있다.
- [0115] 인공 신경망(170)은 입력된 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 예측 결과 여부를 기반으로 최적화를 통해 딥러닝 기반 분류기 모델을 생성한다.
- [0116] 인공 신경망(170)은 입력된 복수의 연령대 별로 상한값과 하한값이 기설정되어 있는 복수의 심박 변이도 센싱 데이터와, 심박수 센싱 데이터에 대응하는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 예측 결과 여부를 기반으로 최적화를 통해 딥러닝 기반 분류기 모델을 생성한다.
- [0117] 학습부(162)는 각각의 질병 증상을 분석하여 통계를 퍼센트율로 계산하고, 계산한 퍼센트율을 기초로 각각의 질병 증상의 가중치를 다르게 설정하고, 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 각각의 질병 증상과 복수의 연산을 수행하여 입력층(171), 은닉층(172), 출력층(176)을 통과한다.
- [0118] 학습부(162)는 심박수, 호흡수, 심박 변이도의 산출값에 따라 인공 신경망 내 레이어들 및 레이어들 간의 연결 강도에 관한 개별 요소 가중치를 다르게 적용할 수 있다.
- [0119] 학습부(162)는 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 입력층(171)에서 출력층(176) 방향으로 계산하고, 반대로 출력층(176)에서 입력층(171) 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화한다.
- [0120] 분류부(163)는 테스트 데이터인 복수의 생체 센싱 데이터를 인공 신경망(170)의 딥러닝 기반 분류기 모델을 이용하여 응답 데이터의 결과값(심장 질환 예측 결과 또는 심장 질환이 아닌 결과)으로 출력한다.
- [0121] 분류부(163)는 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하여 심장 질환 예측 결과 또는 심장 질환이 아닌 결과 여부를 판단한다.
- [0122] 분류부(163)는 테스트 데이터인 복수의 생체 센싱 데이터를 인공 신경망(170)의 딥러닝 기반 분류기 모델을 이용하여 심장 질환 예측 결과 또는 심장 질환이 아닌 결과 여부를 판단한다.
- [0123] 제어부(150)는 생체 센싱 데이터, 움직임 센싱 데이터, 환경 데이터, 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터에 속한 각 개별 요소 데이터가 그 기준치를 벗어나 이상이 발생되면, 이상이 발생된 데이터 그룹을 감지한다.
- [0124] 학습부(162)는 각각의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 데이터 그룹에 대한 그룹별 가중치를 다르게 설정하고, 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 각각의 데이터 그룹과 복수의 연산을 수행하여 입력층, 은닉층, 출력층을

통과하면, 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 입력층에서 출력층 방향으로 계산하고, 반대로 출력층에서 입력층 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화한다.

- [0125] 생체 센싱 데이터, 움직임 센싱 데이터, 환경 데이터, 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터, 과거력 데이터, 가족력 데이터는 각각의 개별 요소 데이터에 문제가 발생하면 각각의 데이터 그룹에 상이하게 설정된 가중치를 지도 학습 시 적용하게 된다.
- [0126] 일례로, 생체 센싱 데이터 또는 움직임 센싱 데이터에 문제가 발생하면, 가중치를 3으로 설정하고, 과거력 데이터 또는 가족력 데이터에 문제가 발생하면, 가중치를 1.2로 설정하는 등 각각의 데이터 그룹에 가중치를 다르게 설정할 수 있다.
- [0127] 학습부(162)는 2개 이상의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 데이터 그룹의 조합별 가중치를 다르게 설정하고, 다르게 설정된 가중치를 입력 벡터인 각각의 데이터 그룹과 복수의 연산을 수행하여 입력층, 은닉층, 출력층을 통과하면, 심장 질환 예측 결과를 출력 벡터로 생성하도록 지도 학습을 통해 학습되고, 입력층에서 상기 출력층 방향으로 계산하고, 반대로 출력층에서 입력층 방향으로 계산하는 작업을 반복하면서 가중치를 수정하여 오차를 최소화한다.
- [0128] 일례로, 생체 센싱 데이터와 움직임 센싱 데이터에 문제가 발생하면, 가중치를 2로 설정하고, 과거력 데이터와 가족력 데이터에 문제가 발생하면, 가중치를 1.3으로 설정하거나, 기본 생체 데이터, 통증 데이터, 임상 데이터에 문제가 발생하면, 1.5로 설정하는 등, 2개 이상의 데이터 그룹의 이상 여부에 따라 데이터 그룹의 조합별 가중치를 다르게 설정할 수 있다.
- [0129] 즉, 모든 개별 요소 데이터를 모두 취합하여 심혈관 질환 위험도를 평가할 수 없으므로, 데이터 그룹의 조합별 가중치를 각각 학습을 통해 설정함에 따라 이상이 있는 그룹 데이터를 통해서 심혈관 질환 위험도를 예측할 수 있다.
- [0130] 나아가, 데이터 그룹의 조합별 가중치를 각각 학습을 통해 설정함에 따라 사용자의 생활 패턴이나 음식 섭취, 또는 주변환경에 대한 영향에 대한 원인 분석이 가능하며, 개선 방법을 도출할 수 있다.
- [0131] 즉, 기본 생체 데이터와 가족력 데이터에 문제가 발생한 경우보다 생체 센싱 데이터와 움직임 센싱 데이터에 문제가 발생한 경우가 급작스러운 위험 상황이 발생 가능성이 높은 반면, 상대적으로 개선의 가능성이 있는 조합이므로, 데이터 그룹의 조합별 가중치를 통해 개선 방안 분석도 가능하다.
- [0132] 분류부(163)는 테스트 데이터인 각각의 데이터 그룹을 인공 신경망(170)의 딥러닝 기반 분류기 모델을 이용하여 심정지, 심장마비, 심부전증의 심장 질환 여부를 판단하고, 각각의 데이터 그룹에 대응하여 심장 질환 여부인 제1 출력값 확률이 제1 퍼센트율인 경우, 각각의 데이터 그룹에 대응하는 심장 질환이 아닌 제2 출력값 확률이 (100 - 제1 퍼센트율)을 계산한다.
- [0133] 분류부(163)는 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하여 심장 질환 인식 결과인 제1 출력값이 0.87인 경우, 복수의 생체 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환이 아닌 결과인 제2 출력값이 0.13이 된다.
- [0134] 이러한 경우, 심장 질환 결과일 확률이 87%이고, 심장 질환이 아닌 결과일 확률이 13%가 된다.
- [0135] 출력부(164)는 분류부(163)로부터 수신된 생체 센싱 데이터에 대응하는 심장 질환 예측 결과 여부를 디스플레이 부(142)에 표시한다.
- [0136] 본 발명은 도면에 도시된 실시 예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 다른 실시 예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

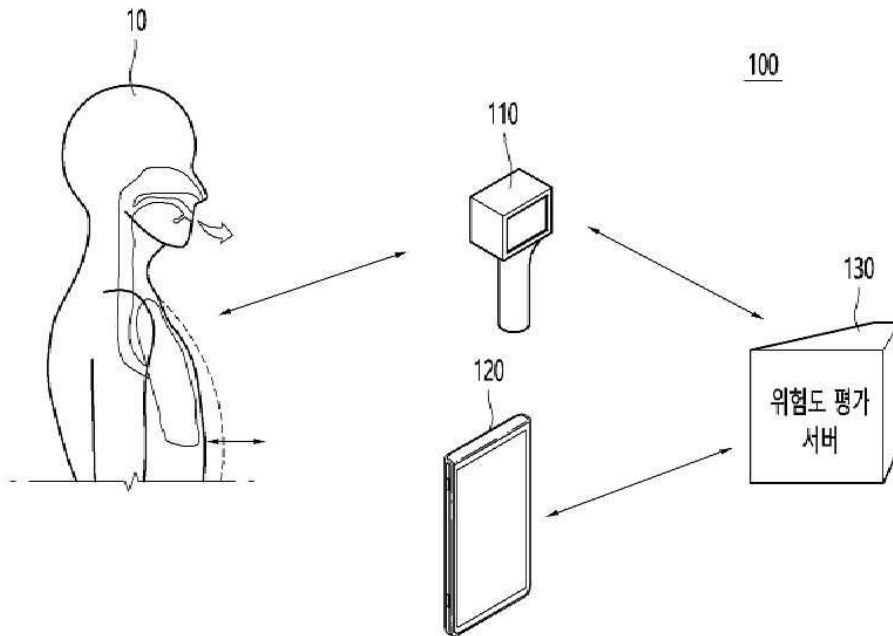
부호의 설명

- [0137] 100: 심혈관 질환 위험도 평가 시스템
- 110: 심박 호흡 측정장치
- 111: 신호 파형 생성부
- 112: 레이더 송신부

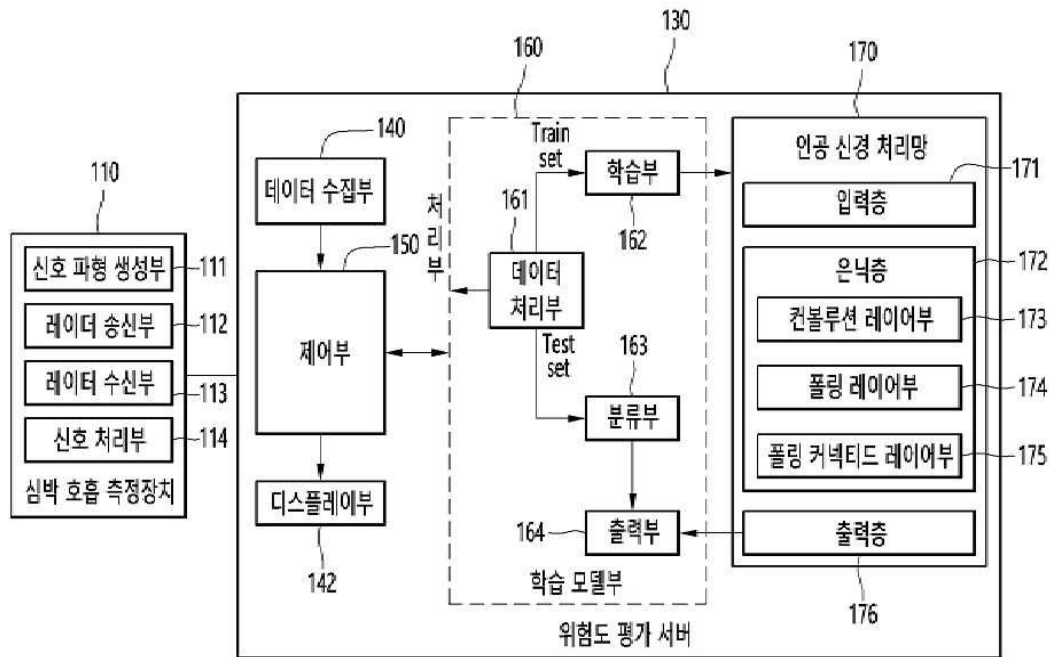
- 113: 레이더 수신부
- 114: 신호 처리부
- 120: 사용자 단말
- 130: 위험도 평가 서버
- 140: 데이터 수집부
- 142: 디스플레이부
- 150: 제어부
- 160: 학습 모델부
- 170: 인공 신경망

도면

도면1



도면2



도면3a

구분	위험요인	단위	입력방식	입력값 예제	입력 값	상관계수	출력값
기본 생체 DATA	1. 성별	남, 여	1,2	(남=1, 여=2)			
	2. 나이	세(만)	정수입력(D3)	53			
	3. 키	cm	정수입력(D3)	174			
	4. 체중	Kg	정수입력(D3)	75			
	5. 허리둘레	cm	정수입력(D3)	86			
	6. 체질량지수(BMI)	Kg/m ²	정수입력(D3)	24			
	7. 허리둘레신장비율(WHR)	%	실수입력(2)	0.49			
	8. 중 콜레스테롤의 양	mg/dl	정수입력(D3)	157			
	9. HDL 콜레스테롤의 양	mg/dl	정수입력(D3)	39			
	10. 혈청크레아티닌	mg/dl	실수입력(2)	0.92			
	11. 수축기 혈압 수치	mmHg	정수입력(D3)	123			
	12. 약물로 혈압치료	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)			
	13. 흡연력	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)			
	14. 음주력	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)			
S.1.0 기본 DATA RISK SCORING (SUM)							83

도면3b

생체 센싱 DATA	1. 시간(활동주기)	시, 분	정수입력(T)	PM21:55			
	2. 심박 수(now)	BPM	정수입력(D3)	75			
	2.1 심박 수(t+5Min평균)	BPM	정수입력(D3)	71			
	2.2 심박 수(t+10Min평균)	BPM	정수입력(D3)	71			
	2.3 심박 수(t+20Min평균)	BPM	정수입력(D3)	81			
	2.4 심박 수(t+30Min평균)	BPM	정수입력(D3)	93			
	2.5 심박 수(t+40Min평균)	BPM	정수입력(D3)	120			
	3. 심박변이도(now)	msec	정수입력(D3)	1000			
	3.1 심박변이도(SDNN)	msec	정수입력(D3)	156			
	3.2 심박변이도(SDANN)	msec	정수입력(D3)	145			
	3.3 심박변이도(SDNN INDEX)	msec	정수입력(D3)	61			
	3.4 심박변이도(RMSSD)	msec	정수입력(D3)	46			
	3.5 심박변이도(pNN)	%	정수입력(D3)	15			
	4. 호흡 수(now)	RPM	정수입력(D3)	15			
	4.1 호흡 수(t+5Min평균)	RPM	정수입력(D3)	18			
4.2 호흡 수(t+10Min평균)	RPM	정수입력(D3)	21				
4.3 호흡 수(t+20Min평균)	RPM	정수입력(D3)	23				
4.4 호흡 수(t+30Min평균)	RPM	정수입력(D3)	26				
4.5 호흡 수(t+40Min평균)	RPM	정수입력(D3)	30				

도면3c

움직임 센싱 DATA	5. 움직임1 (야간화장실 횡수)	Times	정수입력(D2)	5			
	5.1 움직임1 (야간화장실 사용시간)	Min	정수입력(D3)	100			
	6. 움직임2(낙상)	아니오,예	0,1	(아니오=0, 예=1)			
	6.1 움직임2(실신)	아니오,예	0,1	(아니오=0, 예=1)			
	7. 수면질	Point	정수입력(D4)	350			
	8. 운동량(METS)	Min	정수입력(D4)	450			
	9. 스트레스지수(THRSS)	Point	정수입력(D4)	250			
	10. 신체변화(체질량지수)	Kg/m²	정수입력(D3)	24			
	S2.0 IoTSENSING DATA RISK SCORING						525

도면3d

환경 DATA (센서유무,위치추적/지역 외부공기질)	1. 온도	°C(섭씨)	실수입력(1)	27.5		
	2. 습도	%	실수입력(1)	44.3		
	3. 이산화탄소 농도(CO2)	ppm	정수입력(D4)	820		
	4. 총휘발성유기화합물(TVOC)	ppb	정수입력(D4)	1120		
	5. 일산화탄소 농도 (CO)					
	6. 공기질(평가점수)	Point	정수입력(D2)	3		
S3.0 환경DATA RISK SCORING						30

도면3e

통증 DATA (스마트폰 앱(정수화/상관계수)	1. 통증(총통) (1-10)	점	정수입력(D2)	2		
	1.1. 통증(총통) 횡수	회	정수입력(D2)	1		
	2. 통증(복통) (1-10)	점	정수입력(D2)	0		
	2.1. 통증(복통) 횡수	회	정수입력(D2)	0		
	3. 통증(요통) (1-10)	점	정수입력(D2)	0		
	3.1. 통증(요통) 횡수	회	정수입력(D2)	0		
S4.0 통증DATA RISK SCORING						60

도면3f

임상 DATA (정수화/상관계수)	1. 당뇨 진단 여부	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	2. 이상지질혈증 진단여부	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	3. 우울증 진단여부	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	4. 부종	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	5.1 심질환 (관상동맥질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	5.2 심질환 (판막질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	5.3 심질환 (선천성심질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	6.1 약물(항부정맥약물)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	6.2 약물(부정맥약화약물)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	6.3 약물(마약)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
S0 임상DATA RISK SCORING						0

도면3g

과거력 DATA (정수화/상관계수)	1.1 과거력(감상선)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.2 과거력(폐질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.3 과거력(뇌경색)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.4 과거력(신질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.5 과거력(만성신질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.6 과거력(전해질분류형)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	S0 과거력 DATA RISK SCORING					

도면3h

가족력 DATA (정수화/상관계수)	1.1 직계가족중 심장성근사(부)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.2 직계가족중 심장성근사(모)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	1.3 직계가족중 심장성근사(형제)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	2.1 심질환(허혈성 심근병증)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	2.2 심질환(선천성 심질환)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	2.3 심질환(기타부정맥 및 전도장애)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
	3. 뇌전증(간질)	아니오, 예	0,1	(아니오=0,예=1)		
S0 가족력 DATA RISK SCORING						0
합계	DATA별 출력값 합계(SUM(H:H))					698

도면4

HRV		Lower and Upper 95% Confidence Limits								
		AGE								
		10~19	20~29	30~39	40~49	50~59	60~69	70~79	80~99	90~99
SDNN(ms)	Low est	101	93	86	79	73	68	62	57	53
	Lower	138	109	111	102	94	89	102	83	83
	Upper	214	197	175	162	148	153	146	129	129
	Upper most	279	257	237	219	202	186	172	159	147
SDANN(ms)	Low est	85	79	73	67	63	58	53	49	45
	Lower	124	94	97	85	79	80	94	71	71
	Upper	194	180	163	147	133	142	134	119	119
	Upper most	261	241	223	206	190	176	163	151	140
SDNN INDEX(ms)	Low est	48	42	36	30	24	18	11	5	0
	Lower	61	50	49	47	37	29	32	25	25
	Upper	101	94	79	73	67	55	54	49	49
	Upper most	113	107	100	94	88	82	77	70	58
rMSSD(ms)	Low est	25	21	18	15	13	11	9	8	7
	Lower	36	24	24	20	16	16	17	15	15
	Upper	70	62	46	42	34	28	31	27	27
	Upper most	103	87	74	63	53	45	38	32	28
pNN50(%)	Low est	4	3	2	1	1	1	1	0	0
	Lower	12	5	4	1	0	0	0	0	0
	Upper	38	31	22	19	12	9	9	6	6
	Upper most	137	97	68	48	34	24	17	12	9
HR(beats/min)	Low est	57	56	55	54	53	52	51	49	48
	Lower	70	69	71	71	67	68	63	63	63
	Upper	90	89	85	85	85	86	81	83	83
	Upper most	105	104	103	102	100	99	98	97	96

RULE SDNN(HRV)<LOWER: 10Point, SDNN(HRV)>Upper: 10Point
 HR>UPPERMOST: 20Point duration 10min * 2times, 20min*2times 3min*3times

도면5

