

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2020-0040669
(43) 공개일자 2020년04월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/20 (2018.01) A61B 5/00 (2006.01)
A61B 5/01 (2006.01) A61B 5/021 (2006.01)
A61B 5/024 (2006.01) A61B 5/1455 (2006.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/20 (2018.01)
A61B 5/01 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0122912

(22) 출원일자 2019년10월04일

심사청구일자 2019년10월04일

(30) 우선권주장

1020180120238 2018년10월10일 대한민국(KR)

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

주식회사 에이아이트릭스

서울특별시 서초구 효령로77길 28 , 7층 (서초동, 경농사옥)

(72) 발명자

김영삼

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

정경수

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인인벤싱크

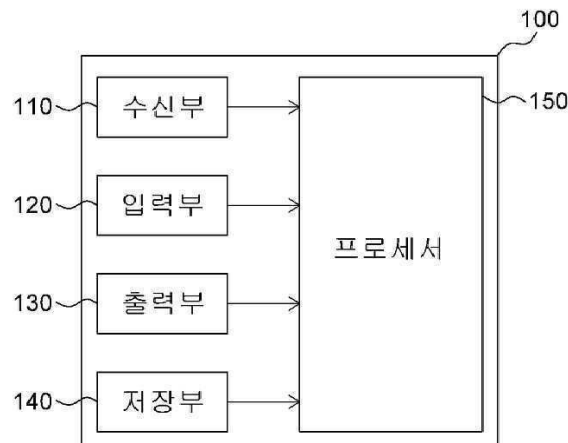
전체 청구항 수 : 총 24 항

(54) 발명의 명칭 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법 및 이를 이용한 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스

(57) 요약

본 발명은, 프로세서에 의해 구현되는 응급 상황을 예측하는 방법에 있어서, 개체에 대한 생체 신호 데이터를 생체 신호 예측 디바이스로부터 수신하는 단계, 생체 신호 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여 생체 신호 데이터를 기초로 개체에 대한 위험도 시퀀스를 생성하는 단계, 위험도 시퀀스를 기초로 상기 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계를 포함하는 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법 및 이를 이용한 디바이스를 제공한다.

대표도 - 도1b



(52) CPC특허분류

A61B 5/021 (2013.01)
A61B 5/024 (2013.01)
A61B 5/14551 (2013.01)
A61B 5/4842 (2013.01)
A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/746 (2013.01)

(72) 발명자

유진규

서울특별시 서초구 효령로77길 28, 7층 (서초동, 경농사옥)

성영철

서울특별시 서초구 효령로77길 28, 7층 (서초동, 경농사옥)

조인혁

서울특별시 서초구 효령로77길 28, 7층 (서초동, 경농사옥)

김세훈

서울특별시 서초구 효령로77길 28, 7층 (서초동, 경농사옥)

박민섭

서울특별시 서초구 효령로77길 28, 7층 (서초동, 경농사옥)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711073694
부처명	과학기술정보통신부
연구관리전문기관	정보통신기술진흥센터
연구사업명	국가전략프로젝트(과기정통부)
연구과제명	의사결정 이유를 설명할 수 있는 인간 수준의 학습·추론 프레임워크 개발
기 여 율	1/2
주관기관	울산과학기술원
연구기간	2017.07.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2017M3A9E8029714
부처명	과학기술정보통신부
연구관리전문기관	한국연구재단
연구사업명	바이오·의료기술개발사업
연구과제명	Electronic health record 실시간 자동분석을 통한 폐혈증환자의 조기인지 및 진단
기 여 율	1/2
주관기관	연세대학교
연구기간	2017.04.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

프로세서에 의해 구현되는 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 방법에 있어서,

개체에 대한 생체 신호 데이터를 수신하는 단계;

상기 생체 신호 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계, 및

상기 위험도 시퀀스를 기초로 상기 개체에 대한 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는,

상기 개체에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압 및 평균혈압으로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 상기 생체 신호 데이터를 수신하는 단계를 포함하고,

상기 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계는,

상기 위험도 시퀀스를 기초로, 사망 위험도를 예측하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는,

미리 결정된 시간 단위로 상기 생체 신호 데이터를 복수회 수신하는 단계를 포함하고,

상기 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 미리 결정된 시간 단위로 복수회 수신한 상기 생체 신호 데이터를 기초로 상기 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계,

상기 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계는,

상기 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도를 예측하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH (anterior pituitary hormone) 수준 및 헤마토크리트 수치로 이루어진 그룹 중 선택된 적어도 하나의 상기 개체에 대한 생물학적 시험 (biological test) 데이터를 수신하는 단계를 더 포함하고,

상기 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생체 신호 데이터 및 상기 생물학적 시험 데이터를 기초로, 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 더 포함하고,

상기 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계는,

상기 패혈증 위험도 시퀀스를 기초로, 상기 패혈증 위험도를 예측하는 단계를 더 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 생체 시험 데이터를 수신하는 단계는,

미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 상기 생물학적 시험 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는,

상기 개체에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압 및 평균혈압으로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 상기 생체 신호 데이터를 수신하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계 이후에 수행되는,

상기 개체에 대한 위험도 알림을 제공하는 단계를 더 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델은, 상기 생체 신호 데이터를 기초로, 사망 위험 점수를 산출하도록 더 구성되고,

상기 위험도 알림을 제공하는 단계 이전에 수행되는,

상기 개체에 대한 생물학적 시험 데이터를 수신하는 단계를 더 포함하고,

상기 위험도 알림 모델은,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 상기 사망 위험 점수를 기초로 벡터값을 출력하도록 구성된 제1 알림 모델, 상기 생체 신호 데이터를 기초로 벡터값을 출력하도록 구성된 제2 알림 모델, 및 상기 생물학적 시험 데이터를 기초로 벡터값을 출력하도록 구성된 제3 모델 중 적어도 하나, 및

상기 제1 알림 모델, 상기 제2 알림 모델 및 상기 제3 알림 모델 중 적어도 하나의 모델에 의해 출력된 상기 벡터값에 기초하여 사망 위험 알림을 제공 여부를 결정하도록 구성된 제4 알림 모델을 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 위험도 알림을 제공하는 단계 이전에 수행되는,

상기 개체에 대한 약물 투여 기록 또는 알림 발송 기록을 수신하는 단계를 더 포함하고,

상기 알림 모델은, 제1 알림 모델 및 제4 알림 모델을 포함하고,

상기 제1 알림 모델은,

상기 사망 위험 점수 및, 상기 약물 투여 기록 또는 상기 알림 발송 기록을 기초로 벡터값을 출력하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 10

제1항에 있어서,
 상기 사망 위험도는,
 미리 결정된 시간 전 사망 발생의 위험도로 정의되고,
 상기 패혈증 위험도는,
 상기 미리 결정된 시간 전 패혈증 발병의 위험도로 정의되는, 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법.

청구항 11

제1항에 있어서,
 상기 위험도 시퀀스 생성 모델은,
 표본 개체에 대하여, 위험도가 발생하기 미리 결정된 시간 전에 획득된 학습용 생체 신호 데이터를 수신하는 단계;
 상기 학습용 생체 신호 데이터를 기초로 학습용 위험도 시퀀스를 생성하는 단계, 및
 상기 학습용 위험도 시퀀스를 기초로 상기 위험도가 발생하기 임의의 시간 전에 상기 표본 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계에 의해 학습된 모델인, 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,
 상기 표본 개체는, 사망한 개체이고,
 상기 표본 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계는,
 상기 학습용 위험도 시퀀스를 기초로, 상기 표본 개체에 대한 사망 위험도를 예측하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법.

청구항 13

제11항에 있어서,
 상기 표본 개체는, 패혈증 발병 개체이고,
 상기 표본 대상자의 패혈증 발병 시점으로부터 미리 결정된 시간 이전에 획득된 학습용 생물학적 시험 데이터를 수신하는 단계를 더 포함하고,
 상기 학습용 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는,
 상기 학습용 생물학적 시험 데이터 및 상기 학습용 생체 신호 데이터를 기초로 학습용 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 포함하고,
 상기 표본 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계는,
 상기 학습용 패혈증 위험도 시퀀스를 기초로 상기 표본 개체에 대한 패혈증 발병 위험도를 예측하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법.

청구항 14

개체에 대한 생체 신호 데이터를 수신하도록 구성된 수신부, 및
 상기 수신부와 통신하도록 연결된 프로세서를 포함하고,
 상기 프로세서는,
 상기 생체 신호 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하고, 상기 위험도 시퀀스를 기초로 상기 개체에 대한 사망 위험도 또는 패혈증

위험도를 예측하도록 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 수신부는

상기 개체에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압 및 평균혈압으로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 상기 생체 신호 데이터를 수신하도록 구성되고,

상기 프로세서는,

상기 위험도 시퀀스를 기초로, 사망 위험도를 예측하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 수신부는

미리 결정된 시간 단위로 상기 생체 신호 데이터를 복수회 수신하도록 구성되고,

상기 프로세서는,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 미리 결정된 시간 단위로 복수회 수신한 상기 생체 신호 데이터를 기초로 상기 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 생성하고, 상기 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도를 예측하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스.

청구항 17

제14항에 있어서,

상기 수신부는,

글래스고혼수척도, 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 수준, 크레아티닌 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH 수준 및 해마토크리트 수치로 이루어진 그룹 중 선택된 적어도 하나의 상기 개체에 대한 생물학적 시험 데이터를 수신하도록 더 구성되고,

상기 프로세서는,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생체 신호 데이터 및 상기 생물학적 시험 데이터를 기초로, 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하고, 상기 패혈증 위험도 시퀀스를 기초로, 상기 패혈증 위험도를 예측하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스.

청구항 18

제14항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 개체에 대한 위험도 알림을 제공하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스.

청구항 19

제18항에 있어서,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델은, 상기 생체 신호 데이터를 기초로 사망 위험 점수를 산출하도록 더 구성되고,

상기 수신부는,

상기 개체에 대한 생물학적 시험 데이터를 수신하도록 더 구성되고,

상기 위험도 알림 모델은,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 상기 사망 위험 점수를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제1

알림 모델, 상기 생체 신호 데이터를 기초로 벡터값을 출력하도록 구성된 제2 알림 모델, 및 상기 생물학적 시험 데이터를 기초로 벡터값을 출력하도록 구성된 제3 모델 중 적어도 하나, 및

상기 제1 알림 모델, 상기 제2 알림 모델 및 상기 제3 알림 모델 중 적어도 하나의 모델에 의해 출력된 상기 벡터값에 기초하여 사망 위험 알림을 제공 여부를 결정하도록 구성된 제4 알림 모델을 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 디바이스.

청구항 20

제1항에 있어서,

상기 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는,

미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 상기 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하는 단계를 포함하고,

상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 21

제1항에 있어서,

상기 개체에 대한 연령 데이터를 수신하는 단계를 더 포함하고,

상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는, 상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생체 신호 데이터 및 상기 연령 데이터에 기초하여, 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 더 포함하는, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 방법.

청구항 22

제14항에 있어서,

상기 수신부는,

미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 상기 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하도록 더 구성되고,

상기 프로세서는, 상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 디바이스.

청구항 23

제17항에 있어서,

상기 수신부는,

미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 상기 생물학적 시험 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하도록 더 구성되고,

상기 프로세서는, 상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생물학적 시험 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 상기 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 디바이스.

청구항 24

제14항에 있어서,

상기 수신부는,

상기 개체에 대한 연령 데이터를 수신하도록 더 구성되고,

상기 프로세서는,

상기 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 상기 생체 신호 데이터 및 상기 연령 데이터에 기초하여, 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하도록 더 구성된, 사망 또는 패혈증 위험도의 예측 디바이스.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법 및 이를 이용한 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 관한 것으로, 보다 구체적으로 개체에 대한 생체 신호를 기반으로 하여 위험도를 예측할 수 있는 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법 및 이를 이용한 사망 또는 패혈증 위험도 예측 디바이스에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 의료 서비스를 이용하는 많은 환자들은 치명적인 질환에 쉽게 노출되기 쉽고 경우에 따라 지속적인 건강상태의 체크와 이에 따른 조치를 필요로 한다. 특히, 병원의 중환자실에 수용된 중환자와 같은 요주의 환자들은 환자의 상태에 대한 지속적인 관찰이 보다 중요할 수 있다.

[0003] 중환자에 대하여 맥박수나 혈압 또는 호흡, 등 병의 진행이나 생명유지와 관련된 사항에 관한 환자의 상태를 체크하기 위해, 다양한 예측 장비가 구비될 수 있다. 이러한 예측 장비는 환자의 상태를 측정하고 그 결과를 의료진이 확인할 수 있도록 디스플레이 한다. 그러나, 종래의 예측 장비는 환자 상태에 대하여 예측된 정보를 디스플레이적으로 제공함에 따라, 의료진이 지속적으로 예측 장비를 모니터링 해야 한다는 한계를 갖는다. 즉, 종래의 예측 장비에 기초한 위험도 예측 시스템은, 지속적인 모니터링이 불가능할 경우 예측 정보에 따른 적절한 예비 조치를 제공할 수 없다는 문제점을 갖는다.

[0004] 특히, 비 특이적인 증상과 다양한 병명으로 중환자실에 입실해 있는 환자의 경우, 입실 이후에도 급격한 상태 변화를 보이는 경향이 있어 종래의 예측 장비를 이용하여 그 예후를 예측하기 더 어려울 수 있다.

[0005] 따라서, 의료 서비스를 제공받은 환자, 특히 예후 예측의 중요성도가 높은 중환자에 대하여 응급 상황을 미리 예측하고, 응급 상황과 연관된 정보를 빠르게 제공할 수 있는 새로운 위험도 예측 시스템에 대한 개발이 지속적으로 요구되고 있는 실정이다.

[0006] 발명의 배경이 되는 기술은 본 발명에 대한 이해를 보다 용이하게 하기 위해 작성되었다. 발명의 배경이 되는 기술에 기재된 사항들이 선행기술로 존재한다고 인정하는 것으로 이해되어서는 안 된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 한편, 본 발명의 발명자들은, 임상적으로 어떠한 질환의 이환이 의심되는 상황이 도래되거나, 사망과 같은 응급 상황이 발생하기 이전에 미리 인체의 생리학적 대응 반응의 일환으로 생체 신호들의 변화가 선행 할 것이라는 점에 주목하였다.

[0008] 특히, 본 발명의 발명자들은 시간마다 상태가 변하는 중환 상태의 환자의 위험도와 관련하여, 중환자실에서 획득할 수 있는 생체 신호 데이터의 변화가 특정 질환의 발병, 나아가 사망과 같은 잠재적 중환 상태와 연관성을 가질 수 있음에 주목하였다.

[0009] 결과적으로, 본 발명의 발명자들은, 임의의 시간 동안 획득한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압, 평균 혈압 및 호흡수 등의 시계열적 생체 신호 데이터들이 환자, 특히 중환자의 위험도를 미리 예측하는 것에 이용될 수 있음을 인지할 수 있었다.

[0010] 나아가, 본 발명의 발명자들은 환자로부터 획득한 생물학적 시료에 대한 임상적 데이터들이 질환의 발병 위험도, 나아가 사망의 위험도와 밀접하게 연관될 수 있음에 주목하였다.

[0011] 보다 구체적으로, 본 발명의 발명자들은 글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), 동맥혈산소포화도, 흡입 기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 수치, 총 요배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH 수준 및 헤마토크리트 수치 등의 생물학적 시험

데이터들이 위험도 예측의 정확도를 높이는 것에 기여할 수 있음을 인식하였다.

- [0012] 특히, 본 발명의 발명자들은 상기 생물학적 시험 데이터들이, 중한 상태의 환자에 대하여 높은 사망 원인을 제공하는 패혈증의 발병 여부와 밀접하게 연관이 있음을 발견할 수 있었다.
- [0013] 한편, 본 발명의 발명자들은, 종래의 위험도 예측 시스템이 갖는 한계점들을 극복할 수 있는 방안으로, 위험 상태의 조기 예측뿐만 아니라 예측 결과에 따른 조기 알림을 제공하는 것에 주목하였다.
- [0014] 이에, 본 발명의 발명자들은, 환자로부터 획득한 생체 신호 데이터, 생물학적 시험 데이터를 이용한 위험도 예측 및 예측 결과에 따른 알림을 제공하는 새로운 위험도 예측 시스템을 개발하고자 하였다.
- [0015] 특히, 본 발명의 발명자들은 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터를 이용한 질병의 발병, 사망과 같은 잠재적 중한 상태에 대한 위험도 예측 알고리즘을 개발하고자 하였다.
- [0016] 본 발명의 발명자들은 이러한 위험도 예측 알고리즘 개발을 통해, 환자의 질병 상태에 대하여 빠르게 감지하고, 나아가 환자의 응급 상황을 미리 예측하여, 환자에 대한 처치 시점을 앞당겨 치료 성과를 높일 수 있음을 기대할 수 있었다. 나아가, 본 발명의 발명자들은 위험도 예측 알고리즘의 개발이 환자의 생존률 증가, 합병증 예방, 및 치료 비용의 감소 효과를 제공할 수 있다는 것을 인지할 수 있었다.
- [0017] 결과적으로, 본 발명의 발명자들은 환자로부터 획득한 데이터를 기초로 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하고, 예측 결과에 따라 알림을 제공하는 새로운 위험도 예측 시스템을 개발하기에 이르렀다.
- [0018] 보다 구체적으로, 본 발명의 위험도 예측 시스템은, 환자와 같은 개체로부터 획득한 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터를 기초로 위험 점수를 산출하고 이를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 위험도 시퀀스 생성모델을 이용하도록 구성되어, 임의의 시간 전에 위험 상황을 예측하여 제공할 수 있다.
- [0019] 나아가, 본 발명의 위험도 예측 시스템은, 예측 결과에 기초하여 의료진 또는 보호자에게 조기 알림을 제공하도록 구성될 수 있다.
- [0020] 한편, 본 발명의 발명자들은, 단순히 위험도에 기초하여 알림을 제공할 경우 예를 들어, 임계치 이상의 위험도에서 알림을 제공할 경우, 중한 상태의 환자에 대하여 거짓 (false) 알림이 빈번하게 제공될 수 있다는 문제점에 대하여 주목하였다.
- [0021] 그 결과, 본 발명의 발명자들은, 위험도 예측 시스템에, 개체에 대한 생체 신호 데이터, 생물학적 시험 데이터를 더 고려하여 알림 발송 여부를 결정하도록 구성된 알림 발송 모델을 적용할 수 있었다.
- [0022] 이에, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, 개체에 대한 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하고, 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하도록 구성된, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도 예측 방법을 제공하는 것이다.
- [0023] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 과제는, 위험도 알림 모델을 이용하여 개체에 대한 위험도에 기초하여 알림을 제공하도록 구성된, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도 예측 방법을 제공하는 것이다.
- [0024] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 과제는, 개체에 대한 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터를 수신하도록 구성된 수신부, 및 수신부와 통신하도록 연결되고 다양한 예측 모델에 기초하여 개체에 대한 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하도록 구성된 프로세서를 포함하는, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스를 제공하는 것이다.
- [0025] 본 발명의 과제들은 이상에서 언급한 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0026] 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위하여 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법이 제공된다. 프로세서에 의해 구현되는 사망 또는 패혈증 위험도를 예측하는 방법으로서 본 방법은, 개체에 대한 생체 신호 데이터를 수신하는 단계, 생체 신호 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계, 및 위험도 시퀀스를 기초로 개체에 대한 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계를 포함한다.
- [0027] 본 발명의 특징에 따르면, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는, 개체에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기

혈압, 이완기 혈압 및 평균혈압으로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 생체 신호 데이터를 수신하는 단계를 포함할 수 있다. 나아가, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계는, 위험도 시퀀스를 기초로, 사망 위험도를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0028] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는, 미리 결정된 시간 단위로 생체 신호 데이터를 복수회 수신하는 단계를 포함하고, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 미리 결정된 시간 단위로 복수회 수신한 생체 신호 데이터를 기초로 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 포함할 수 있다. 나아가, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계는, 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0029] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH 수준 및 헤마토크리트 수치로 이루어진 그룹 중 선택된 적어도 하나의 개체에 대한 생물학적 시험 (biological test) 데이터를 수신하는 단계를 더 포함할 수 있다. 나아가, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터를 기초로 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 더 포함하고, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계는, 패혈증 위험도 시퀀스를 기초로, 패혈증 위험도를 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0030] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 생체 시험 데이터를 수신하는 단계는, 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 생물학적 시험 데이터의 최대값 및 최소값을 수신하는 단계를 포함할 수 있다.

[0031] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는, 개체에 대한 온도, 맥박, 산소포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압 및 평균혈압으로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 생체 신호 데이터를 수신하는 단계를 포함할 수 있다.

[0032] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하는 단계 이후에 수행되는, 개체에 대한 위험도 알림을 제공하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0033] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 생체 신호 데이터를 기초로, 사망 위험 점수를 산출하도록 더 구성되고, 위험도 알림을 제공하는 단계 이전에 수행되는, 개체에 대한 생물학적 시험 데이터를 수신하는 단계를 더 포함할 수 있다. 한편, 위험도 알림 모델은, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 사망 위험 점수를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제1 알림 모델, 생체 신호 데이터를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제2 알림 모델, 및 생물학적 시험 데이터를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제3 모델 중 적어도 하나, 및 제1 알림 모델, 제2 알림 모델 및 제3 알림 모델 중 적어도 하나의 모델에 의해 출력된 백터값에 기초하여 사망 위험 알림을 제공 여부를 결정하도록 구성된 제4 알림 모델을 포함할 수 있다.

[0034] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도 알림을 제공하는 단계 이전에 수행되는, 개체에 대한 약물 투여 기록 또는 알림 발송 기록을 수신하는 단계를 더 포함할 수 있다. 나아가, 제1 알림 모델은, 사망 위험 점수 및, 약물 투여 기록 및/또는 알림 발송 기록을 기초로 백터값을 출력하도록 더 구성될 수 있다.

[0035] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 사망 위험도는, 미리 결정된 시간 전 사망 발생의 위험도로 정의되고, 패혈증 위험도는, 미리 결정된 시간 전 패혈증 발병의 위험도로 정의될 수 있다.

[0036] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 표본 개체에 대하여, 위험도가 발생하기 미리 결정된 시간 전에 획득된 학습용 생체 신호 데이터를 수신하는 단계, 학습용 생체 신호 데이터를 기초로 학습용 위험도 시퀀스를 생성하는 단계, 및 학습용 위험도 시퀀스를 기초로 위험도가 발생하기 임의의 시간 전에 표본 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계에 의해 학습된 모델일 수 있다.

[0037] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 표본 개체는, 사망한 개체이고, 표본 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계는 학습용 위험도 시퀀스를 기초로, 표본 개체에 대한 사망 위험도를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0038] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 표본 개체는, 패혈증 발병 개체이고, 표본 대상자의 패혈증 발병 시점으로부터 미리 결정된 시간 이전에 획득된 학습용 생물학적 시험 데이터를 수신하는 단계를 더 포함하고, 학습용 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는, 학습용 생물학적 시험 데이터 및 학습용 생체 신호 데이터를 기초로 학습용 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 포함할 수 있다. 나아가, 표본 개체에 대한 위험도를 예측하는 단계는, 학습용 패혈증 위험도 시퀀스를 기초로 표본 개체에 대한 패혈증 발병 위험도를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

다.

- [0039] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계는, 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하는 단계를 포함할 수 있다. 또한, 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0040] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 본 발명의 방법은, 상기 개체에 대한 연령 데이터를 수신하는 단계를 더 포함할 수 있다. 이때, 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터 및 상기 연령 데이터에 기초하여, 개체의 위험도 시퀀스를 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다. 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위하여 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스가 제공된다. 상기 디바이스는 개체에 대한 생체 신호 데이터를 수신하도록 구성된 수신부, 및 수신부와 통신하도록 연결된 프로세서를 포함한다. 이때, 프로세서는, 생체 신호 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 개체의 위험도 시퀀스를 생성하고, 위험도 시퀀스를 기초로 개체에 대한 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하도록 구성된다.
- [0041] 본 발명의 특징에 따르면, 수신부는 개체에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압 및 평균 혈압으로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 생체 신호 데이터를 수신하도록 구성되고, 프로세서는, 위험도 시퀀스를 기초로, 사망 위험도를 예측하도록 더 구성될 수 있다.
- [0042] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 수신부는 미리 결정된 시간 단위로 생체 신호 데이터를 복수회 수신하도록 구성되고, 프로세서는 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 미리 결정된 시간 단위로 복수회 수신한 생체 신호 데이터를 기초로 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 생성하고, 미리 결정된 시간 단위의 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도를 예측하도록 더 구성될 수 있다.
- [0043] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 수신부는 글래스고혼수척도, 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온농도, 빌리루빈 수준, 크레아티닌 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH 수준 및 헤마토크리트 수치로 이루어진 그룹 중 선택된 적어도 하나의 개체에 대한 생물학적 시험 데이터를 수신하도록 더 구성될 수 있다. 또한, 프로세서는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터를 기초로, 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하고, 패혈증 위험도 시퀀스를 기초로, 패혈증 위험도를 예측하도록 더 구성될 수 있다.
- [0044] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 프로세서는, 개체에 대한 위험도 알람을 제공하도록 더 구성될 수 있다.
- [0045] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 생체 신호 데이터를 기초로 사망 위험 점수를 산출하도록 더 구성되고, 수신부는 개체에 대한 생물학적 시험 데이터를 수신하도록 더 구성될 수 있다. 나아가, 위험도 알람 모델은, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 사망 위험 점수를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제1 알람 모델, 생체 신호 데이터를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제2 알람 모델, 및 생물학적 시험 데이터를 기초로 백터값을 출력하도록 구성된 제3 모델 중 적어도 하나, 및 제1 알람 모델, 제2 알람 모델 및 제3 알람 모델 중 적어도 하나의 모델에 의해 출력된 백터값에 기초하여 사망 위험 알람을 제공 여부를 결정하도록 구성된 제4 알람 모델을 포함할 수 있다.
- [0046] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 상기 수신부는, 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하도록 더 구성될 수 있다. 이때, 프로세서는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 상기 개체의 위험도 시퀀스를 생성하도록 더 구성될 수 있다.
- [0047] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 수신부는, 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 생물학적 시험 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하도록 더 구성될 수 있다. 이때, 프로세서는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생물학적 시험 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 패혈증 위험도 시퀀스를 생성하도록 더 구성될 수 있다.
- [0048] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 수신부는, 상기 개체에 대한 연령 데이터를 수신하도록 더 구성될 수 있다. 이때, 프로세서는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터 및 상기 연령 데이터에 기초하여, 개체의 위험도 시퀀스를 생성하도록 더 구성될 수 있다.

발명의 효과

- [0049] 본 발명은 개체의 상태, 나아가 개체의 사망과 연관된 생체 신호 데이터를 수신하고, 수신된 데이터 기반의 위험도 예측 시스템을 제공함으로써, 개체의 질병 발병 여부에 대하여 빠르게 감지하고, 개체의 생명과 연관된 정보를 제공함으로써 응급 상황을 예측하게 할 수 있다.
- [0050] 이에, 본 발명은 개체에 대한 처치 시점을 앞당겨 치료에 대한 좋은 예후를 제공할 수 있다.
- [0051] 나아가 본 발명은 개체로부터 획득한 생물학적 시료에 대한 임상적 데이터일 수 있는 생물학적 시험 데이터를 더 고려함으로써 개체에 대한 사망 위험도뿐만 아니라, 높은 사망 원인을 제공하는 패혈증의 발병 위험도를 높은 정확도로 예측할 수 있는 효과가 있다.
- [0052] 본 발명은, 예측된 사망 위험도 또는 패혈증 위험도에 따라 조기 알림을 제공함으로써, 중환자와 같은 중한 상태의 개체에 대하여 예측된 위험 상황에 따른 빠른 처치가 가능할 수 있다.
- [0053] 이러한 조기 알림 제공에 기초한 본 발명은, 의료 서비스 개선뿐만 아니라, 생존률 증가, 합병증 예방, 및 치료 비용 감소에 기인할 수 있는 효과가 있다.
- [0054] 이에, 본 발명은, 예측된 정보를 디스플레이적으로 제공함에 따라 지속적인 모니터링이 불가능할 경우 예측 정보에 따른 적절한 예비 조치를 제공할 수 없는 위험도 예측 시스템이 갖는 한계를 극복할 수 있는 효과가 있다.
- [0055] 특히, 본 발명은, 개체에 대한 생체 신호 데이터, 생물학적 시험 데이터를 더 고려하여 알림 발송 여부를 결정하도록 구성된 알림 발송 모델을 이용함에 따라, 단순히 위험도에 기초하여 알림을 제공할 경우 발생하는 빈번한 알림 발생에 따른 문제점들을 해결할 수 있는 효과가 있다.
- [0056] 본 발명에 따른 효과는 이상에서 예시된 내용에 의해 제한되지 않으며, 더욱 다양한 효과들이 본 명세서 내에 포함되어 있다.

도면의 간단한 설명

- [0057] 도 1a는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스를 이용한 위험도 예측 시스템을 예시적으로 도시한 것이다.
- 도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스의 구성을 도시한 것이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법의 절차를 예시적으로 도시한 것이다.
- 도 3a 내지 3d는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습용 데이터를 도시한 것이다.
- 도 3e는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 입력되는 데이터의 전처리 절차를 예시적으로 도시한 것이다.
- 도 3f는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.
- 도 3g는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습용 데이터를 도시한 것이다.
- 도 3h는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.
- 도 4는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 위험도 알림 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.
- 도 5a 및 5b는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 사망 여부에 따른 위험도 시퀀스 생성 결과를 도시한 것이다.
- 도 5c는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 사망 여부 예측 결과를 도시한 것이다.
- 도 5d는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 패혈증 발병 여부 예측 결과를 도시한 것이다.
- 도 6a는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 사망 여부 예측 결과

를 도시한 것이다.

도 6b는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 패혈증 발병 여부 예측 결과를 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0058] 발명의 이점, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 것이며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하며, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0059] 본 발명의 실시예를 설명하기 위한 도면에 개시된 형상, 크기, 비율, 각도, 개수 등은 예시적인 것이므로 본 발명이 도시된 사항에 한정되는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명은 생략한다. 본 명세서 상에서 언급된 '포함한다', '갖는다', '이루어진다' 등이 사용되는 경우, '~만'이 사용되지 않는 이상 다른 부분이 추가될 수 있다. 구성요소를 단수로 표현한 경우에 특별히 명시적인 기재 사항이 없는 한 복수를 포함하는 경우를 포함한다.
- [0060] 구성요소를 해석함에 있어서, 별도의 명시적 기재가 없더라도 오차 범위를 포함하는 것으로 해석한다.
- [0061] 본 발명의 여러 실시예들의 각각 특징들이 부분적으로 또는 전체적으로 서로 결합 또는 조합 가능하며, 당업자가 충분히 이해할 수 있듯이 기술적으로 다양한 연동 및 구동이 가능하며, 각 실시예들이 서로에 대하여 독립적으로 실시 가능할 수도 있고 연관 관계로 함께 실시 가능할 수도 있다.
- [0062] 본 명세서의 해석의 명확함을 위해, 이하에서는 본 명세서에서 사용되는 용어들을 정의하기로 한다.
- [0063] 본 명세서에서 사용되는 용어, "개체"는 응급 상황 발생, 예를 들어 사망 또는 패혈증과 같은 질환 발병의 위험도를 예측하고자 하는 대상을 의미할 수 있다. 한편, 본원 명세서 내에서 개체는 '환자' 또는 '중환자'일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며 사망 또는 패혈증의 위험도를 예측하고자 하는 모든 대상을 포함할 수 있다.
- [0064] 본 명세서에서 사용되는 용어, "생체 신호 데이터"는 활력 징후, 생명 징후로, 개체의 상태와 연관된 데이터를 의미할 수 있다. 이러한 생체 신호 데이터는, 개체의 사망 위험도, 나아가 패혈증과 같은 질환의 발병 여부와 연관될 수 있다. 이때, 생체 신호 데이터는 생체 신호 측정 장비로부터 측정된 개체에 대한 온도, 맥박, 산소포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압, 평균 혈압 및 호흡수일 수 있다. 그러나, 이에 제한되지 않고 생체 신호 데이터는, 개체의 건강 상태와 연관된 다양한 측정 데이터를 포함할 수 있다. 한편, 이러한 생체 신호 데이터는, 사망 또는 패혈증의 예측을 기점으로, 임의의 시간 전에 개체로부터 획득된 시계열적 데이터일 수도 있다.
- [0065] 본 명세서에서 사용되는 용어, "생물학적 시험 (biological test) 데이터"는 개체로부터 획득한 생물학적 시료에 대한 임상적 데이터를 의미할 수 있다. 이러한 생물학적 시험 데이터는, 개체의 사망 위험도, 나아가 패혈증과 같은 질환의 발병 여부와 연관될 수 있다. 이때, 생물학적 시험 데이터는 글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH 수준 및 해마토크리트 수치일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다. 한편, 생물학적 시험 데이터는, 사망 또는 패혈증의 예측을 기점으로, 임의의 시간 전에 개체로부터 획득된 데이터 중 최대값, 또는 최소값일 수도 있다.
- [0066] 본 명세서에서 사용되는 용어, "위험도 시퀀스 생성 모델"은 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된 모델을 의미할 수 있다. 나아가, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 위험도 시퀀스를 기초로 사망 또는 패혈증을 예측하도록 더 구성된 모델일 수 있다.
- [0067] 예를 들어, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 사망하거나 패혈증이 발병한 개체로부터, 사망 또는 패혈증이 일어나기 임의의 시간 전에 획득한 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터를 기초로, 위험 점수를 산출하고, 위험 점수를 위험도 시퀀스를 생성하도록 학습된 모델일 수 있다. 나아가, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 위험도

시퀀스를 기초로 사망 또는 패혈증의 위험도를 예측하도록 더 학습된 모델일 수 있다.

- [0068] 한편, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은, CNN (Convolutional Neural Network) 기반의 딥 러닝 알고리즘에 기초한 예측 모델일 수 있다. 예를 들어, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 입력된 생체 신호 데이터를 기초로 Conv 단계, BatchNorm 및 ReLu의 표준화 단계, MaxPool 및 Dropout 단계를 거쳐 위험도를 분석하도록 구성된 분석 모듈과 생물학적 시험 데이터를 기초로 Fully-connected 및 BatchNorm 단계를 거쳐 위험도를 분석하도록 구성된 분석 모듈로 이루어질 수 있다. 이때, 위험도 시퀀스 생성 모델에서 각 분석 모듈에 의해 출력된 값은, 확률 로그로 변환되는 Logit 단계를 거쳐 합쳐져 최종적으로 개체에 대한 사망 또는 패혈증 위험도가 예측될 수 있다.
- [0069] 그러나, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델의 구조는 이에 제한되지 않고, 개체에 대한 데이터를 기초로 사망 또는 패혈증의 위험도를 예측할 수 있는 다양한 알고리즘에 기초할 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은 개체로부터 획득한 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 하나의 패턴을 형성하도록, k-Means 또는 SOM 알고리즘과 같은 클러스터링 알고리즘 알고리즘에 기초한 모델일 수도 있다.
- [0070] 본 명세서에서 사용되는 용어, "위험도 알람 모델"은 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 생성된 위험도 시퀀스, 생체 신호 데이터, 생물학적 시험 데이터, 나아가 약물 투여 기록 등의 시계열적 데이터를 기초로 고 위험군으로 예상되는 개체에 대하여 알람을 제공하도록 구성된 모델일 수 있다.
- [0071] 보다 구체적으로, 위험도 알람 모델은, 위험도 시퀀스 생성 단계에서 산출되는 위험 점수, 개체에 대한 생체 신호 데이터, 나아가 생물학적 시험 데이터, 항생제/승압제 투여 기록 및 알람 발송 기록의 시계열 데이터의 표현형을 학습하여 알람 발송 여부를 결정하도록 구성된 모델일 수 있다. 이에, 본 발명의 위험도 알람 모델은, 단순히 위험도 시퀀스의 임계적 수준에 기초하여 알람을 제공했을 때 보다, 거짓 (false) 알람을 줄일 수 있다. 즉, 위험도 알람 모델은 다양한 데이터를 더욱 고려함에 따라, 개체에 대하여 조치가 필요한 시점에 정확한 알람을 제공할 수 있다.
- [0072] 한편, 본 발명의 위험도 알람 모델은, RNN (Recurrent Neural Network), 또는 CNN의 딥러닝 알고리즘에 기초한 모델일 수 있다.
- [0073] 예를 들어, 위험도 알람 모델은, 독립적인 RNN 유닛으로 이루어진 복수의 알람 모델들과 각 유닛들에 출력된 값을 기초로 알람 발송 여부를 결정하는 레이어로 이루어진 알람 모델이 다층을 이루는 복수의 모델로 구성될 수 있다.
- [0074] 보다 구체적으로, 위험도 알람 모델은, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 상기 사망 위험 점수, 항생제/승압제 투여 기록 및 알람 발송 기록의 시계열 데이터를 입력 받고 이를 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제1 알람 모델, 시계열적 생체 신호 데이터를 입력 받고 이를 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제2 알람 모델, 및 생물학적 시험 데이터를 입력 받고 이를 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제3 알람 모델을 포함할 수 있다. 나아가, 위험도 알람 모델은, 각 RNN 유닛의 출력값을 기초로 0 또는 1로 출력하여 알람 발송 여부를 결정하도록 구성된 Dense 레이어의 제4 알람 모델을 더 포함할 수 있다.
- [0075] 이때, 제1 알람 모델, 제2 알람 모델 및 제3 알람 모델 각각은 두-레이어 (two-layer) 의 LSTM (Long short-term memory) 으로 구성된 RNN 유닛으로 구성될 수 있다. 나아가, 제1 알람 모델, 제2 알람 모델 및 제3 알람 모델 각각에 입력되는 데이터들은, 각 모델에 입력되기 이전에 Embedding 레이어를 통해 선형 행렬로 변환될 수 있다. 또한, 각각의 모델의 RNN 유닛에 의해 마지막으로 출력값은 하나의 Dense 레이어에 입력되어 접합 (concatenation) 되고, Sigmoid function을 통해 0 또는 1로 출력되어 최종적으로 알람 발송 여부가 결정될 수 있다.
- [0076] 예를 들어, 최종적으로 제4 알람 모델에 의해 출력된 값이 0일 경우, 위험도 알람 모델은 알람을 제공하지 않고, 제4 알람 모델에 의해 출력된 값이 1일 경우 알람을 제공하도록 구성될 수 있다.
- [0077] 한편, 본 발명의 다양한 실시예에 따르면, 본 발명의 위험도 알람 모델은, 다양한 시계열 데이터를 기초로 벡터값을 인코딩하는 제1 알람 모델, 제2 알람 모델, 제3 알람 모델 중 적어도 하나의 모델과 상기 적어도 하나의 모델에 의해 출력된 벡터값에 기초하여 사망 위험 알람을 제공 여부를 결정하도록 구성된 제4 알람 모델로 구성될 수 있다.
- [0078] 즉, 위험도 알람 모델은, 위험도 시퀀스뿐만 아니라 개체로부터 획득된 보다 다양한 데이터를 기초로 위험도 알람 발송 여부를 결정하도록 구성될 수 있다. 따라서, 본 발명의 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스는,

위험도 알람 모델을 이용함에 따라 보다 정밀하게 알람을 발송할 수 있다.

- [0079] 바람직하게, 위험도 알람 모델은, 제1 알람 모델, 제2 알람 모델, 제3 알람 모델 및 제4 알람 모델로 구성될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0080] 나아가, 위험도 알람 모델의 구조는, 위험도 시퀀스 및/또는 개체에 대한 데이터를 기초로 고 위험군에 알람을 제공하는 한, 다양한 머신러닝 알고리즘에 기초할 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 위험도 알람 모델은, Randomized Decision forest 알고리즘, Penalized Logistic Regression 알고리즘의 기계학습에 의한 알고리즘과 보다 다양한 딥 러닝 알고리즘에 기초하여, 입력된 위험도 시퀀스 점수, 나아가 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 알람 발송 여부를 결정 (분류) 하도록 구성될 수도 있다.
- [0081] 이하에서는, 도 1a 및 도 1b를 참조하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 및 이를 이용한 위험도 예측 시스템을 구체적으로 설명한다. 도 1a은 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스를 이용한 위험도 예측 시스템을 예시적으로 도시한 것이다. 도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스의 구성을 도시한 것이다.
- [0082] 도 1a를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 위험도 예측 시스템 (1000) 은, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100), 개체 (200) 에 대하여 획득된 생체 신호 데이터 (310) 및 생물학적 시험 데이터 (320) 를 포함하는 데이터 (300), 생체 신호 데이터 (310) 를 제공하는 생체 신호 계측 디바이스 (400), 및 의료진 디바이스 (500) 로 구성되어 있다.
- [0083] 보다 구체적으로, 위험도 예측 시스템 (1000) 에서 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 는, 개체 (200) 에 대하여 측정된 생체 신호 데이터 (310) 를 수신하여, 개체 (200) 에 대한 위험도 시퀀스를 생성하고, 이를 기초로 사망 위험도를 예측하도록 구성될 수 있다. 나아가, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 는 개체 (200) 에 대한 생물학적 시험 데이터 (320) 를 더 고려하여, 위험도 시퀀스를 생성하고 개체 (200) 에 대한 패혈증 위험도를 더 예측할 수 있다.
- [0084] 이때, 생체 신호 계측 디바이스 (200) 는 개체 (200) 에 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압, 평균 혈압 및 호흡수로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 생체 신호 데이터를 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 에 송신하도록 구성될 수 있다.
- [0085] 한편, 위험도 예측 시스템 (1000) 에서 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 는, 개체에 대한 위험도 시퀀스 (또는, 위험도 시퀀스를 이루는 위험 점수), 나아가 생체 신호 데이터 (310) 및/또는 생물학적 시험 데이터 (320) 를 기초로 알람 발송 여부를 결정하도록 더 구성될 수 있다.
- [0086] 이에, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 는 조치가 필요한 개체 (200) 에 대하여 의료진 디바이스 (500) 에 알람을 제공할 수 있다. 이에, 의료진은 알람을 인지하여 개체 (200) 의 증상에 따른 조치를 취하는 등의 피드백을 제공할 수 있다.
- [0087] 보다 구체적으로, 도 1b를 참조하면, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 는 수신부 (110), 입력부 (120), 출력부 (130), 저장부 (140) 및 프로세서 (150) 를 포함한다.
- [0088] 구체적으로 수신부 (110) 는 개체 (200) 에 대한 생체 신호 데이터 (310) 및 생물학적 시험 데이터 (320) 의 다양한 데이터 (300) 를 수신하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 수신부 (110) 는 생체 신호 계측 디바이스 (200) 로부터 개체 (200) 에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압, 평균 혈압 및 호흡수의 생체 신호 데이터 (310) 를 수신할 수 있다. 나아가, 수신부 (110) 는, 개체 (200) 에 대한 글래스고혼수척도, 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 수준, 크레아티닌 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH 수준 및 헤마토크리트 수치의 생물학적 시험 데이터 (320) 를 더 수신할 수 있다.
- [0089] 본 발명의 특징에 따르면, 수신부 (110) 는 의료진 디바이스 (500) 에 대하여, 후술될 프로세서 (150) 에 의해 결정된 개체 (200) 에 대하여 예측된 결과를, 송신하도록 더 구성될 수 있다.
- [0090] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 수신부 (110) 는 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하도록 더 구성될 수 있다. 또한, 수신부 (110) 는 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 생물학적 시험 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값을 수신하도록 더 구성될 수 있다.
- [0091] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 수신부 (110) 는 개체에 대한 연령 데이터를 수신하도록 더 구성될 수 있다.

- [0092] 입력부 (120) 는 키보드, 마우스, 터치 스크린 패널 등 제한되지 않는다. 입력부 (120) 는 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 를 설정하고, 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 의 동작을 지시할 수 있다.
- [0093] 한편, 출력부 (130) 는 수신부 (110) 에 의해 수신된 생체 신호 데이터 (310), 또는 생물학적 시험 데이터를 표시할 수 있다. 나아가, 출력부 (130) 는 프로세서 (150) 에 의해 생성된 개체에 대한 위험도 시퀀스를 표시하고, 프로세서 (150) 에 의해 예측된 응급 상황을 디스플레이 적으로 표시할 수 있다. 나아가, 출력부 (130) 는 프로세서 (150) 에 의해 알람 발송이 결정될 경우, 알람 소리를 출력하도록 더 구성될 수 있다.
- [0094] 저장부 (140) 는 수신부 (110) 를 통해 수신한 개체 (200) 에 대한 생체 신호 데이터 (310) 또는 생물학적 시험 데이터 (320) 의 데이터 (300) 를 저장하고, 입력부 (120) 를 통해 설정된 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (100) 의 지시를 저장하도록 구성될 수 있다. 나아가, 저장부 (140) 는 후술될 프로세서 (150) 에 의해 생성된 개체 (200) 에 대한 위험도 시퀀스를 저장하고, 예측된 개체 (200) 에 대한 위험도, 나아가 알람 발송 여부를 저장하도록 구성된다. 그러나, 진술한 것에 제한되지 않고 저장부 (140) 는 위험도 예측을 위해 프로세서 (150) 에 의해 결정된 다양한 정보들을 저장할 수 있다.
- [0095] 프로세서 (150) 는 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스 (110) 의 정확한 예측 결과를 제공하기 위한 구성요소일 수 있다. 이때, 정확한 위험도 예측을 위해 프로세서 (150) 는 생체 신호 데이터 (310) 및/또는 생물학적 시험 데이터 (320) 를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 학습된 생체 신호 위험도 시퀀스 생성 모델에 기초할 수 있다. 예를 들어, 프로세서 (150) 는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여 생체 신호 데이터 (310) 및/또는 생물학적 시험 데이터 (320) 를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하고, 이를 기초로 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측할 수 있다.
- [0096] 다른 실시예에서, 프로세서 (150) 는 위험도 알람 모델을 이용하여, 개체 (200) 의 위험도에 따른 알람을 발송하도록 더 구성될 수 있다. 예를 들어, 프로세서 (150) 는, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 위험 점수, 나아가 생체 신호 데이터 (310) 및/또는 생물학적 시험 데이터 (320) 를 기초로 알람 발송 여부를 결정하도록 구성된 모델에 기초할 수 있다. 이에, 프로세서 (150) 는, 위험도 알람 모델을 이용함에 따라 개체 (200) 가 고 위험군으로 예측된 경우 알람을 제공할 수 있다. 이에, 의료진은 개체 (200) 에 대한 빠른 조치를 취할 수 있다.
- [0097] 이하에서는 도 2를 참조하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법을 구체적으로 설명한다. 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법의 절차를 도시한 것이다.
- [0098] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측의 절차는 다음과 같다. 먼저, 개체에 대한 생체 신호 데이터를 수신한다 (S210). 그 다음, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 수신된 생체 신호 데이터를 기초로 개체에 대한 위험도 시퀀스를 생성한다 (S220). 다음으로, 위험도 패턴을 기초로 개체에 대한 위험도를 예측하고 (S230), 마지막으로, 위험도를 기초로 알람을 제공한다 (S240).
- [0099] 구체적으로, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서는 개체에 대한 생체 신호 데이터를 수신할 수 있다. 예를 들어, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서는 개체에 대한 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압, 평균 혈압 및 호흡수로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 생체 신호 데이터를 수신할 수 있다.
- [0100] 한편, 본 발명의 특징에 따르면, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서는 미리 결정된 시간 단위로 생체 신호 데이터를 복수회 수신할 수 있다. 예를 들어, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서는 입실환자로부터 24시간 동안의 생체 신호 데이터를 1 시간 간격으로 수신할 수도 있다.
- [0101] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 생체 신호 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 미리 결정된 시간 단위로 복수회 측정된, 상기 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값이 수신될 수 있다.
- [0102] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), 동맥혈산소포화도, 흡입기산소농도, 중탄산이온 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 수치, 총 요 배설량, 칼륨 농도, 나트륨 농도, 백혈구 수치, 젖산 농도, APH (anterior pituitary hormone) 수준 및 해마토크리트 수치로 이루어진 그룹 중 선택된 적어도 하나의, 개체에 대한 생물학적 시험 (biological test) 데이터를 수신하는 단계가 더 수행될 수 있다.
- [0103] 한편, 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 개체에 대한 연령 데이터를 수신하는 단계가 더욱 수행될 수 있다.

- [0104] 다음으로, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계 (S220)에서는 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 학습된 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 개체에 대한 위험도 시퀀스를 생성할 수 있다. 이때, 위험도 시퀀스 생성 모델은 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 입력 받아 위험 점수를 산출하고 이를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 구성된, 복수의 레이어를 형성하는 딥 러닝 알고리즘에 기초한 모델일 수 있다.
- [0105] 본 발명의 특징에 따르면, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계 (S220)에서는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 생체 신호 데이터를 기초로 사망 위험도 시퀀스가 생성될 수 있다.
- [0106] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계 (S220)에서는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 패혈증 위험도 시퀀스가 생성될 수 있다.
- [0107] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계 (S220)에서, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터의 최대값, 최소값 및 평균값에 기초하여 개체의 위험도 시퀀스가 생성될 수 있다.
- [0108] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도 시퀀스를 생성하는 단계 (S220)에서, 위험도 시퀀스 생성 모델을 이용하여, 생체 신호 데이터 및 연령 데이터에 기초하여, 개체의 위험도 시퀀스가 생성될 수 있다.
- [0109] 다음으로, 위험도를 예측하는 단계 (S230)에서는 위험도 시퀀스를 기초로 사망의 위험도를 확률적으로 예측할 수 있다. 이때, 위험도를 예측하는 단계 (S230)에서 위험도의 예측은 전술한 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 수행될 수도 있다.
- [0110] 본 발명의 특징에 따르면, 위험도를 예측하는 단계 (S230)에서는 위험도 시퀀스에 기초하여 사망 위험도가 예측될 수 있다. 나아가, 위험도 시퀀스에 기초하여 패혈증 위험도가 예측될 수 있다. 예를 들어, 위험도를 예측하는 단계 (S230)에서는 미리 결정된 임의의 시간 전의 사망 위험도 또는 패혈증 위험도가 예측될 수 있다.
- [0111] 마지막으로, 위험도 알림을 제공하는 단계 (S240)에서는, 전술한 위험도 시퀀스 생성 모델로부터 획득한 위험 점수, 나아가 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로, 알림 발송 여부가 결정될 수 있다.
- [0112] 한편, 위험도 알림을 제공하는 단계 (S240)에서는, 위험 점수, 나아가 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로, 알림 발송 여부를 결정하도록 학습된 위험도 알림 모델에 의해 알림이 발송될 수 있다. 예를 들어, 알림을 제공하는 단계 (S240)에서는, 위험도 알림 모델에 위험 점수, 나아가 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터가 입력되어 알림 발송 여부가 결정될 수 있다.
- [0113] 이때, 위험도 알림 모델은, 복수의 RNN 유닛과 각 유닛들에 출력된 값을 기초로 알림 발송 여부를 결정하는 레이어가 다층을 이루는 복수의 모델들로 구성될 수 있다.
- [0114] 예를 들어, 위험도 알림 모델은, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 상기 사망 위험 점수, 항생제/승압제 투여 기록 및 알림 발송 기록의 시계열 데이터를 입력 받고 이를 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제1 알림 모델, 시계열적 생체 신호 데이터를 입력 받고 이를 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제2 알림 모델, 및 생물학적 시험 데이터를 입력 받고 이를 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제3 알림 모델을 포함할 수 있다. 나아가, 위험도 알림 모델은, 각 RNN 유닛의 출력값을 기초로 0 또는 1로 출력하여 알림 발송 여부를 결정하도록 구성된 Dense 레이어의 제4 알림 모델을 더 포함할 수 있다.
- [0115] 이때, 제1 알림 모델, 제2 알림 모델 및 제3 알림 모델 각각은 투-레이어의 LSTM으로 구성된 RNN 유닛으로 구성될 수 있다. 나아가, 제1 알림 모델, 제2 알림 모델 및 제3 알림 모델 각각에 입력되는 데이터들은, 각 모델에 입력되기 이전에 Embedding 레이어를 통해 선형 행렬로 변환될 수 있다. 또한, 각각의 모델의 RNN 유닛에 의해 마지막으로 출력값은 하나의 Dense 레이어의 제4 알림 모델에 입력되어 집합되고, Sigmoid function을 통해 0 또는 1로 출력되어 최종적으로 알림 발송 여부가 결정될 수 있다.
- [0116] 결과적으로, 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법에 따라, 개체, 예를 들어 중환자에 대하여, 사망 또는 패혈증 발병과 같은 응급 상황이 예측되고, 응급 상황이 발생하기 임의의 시간 전에 알림이 제공될 수 있다. 따라서, 의료진은 응급 상황의 변화에 따라 개체에 대한 효과적인 조치를 취할 수 있게 된다.
- [0117] 이하에서는, 도 3a 내지 3f를 참조하여, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 대하여 구체적으로 설명한다.

- [0118] 이때, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델은, 사망 또는 패혈증 발병 위험도와 연관된 위험도 시퀀스를 생성할 뿐만 아니라, 이를 기초로 위험도를 예측하도록 학습된 모델일 수 있다. 그러나, 이에 제한되지 않고, 위험도 시퀀스의 생성 및 위험도의 예측은 보다 다양한 방법으로 수행될 수 있다.
- [0119] 나아가, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은, 개체에 대하여 보다 다양한 데이터를 수신할 수 있음에 따라, 패혈증뿐만 아니라 보다 다양한 질환을 예측할 수도 있다.
- [0120] 도 3a 내지 3d는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습용 데이터를 도시한 것이다.
- [0121] 도 3a를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델의 검증용 데이터로, MIMIC-III에 포함된 MICU (medical intensive care unit), SICU (surgical intensive care unit), TICU (trauma intensive care unit), CSRU (clinical safety research unit) 및 CCU (coronary care unit)로부터 획득한 38597여명의 성인 환자에 대한 중환자실 입실 기록 데이터가 이용되었다. 본 발명의 학습용 데이터는 세브란스 ICU 데이터를 활용하였다.
- [0122] 보다 구체적으로, 도 3b를 참조하면, 상기와 같은 중환자실 입실 기록 데이터에는, 환자별 ID, 입원 시간 (Admission Time), 퇴원 시간 (Discharge Time), 사망 시간 등을 포함할 수 있다. 이때, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은, 입실 내 사망을 레이블로 사망과 관련한 전반적인 위험도를 예측하도록 학습될 수 있다.
- [0123] 도 3c의 (a)를 참조하면, 배양 시점으로부터 48 시간 전 후, 또는 항생제 투여 시점으로부터 4일의 기간에서 배양 시점 및 항생제 투여 시점 중 최소 시점은, 패혈증과 같은 감염을 유발하는 병원균의 감염 의심 시점으로 정의될 수 있다. 나아가, 도 3c의 (b)를 참조하면, 감염 의심 시점을 기준으로 48 시간 전 및 24 시간 후의 기간 동안 장기부전 및 예후를 평가하도록 구성된 SOFA 점수 (Sequential Organ Failure Assessment Score) 가 2 이상인 시점은, 패혈증 발병 시점으로 정의될 수 있다. 이때, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은, 패혈증 발병 시점을 레이블로 하여 패혈증 위험도를 예측하도록 학습할 수 있다.
- [0124] 도 3d를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습 데이터가 구체적으로 도시된다. 이때, 학습 데이터는, 24 시간 동안 획득한 생체 신호 (vital signs) 의 시계열 데이터 (dynamic data), 및 24 시간 동안의 최소값 및 최대값을 추출한 생물학적 시험 (Lab test) 데이터 (static data) 로 구성될 수 있다.
- [0125] 보다 구체적으로, 생체 신호 데이터는, 24 시간 동안 획득한 개체에 대한 온도 (temperature), 맥박 (pulse), 산소 포화도 (SpO₂), 수축기 혈압 (SBP), 이완기 혈압 (DBP), 평균 혈압 (MBP) 및 호흡수 (respiration) 를 포함할 수 있다.
- [0126] 나아가, 생물학적 시험 데이터는, 24 시간 동안 측정된 글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), 동맥혈산소포화도 (SaO₂), 흡입기산소 (FiO₂) 농도, 중탄산이온 (HCO₃) 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 (platelet) 수치, 총 요 배설량 (Urine output), 칼륨 (potassium,) 농도, 나트륨 (sodium) 농도, 백혈구 (WBC) 수치, 젖산 (lactate) 농도 및 헤마토크리트 (hematocrit) 수치 각각에 대한 최소값 및 최대값을 포함할 수 있다.
- [0127] 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은 상기와 같은 학습용 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 위험 점수를 산출하고 이를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 학습될 수 있다. 나아가, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하도록 더 학습될 수도 있다.
- [0128] 한편, 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습을 위한, 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터는 이에 제한되는 것이 아니며, 보다 다양한 데이터에 의해 위험도 시퀀스를 생성하고 이를 기초로 사망 또는 패혈증 위험도를 예측하도록 학습될 수 있다.
- [0129] 도 3e는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 입력되는 데이터의 전처리 절차를 예시적으로 도시한 것이다.
- [0130] 도 3e의 (a)를 참조하면, 학습용 데이터는, 양성 (positive) 데이터 및 음성 (negative) 데이터로 구성될 수 있다. 보다 구체적으로, 양성 데이터는 사망 또는 패혈증이 시작되는 시점으로부터 미리 결정된 시간 (K 시간) 전, 임의의 시간 동안의 데이터일 수 있다. 한편, 음성 데이터는 임의의 시점에서 24 시간 동안 샘플링된 데이터로부터 획득될 수 있다.

- [0131] 도 3e의 (b)를 참조하면, 양성 데이터는, 설정된 임의의 시간에 따라 일정한 길이를 가질 수 있다. 이때, 음성 데이터는, 전처리 절차를 통해 임의의 시점에서 24 시간 동안 샘플링된 데이터에 대하여, 상기 양성 데이터와 동일한 길이를 갖도록 조절될 수 있다. 예를 들어, 양성 데이터가 10 시간 동안 획득된 데이터일 경우, 전처리 단계에서 음성 데이터는 24 시간 동안 샘플링된 데이터에 대하여 10 시간의 길이를 갖도록 보정될 수 있다.
- [0132] 한편, 이러한 전처리 절차는, 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습 단계에 제한되어 수행되는 것은 아니다. 예를 들어, 임의의 시간 동안 개체로부터 획득한 시계열적 생체 신호 데이터들은, 전처리 과정을 통해 각각의 생체 신호 데이터들이 동일한 길이를 갖도록 보정될 수 있다.
- [0133] 도 3f는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.
- [0134] 도 3f를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델 (600) 은, CNN (Convolutional Neural Network) 기반의 딥 러닝 알고리즘에 기초한 예측 모델일 수 있다. 보다 구체적으로, 위험도 시퀀스 생성 모델 (600) 은, 입력된 생체 신호 데이터 (310) 를 기초로 Conv 단계, BatchNorm 및 ReLu의 표준화 단계, MaxPool 및 Dropout 단계를 거쳐 위험도를 분석하도록 구성된 분석 모듈 (600) 과 생물학적 시험 데이터 (320) 를 기초로 Fully-connected 및 BatchNorm 단계를 거쳐 위험도를 분석하도록 구성된 분석 모듈 (620) 로 이루어질 수 있다. 이때, 위험도 시퀀스 생성 모델 (600) 에서 각 분석 모듈 (610, 620) 에 의해 출력된 값은, 확률 로그로 변환되는 Logit 모듈 (630) 을 거쳐 해석 가능한 모듈 (640) 에 의해 최종적으로 개체에 대한 사망 또는 패혈증 위험도가 예측될 수 있다.
- [0135] 그러나, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델 (600) 의 구조는 이에 제한되지 않고, 개체에 대한 데이터를 기초로 사망 또는 패혈증의 위험도를 예측할 수 있는 다양한 알고리즘에 기초할 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델 (600) 은 개체로부터 획득한 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 하나의 패턴을 형성하도록, k-Means 또는 SOM 알고리즘과 같은 클러스터링 알고리즘 알고리즘에 기초한 모델일 수도 있다.
- [0136] 한편, 본 발명의 다른 실시예에 따르면, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 보다 다양한 학습 데이터에 의해 학습될 수 있고, 보다 다양한 구조를 가질 수 있다.
- [0137] 이하에서는, 도 3g 및 3h를 참조하여, 본 발명의 다른 실시예에 따른 디바이스에 이용되는, 위험도 시퀀스 생성 모델을 구체적으로 설명한다.
- [0138] 도 3g를 참조하면, 본 발명의 다른 실시예에 따른 디바이스에 이용되는, 위험도 시퀀스 생성 모델의 학습 데이터가 구체적으로 도시된다. 이때, 학습 데이터는, 24 시간 동안 1시간 간격으로 획득한 생체 신호 (vital signs) 의 시계열 데이터 (dynamic data), 및 24 시간 동안 1시간 간격으로 획득한 생물학적 시험 (Lab test) 의 시계열 데이터 (dynamic data), 및 24 시간 동안 1시간 간격으로 획득된 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터 각각에 대하여 최소값, 최대값 및 평균값으로 구성된, 레퍼런스 특징 데이터 (Reference feature data) 로 구성될 수 있다.
- [0139] 보다 구체적으로, 생체 신호 데이터는, 24 시간 동안, 한시간 간격으로 획득한 개체에 대한 온도 (temperature), 심박수 (heart rate), 산소 포화도 (SpO₂), 수축기 혈압 (SBP), 이완기 혈압 (DBP), 평균 혈압 (MBP) 및 호흡수 (respiration rate) 를 포함할 수 있다.
- [0140] 나아가, 생물학적 시험 데이터는, 24 시간 동안 한시간 간격으로 측정된 글래스고혼수척도 (Glasgow coma scale, GCS), APH (anterior pituitary hormone) 수준, 중탄산이온 (HCO₃) 농도, 빌리루빈 (bilirubin) 수준, 크레아티닌 (creatinine) 수준, 혈소판 (platelet) 수치, 칼륨 (potassium,) 농도, 나트륨 (sodium) 농도, 백혈구 (WBC) 수치, 젖산 (lactate) 농도 및 헤마토크리트 (hematocrit) 수치를 포함할 수 있다.
- [0141] 레퍼런스 특징 데이터는, 전술한 바와 같이, 24 시간 동안 1시간 간격으로 획득된 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터 각각에 대하여 최소값, 최대값 및 평균값을 포함할 수 있다.
- [0142] 한편, 본 발명의 다른 실시예에 따르면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은 패혈증 또는 사망 위험도 예측을 위해, 개체에 대한 연령을 학습 데이터로 더욱 이용할 수 있다.
- [0143] 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델은 상기와 같은 학습용 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터 및/또는 레퍼런스 특징 데이터를 기초로 위험 점수를 산출하고 이를 기초로 위험도 시퀀스를 생성하도록 학습될 수

있다. 나아가, 위험도 시퀀스 생성 모델은, 위험도 시퀀스를 기초로 사망 위험도 또는 패혈증 위험도를 예측하도록 더 학습될 수도 있다.

- [0144] 도 3h는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.
- [0145] 이때, 본 발명의 다른 실시예에 따르면, 위험도 시퀀스 생성 모델 (600') 은, 생체 신호 데이터 (310) 및 생물학적 시험 데이터 (320) 와 함께 연령 데이터 (330) 가 입력되는 복수의 레이어들 및 레퍼런스 특징 데이터 (340) 가 입력되는 복수의 레이어들로 구성될 수 있다.
- [0146] 보다 구체적으로, 생체 신호 데이터 (310) 및 생물학적 시험 데이터 (320) 가 1x3 컨볼루션 (convolution) 레이어에 입력되고, 연령 데이터 (330) 가 1x1컨볼루션 레이어에 입력되면, 6 개의 Res블록 (residual block) 레이어, Batch norm (Batch normalization) 레이어, 드롭아웃 (dropout) 레이어, 에버리지 풀링 (Average pooling) 레이어를 거친다. 동시에, 레퍼런스 특징 데이터 (330) 는 텐스 (Dense) 레이어에 입력된 후, Batch norm (Batch normalization) 레이어, 드롭아웃 (dropout) 레이어를 거친다. 이후, 모든 데이터 들 (310, 320, 330) 은, 텐스 레이어에 통합되어 입력된 후, Batch norm 레이어, 드롭아웃 레이어 및 텐스 레이어가 두 번 반복된 레이어를 거쳐, 최종적으로 패혈증 또는 사망 위험도와 연관된 결과값이 출력될 수 있다.
- [0147] 상기와 같은 구조의 위험도 시퀀스 생성 모델 (600') 은, 해석 가능성을 제공할 수 있다.
- [0148] 이하에서는, 도 4를 참조하여, 본 발명의 위험도 알림 모델을 구체적으로 설명한다. 도 4는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 위험도 알림 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.본 발명의 다양한 실시예에 이용되는, 본 발명의 위험도 알림 모델은, RNN (Recurrent Neural Network), 또는 CNN의 딥러닝 알고리즘에 기초한 모델일 수 있다.
- [0149] 예를 들어, 위험도 알림 모델은, 복수의 RNN 유닛을 갖고 각 유닛들에 출력된 값을 기초로 알림 발송 여부를 결정하는 레이어의 다층 구조로 구성될 수 있다. 보다 구체적으로, 위험도 알림 모델은, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 상기 사망 위험 점수를 입력 받아 알림 제공 여부와 연관된 출력값을 제공하도록 구성된 LSTM (Long short-term memory) 유닛, 생체 신호 데이터를 입력 받아 알림 제공 여부와 연관된 출력값을 제공하도록 구성된 RNN 유닛, 및 생체 신호 데이터를 입력 받아 알림 제공 여부와 연관된 출력값을 제공하도록 구성된 RNN 유닛을 포함할 수 있다. 나아가, 위험도 알림 모델은, 각 LSTM의 출력 값을 기초로 0 또는 1로 출력하여 알림 발송 여부를 결정하도록 구성된 Dense 레이어 (Fully connected layer) 을 더 포함할 수 있다.
- [0150] 한편, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스는, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 생성된 위험도 시퀀스를 기초로 고 위험군으로 예상되는 개체에 대하여 알림을 제공하도록 구성된, 위험도 알림 모델을 이용하여, 알림을 발송할 수 있다.
- [0151] 도 4를 참조하면, 본 발명의 위험도 알림 모델 (700) 은, RNN 또는 CNN의 딥러닝 알고리즘에 기초한 모델일 수 있다.
- [0152] 보다 구체적으로, 위험도 알림 모델 (700) 은, 제1 알림 모델 (710 (a)), 제2 알림 모델 (710 (b)) 및 제3 알림 모델 (710 (c)) 및 복수의 알림 모델 (710) 각각에 출력된 값을 기초로 알림 발송 여부를 결정하는 Dense 레이어의 제4 알림 모델 (720) 이 두 개의 층을 형성하는 모델일 수 있다.
- [0153] 위험도 알림 모델 (700) 은, 전술한 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 산출된 위험 점수 (risk scores), 항생제/승압제와 같은 약물 투여 기록, 기 발송된 알림 발송 기록 (바이너리 벡터) 의 시계열 데이터를 입력 받아 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제1 알림 모델 (710 (a)), 시계열의 생체 신호 데이터를 입력 받아 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제2 알림 모델 (710 (b)), 및 시계열의 생물학적 시험 데이터를 입력 받아 다차원 벡터로 인코딩하도록 구성된 RNN 유닛의 제3 알림 모델 (710 (c)) 을 포함할 수 있다. 나아가, 위험도 알림 모델 (700) 은, 복수의 알림 모델 (710) 각각의 마지막 출력값을 결합하여 Sigmoid function을 통해 0 또는 1로 출력하여 알림 발송 여부를 최종적으로 결정하도록 구성된 Dense 레이어의 제4 알림 모델 (720) 을 더 포함할 수 있다.
- [0154] 이때, 제1 알림 모델 (710 (a)), 제2 알림 모델 (710 (b)) 및 제3 알림 모델 (710 (c)) 각각은 투-레이어 (two-layer) 의 LSTM (Long short-term memory) 으로 구성된 RNN 유닛으로 구성될 수 있다. 나아가, 제1 알림 모델 (710 (a)), 제2 알림 모델 (710 (b)) 및 제3 알림 모델 (710 (c)) 각각에 입력되는 데이터들은, 각 모델에 입력되기 이전에 Embedding 레이어를 통해 선형 행렬로 변환될 수 있다.

[0155] 보다 구체적으로, Input 레이어에 입력된, 특정한 시점까지의 위험 점수, 항생제/승압제 투여 기록, 알람 발송 기록의 4 가지의 4 차원 시계열 데이터들 ($\mathbf{x}_1 \in \mathbb{R}^{4 \times t_1}$) 은, Embedding 레이어를 통해 선형 행렬로 변환된 후 ($\mathbf{x}_{e,1} = \mathbf{W}_{e,1} \mathbf{x}_1$) 제1 알람 모델 (710 (a)) 에 입력될 수 있다. 나아가, Input 레이어에 입력된, 특정한 시점까지 획득된 7 가지의 생체 신호 데이터들 ($\mathbf{x}_2 \in \mathbb{R}^{7 \times t_2}$) 은, Embedding 레이어를 통해 선형 행렬로 변환된 후 ($\mathbf{x}_{e,2} = \mathbf{W}_{e,2} \mathbf{x}_2$) 제2 알람 모델 (710 (b)) 에 입력될 수 있다. 또한, Input 레이어에 입력된, 특정한 시점까지 획득된 3 가지의 생물학적 시험 데이터들 ($\mathbf{x}_3 \in \mathbb{R}^{3 \times t_3}$) 은, Embedding 레이어를 통해 선형 행렬로 변환된 후 ($\mathbf{x}_{e,3} = \mathbf{W}_{e,3} \mathbf{x}_3$) 제3 알람 모델 (710 (c)) 에 입력될 수 있다.

[0156] 여기서, x_1 , x_2 , x_3 는 각 원본 데이터 (4차원 시계열 데이터, 생체 신호, 생물학적 시험 데이터)를 의미하고, $x_{\{e,1\}}$, $x_{\{e,2\}}$, $x_{\{e,3\}}$ 은 선형 행렬로 변환된 데이터를 의미한다. \mathbb{R} 은 유클리디안 공간을 의미하고, t 는 각 원본 데이터의 시퀀스 길이를 나타내며, \mathbb{W} 는 Embedding 레이어를 정의하는 선형 행렬을 의미한다.

[0157] 이때, 제2 알람 모델 (710 (b)) 에 입력되는 7 가지의 생체 신호 데이터는, SBP, DBP, MBP의 혈압, 맥박 (PR), 호흡 (BT), 심박수 (HR) 및 산소 포화도 (SpO_2) 일 수 있고, 제3 알람 모델 (710 (c)) 에 입력되는 3 가지의 생물학적 시험 데이터는, 빌리루빈 수준, 젖산 농도 및 크레아티닌 수준일 수 있다. 그러나, 이에 제한되는 것은 아니다.

[0158] 다음으로, 제1 알람 모델 (710 (a)) 에 입력된 4 차원 시계열 데이터들은, Context 레이어를 통해, 하기 [수학식 1]에 의해 다차원 벡터로 인코딩될 수 있다.

[0159] [수학식 1]

$$[0160] \quad \mathbf{h}_{t_1}^1 = \text{RNN}(\mathbf{x}_1) \quad \mathbf{h}_{t_1}^1 \in \mathbb{R}^{d_1},$$

[0161] 나아가, 제2 알람 모델 (710 (b)) 에 입력된 생체 신호의 시계열 데이터들은, Context 레이어를 통해, 하기 [수학식 2]에 의해 다차원 벡터로 인코딩될 수 있다.

[0162] [수학식 2]

$$[0163] \quad \mathbf{h}_{t_2}^2 = \text{RNN}(\mathbf{x}_2) \quad \mathbf{h}_{t_2}^2 \in \mathbb{R}^{d_2},$$

[0164] 또한, 제3 알람 모델 (710 (c)) 에 입력된 생물학적 시험 데이터의 시계열 데이터들은, Context 레이어를 통해 하기 [수학식 3]에 의해 다차원 벡터로 인코딩될 수 있다.

[0165] [수학식 3]

$$[0166] \quad \mathbf{h}_{t_3}^3 = \text{RNN}(\mathbf{x}_3) \quad \mathbf{h}_{t_3}^3 \in \mathbb{R}^{d_3},$$

[0167] 여기서, h 는 RNN을 통해 생성된 마지막 시점의 은닉 변수(hidden variable, latent variable)를 의미하고 d 는 해당 잠재 변수의 차원을 나타낸다.

[0168] 마지막으로, 복수의 알람 모델 (710) 각각에서 마지막으로 출력된 벡터값들이 Dense 레이어의 제4 알람 모델 (720) 에 입력되면, 하기 [수학식 4]의 Sigmoid function을 통해 0 또는 1로 출력된다.

[0169] [수학식 4]

$$[0170] \quad y = \text{sigmoid}(\mathbf{w}_o^\top [\mathbf{h}_{t_1}^1; \mathbf{h}_{t_2}^2; \mathbf{h}_{t_3}^3]), \quad \mathbf{w}_o \in \mathbb{R}^{d_1+d_2+d_3}$$

[0171] 여기서, \mathbf{w}_o 는 알람 발송 여부를 결정하기 위한 선형 벡터를 의미한다. 최종적으로 제4 알람 모델에 의해 출력된

값이 0일 경우, 위험도 알람 모델은 알람을 제공하지 않고, 제4 알람 모델에 의해 출력된 값이 1일 경우 알람을 제공하도록 구성될 수 있다.

[0172] 한편, 본 발명의 다른 특징에 따르면, 위험도 알람 모델 (700) 은, 하기 [수학식 5]의 목적 함수에 기초하여, 교차 엔트로피 손실 (cross entropy loss) 및 L2 정규화 (L2 regularization) 의 가중치 방지 (weight decay) 를 기초로 손실 함수 (loss function) 를 구하고, 이를 기초로 시계열적 데이터들의 표현형을 학습하도록 구성된 모델일 수 있다.

[0173] [수학식 5]

$$[0174] \mathcal{J}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log (1 - \hat{y}_i)] + \lambda_1 \|\mathbf{W}\|_2^2, \quad \hat{y}_i = f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3; \mathbf{W})$$

[0175] 여기서, \hat{y}_i 는 모델이 예측한 알람 발송 여부 (이진 변수, 0또는 1) 를 의미한다.

[0176] 이러한 구성의 위험도 알람 모델 (700) 은, 단순히 위험도 시퀀스의 임계적 수준에 기초하여 알람을 제공했을 때 보다, 거짓 알람을 줄일 수 있다. 즉, 위험도 알람 모델 (700) 은 다양한 데이터를 더욱 고려함에 따라, 개체에 대하여 조치가 필요한 시점에 알람을 제공할 수 있다.

[0177] 한편, 본 발명의 위험도 알람 모델 (700) 의 구조는 이에 제한되지 않고, 위험도 시퀀스 및/또는 개체에 대한 데이터를 기초로 고 위험군에 알람을 제공하는 한, 다양한 머신러닝 알고리즘에 기초할 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 위험도 알람 모델은, Randomized Decision forest 알고리즘, Penalized Logistic Regression 알고리즘의 기계학습에 의한 알고리즘과 보다 다양한 딥 러닝 알고리즘에 기초하여, 입력된 위험도 시퀀스 점수, 나아가 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 알람 발송 여부를 결정 (분류) 하도록 구성될 수도 있다.

[0178] 이하에서는, 실시예 1을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측 방법 및 이를 이용한 디바이스에 대한 평가의 결과를 설명한다.

[0179] 실시예 1: 본 발명의 다양한 실시예에 적용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 대한 제1 평가

[0180] 평가에서는, 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터에 의해 패혈증 위험도 또는 사망 위험도를 평가하도록 구성된, 위험도 시퀀스 생성 모델에 대한 평가가 수행되었다.

[0181] 도 5a 및 5b는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 사망 여부에 따른 위험도 시퀀스 생성 결과를 도시한 것이다.

[0182] 도 5a의 (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) 및 (h)를 참조하면, 생존 개체에 대한 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터에 대하여 생성된 시퀀스가 도시된다. 나아가, 도 5a의 (i)를 참조하면 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 생성된 위험도 시퀀스가 도시된다. 보다 구체적으로, 도 5a의 (i)를 참조하면 생존 개체의 경우, 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터에 기초하여 산출된 위험 점수는 0에 가까운 것으로 나타난다. 즉, 사망 위험도가 낮은 개체의 경우, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 위험도가 낮은 것으로 예측될 수 있다.

[0183] 이와 대조적으로, 도 5b의 (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g) 및 (h)를 참조하면, 사망 개체에 대한 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터에 대하여 생성된 시퀀스를 참조하면, 생존 개체에 비하여 데이터 값이 큰 폭으로 변화하는 것으로 나타난다. 나아가, 도 5b의 (i)를 참조하면, 시퀀스 생성 모델에 의해 생성된 사망 개체에 대한 위험도 시퀀스에서 위험 점수는 1에 가까운 것으로 나타난다. 즉, 사망 위험도가 낮은 개체의 경우, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 위험도가 높은 것으로 예측될 수 있다.

[0184] 한편, 본 발명의 다양한 실시예에서, 본 발명의 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스는, 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 생성된 위험도 시퀀스, 보다 구체적으로 위험 점수와 함께 개체에 대한 생체 신호 데이터 및/또는 생물학적 시험 데이터를 기초로 알람 발송 여부를 결정하도록 구성된 위험도 알람 모델을 더 이용할 수 있다.

[0185] 이에, 본 발명의 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스는, 단순히 위험도 시퀀스의 임계적 수준에 기초하여 알람을 제공했을 때 보다, 거짓 (false) 알람을 줄일 수 있다. 즉, 위험도 알람 모델을 이용하는 본 발명의 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스는, 다양한 데이터를 더욱 고려함에 따라, 개체에 대하여 조치가 필요한

시점에 알람을 제공할 수 있다.

- [0186] 도 5c는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 사망 여부 예측 결과를 도시한 것이다. 도 5d는 본 발명의 일 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 패혈증 발병 여부 예측 결과를 도시한 것이다.
- [0187] 도 5c의 (a) 및 (b)를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 예측된 사망 여부의 AUC (Area Under the Curve) 수준 및 AP (Average Precision) 값이 도시된다. 보다 구체적으로, 도 5c의 (a)를 참조하면, 세브란스 ICU로부터 획득한 데이터를 기초로 평가를 실시한 결과, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 12 시간 전 사망 예측에 따른 AUC값은 0.992로, AP값은 0.909로 높은 수준으로 나타난다. 이때, AUC 값은 우수한 진단 능력과 연관된, 적중률을 의미할 수 있다. 도 5c의 (b)를 참조하면, MIMIC-III로부터 획득한 데이터에 기초하여 평가를 실시한 결과, 본 발명의 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 12 시간 전 사망 예측에 따른 AUC값은 0.849, AP값은 0.515로 나타난다.
- [0188] 즉, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델은, 위험도 시퀀스 생성뿐만 아니라, 사망 위험도의 예측에 이용될 수 있다.
- [0189] 도 5d의 (a) 및 (b)를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 예측된 패혈증 발병 여부의 AUC 수준 및 AP값이 도시된다. 보다 구체적으로, 도 5d의 (a)를 참조하면, 세브란스 ICU로부터 획득한 데이터를 기초로 평가를 실시한 결과, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 6 시간 전 패혈증 발병 예측에 따른 AUC값은 0.865로, AP값은 0.276으로 나타난다. 도 5b의 (b)를 참조하면, MIMIC-III로부터 획득한 데이터에 기초하여 평가를 실시한 결과 (보다 구체적으로 세브란스 ICU로부터 학습된 모델을 MIMIC-III 데이터로 평가), 본 발명의 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 6 시간 전 사망 예측에 따른 AUC값은 0.679, AP값은 0.166으로 나타난다.
- [0190] 즉, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델은, 사망 위험도의 예측뿐만 아니라, 패혈증 발병의 위험도를 예측하는 것에 이용될 수 있다.
- [0192] *실시예 2: 본 발명의 다양한 실시예에 적용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 대한 제2 평가
- [0193] 평가에서는, 생체 신호 데이터, 생물학적 시험 데이터 및 레퍼런스 특징 데이터에 의해 패혈증 위험도 또는 사망 위험도를 평가하도록 구성된, 위험도 시퀀스 생성 모델에 대한 평가가 수행되었다.
- [0194] 도 6a는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 사망 여부 예측 결과를 도시한 것이다. 도 6b는 본 발명의 다른 실시예에 따른 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스에 따른 패혈증 발병 여부 예측 결과를 도시한 것이다.
- [0195] 도 6a의 (a) 및 (b)를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 예측된 사망 여부의 AUC (Area Under the Curve) 수준 및 AP (Average Precision) 수준이 도시된다. 보다 구체적으로, 도 6a의 (a)를 참조하면, 세브란스 ICU로부터 획득한 데이터를 기초로 평가를 실시한 결과, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 12 시간 전 사망 예측에 따른 AUC값은 0.981로, AP값은 0.848로 높은 수준으로 나타난다. 이때, AUC 값은 우수한 진단 능력과 연관된, 적중률을 의미할 수 있다. 도 6a의 (b)를 참조하면, MIMIC-III로부터 획득한 데이터에 기초하여 평가를 실시한 결과, 본 발명의 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 12 시간 전 사망 예측에 따른 AUC값은 0.940, AP값은 0.723로 나타난다.
- [0196] 즉, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델은, 위험도 시퀀스 생성뿐만 아니라, 사망 위험도의 예측에 이용될 수 있다.
- [0197] 도 6b의 (a) 및 (b)를 참조하면, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의해 예측된 패혈증 발병 여부의 AUC 수준 및 AP 수준이 도시된다. 보다 구체적으로, 도 6b의 (a)를 참조하면, 세브란스 ICU로부터 획득한 데이터를 기초로 평가를 실시한 결과, 본 발명의 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 6 시간 전 패혈증 발병 예측에 따른 AUC값은 0.819로, AP값은 0.185로 나타난다. 도 5b의 (b)를 참조하면, MIMIC-III로부터 획득한 데이터에 기초하여 평가를 실시한 결과 (보다 구체적으로 세브란스 ICU로부터 학습된 모델을 MIMIC-III 데이터로 평가), 본 발명의 위험도 예측용 디바이스에 이용되는 위험도 시퀀스 생성 모델에 의한 6 시간 전 사망 예측에 따른 AUC값은 0.835, AP값은 0.454로 나타난다.

[0198] 즉, 생체 신호 데이터 및 생물학적 시험 데이터 각각에 대하여 최소값, 최대값 및 평균값으로 구성된, 레퍼런스 특징 데이터를 추가 학습 데이터로 이용한 위험도 시퀀스 생성 모델은, 사망 위험도의 예측뿐만 아니라, 패혈증 발병의 위험도를 예측하는 것에 이용될 수 있다.

[0199] 이상 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시 예들을 더욱 상세하게 설명하였으나, 본 발명은 반드시 이러한 실시 예로 국한되는 것은 아니고, 본 발명의 기술사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 다양하게 변형 실시될 수 있다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시 예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시 예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시 예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0200] 100: 사망 또는 패혈증 위험도 예측용 디바이스

110: 수신부

120: 입력부

130: 표시부

140: 저장부

150: 프로세서

200: 개체

300: 데이터

310: 생체 신호 데이터

320: 생물학적 시험 데이터

330: 연령 데이터

340: 레퍼런스 특징 데이터

400: 생체 신호 계측 디바이스

500: 의료진 디바이스

600, 600': 위험도 시퀀스 생성 모델

610, 620: 분석 모듈

630: Logit 모듈

640: 해석 가능한 모듈

700: 위험도 알람 모델

710: 복수의 알람 모델

710 (a): 제1 알람 모델

710 (b): 제2 알람 모델

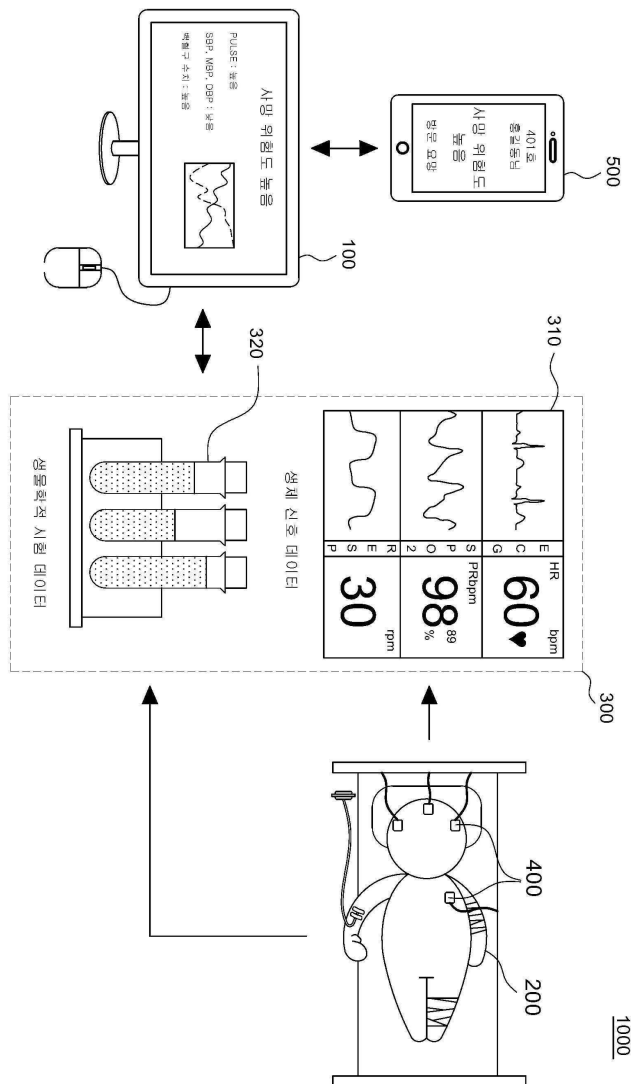
710 (c): 제3 알람 모델

720: 제 4 알람 모델

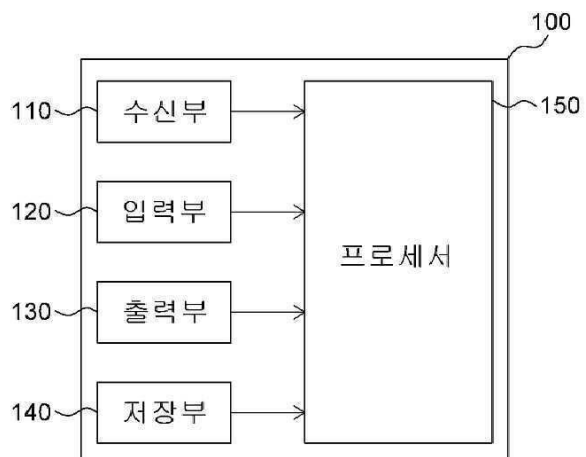
1000: 위험도 예측 시스템

도면

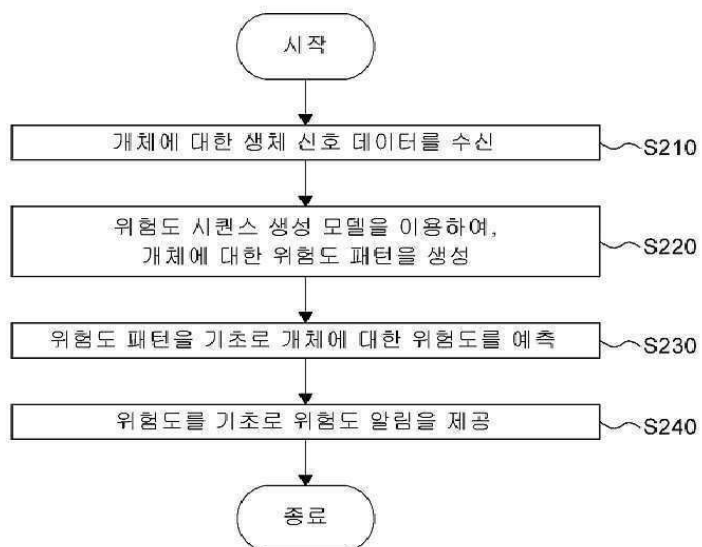
도면1a



도면1b



도면2



도면3a

	#patients	Age (median)	ICU LOS (median)	ICU mortality
MICU	13,649 (35.4%)	64.9	2.1	10.50%
SICU	6,372 (16.5%)	63.6	2.3	9.10%
TICU	4,811 (12.5%)	59.9	2.1	8.40%
CSRU	8,091 (20.9%)	67.6	2.2	3.60%
CCU	5,674 (14.7%)	70.1	2.2	8.90%

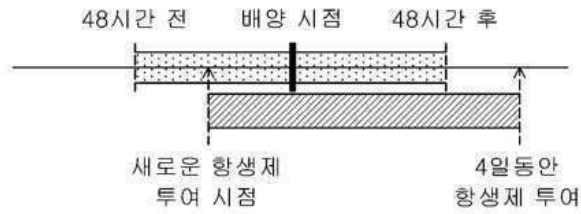
도면3b

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	ROW_ID	SUBJECT_ID	HADM_ID	ADMITTIME	DISCHTIME	DEATHTIME	ADMISSIC	ADMISSIC	DISCHARG	INSURANC
2	12258	10006	142345	2164-10-23 21:09	2164-11-01 17:15		EMERGEN	EMERGEN	HOME HE	Medicare
3	12263	10011	105331	2126-08-14 22:32	2126-08-28 18:59	2126-08-28 18:59	EMERGEN	TRANSFER	DEAD/EXP	Private
4	12265	10013	165520	2125-10-04 23:36	2125-10-07 15:13	2125-10-07 15:13	EMERGEN	TRANSFER	DEAD/EXP	Medicare
5	12269	10017	199207	2149-05-26 17:19	2149-06-03 18:42		EMERGEN	EMERGEN	SNF	Medicare
6	12270	10019	177759	2163-05-14 20:43	2163-05-15 12:00	2163-05-15 12:00	EMERGEN	TRANSFER	DEAD/EXP	Medicare
7	12277	10026	103770	2195-05-17 7:39	2195-05-24 11:45		EMERGEN	EMERGEN	REHAB/DI	Medicare
8	12278	10027	199395	2190-07-13 7:15	2190-07-25 14:00		ELECTIVE	PHYS REFE	SNF	Medicare
9	12280	10029	132349	2139-09-22 10:58	2139-10-02 14:29		EMERGEN	EMERGEN	SNF	Medicare
10	12282	10032	140372	2138-04-02 19:52	2138-04-15 14:35		EMERGEN	EMERGEN	REHAB/DI	Medicare
11	12283	10033	157235	2132-12-05 2:46	2132-12-08 15:15		EMERGEN	EMERGEN	SNF	Medicare
12	12285	10035	110244	2129-03-03 16:06	2129-03-07 18:19		ELECTIVE	PHYS REFE	HOME	Medicare
13	12286	10036	189483	2185-03-24 16:56	2185-03-26 9:15	2185-03-26 9:15	EMERGEN	EMERGEN	DEAD/EXP	Medicare
14	12288	10038	111115	2144-02-09 17:53	2144-02-21 13:30		EMERGEN	EMERGEN	SNF	Medicare
15	12290	10040	157839	2147-02-23 11:43	2147-02-27 16:19		EMERGEN	TRANSFER	REHAB/DI	Medicare
16	12292	10042	148562	2147-02-06 12:38	2147-02-17 19:00		EMERGEN	TRANSFER	HOME HE	Medicare
17	12293	10043	168674	2185-04-14 0:23	2185-04-26 18:20		EMERGEN	EMERGEN	SNF	Medicare
18	12294	10044	124073	2152-10-02 16:24	2152-10-11 15:42		EMERGEN	EMERGEN	HOME	Medicare

도면3c

(a)

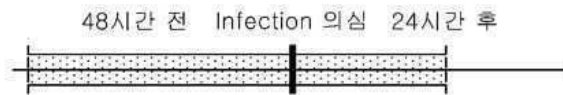
Serious infection 시점 정의



Serious infection 의심 시점 = min (배양 시점, 항생제 투여 시점)

(b)

Sepsis Onset 시점 정의

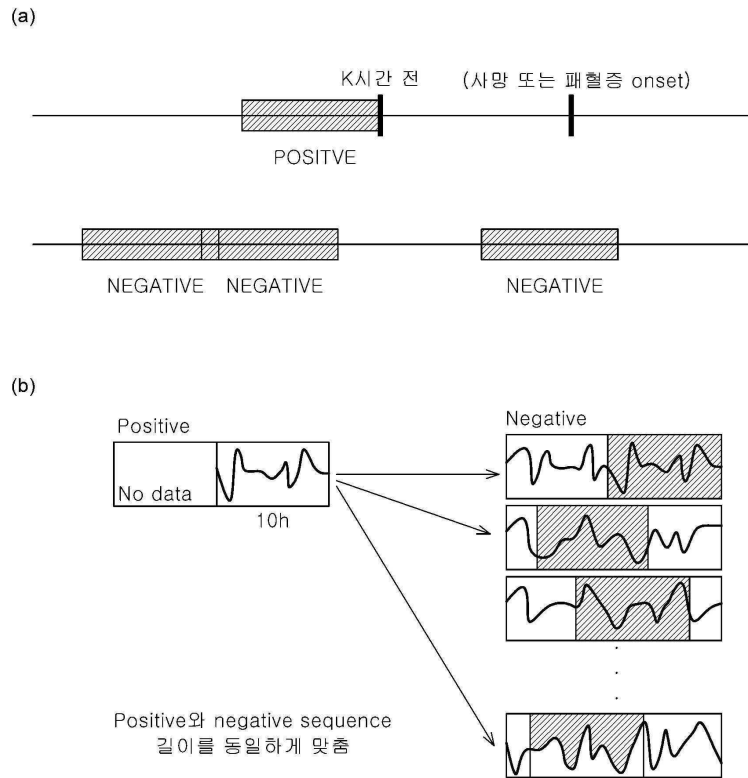


Sepsis onset 시점 : = SOFA 점수 \geq 2인 시점

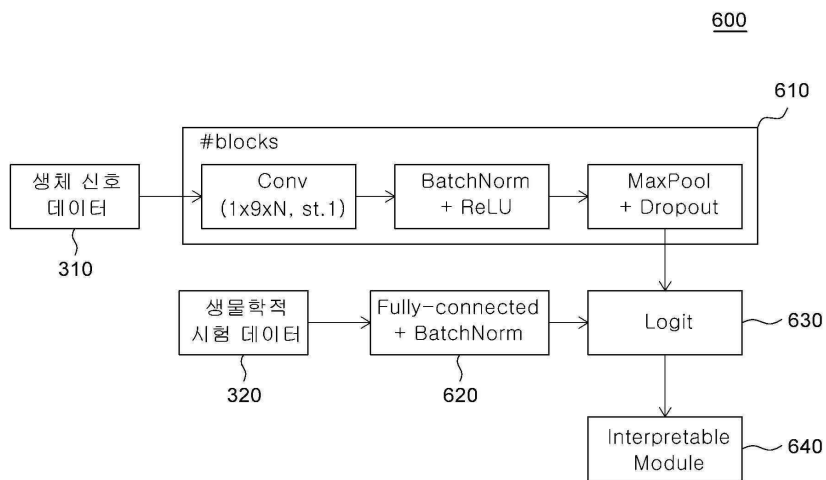
도면3d

	Feature	비고
Vital signs (Dynamic)	Temperature	24시간 시계열 데이터로 활용
	Pulse	
	SpO ₂	
	SBP, DBP, MBP	
	Respiration	
Lab test (Static)	GCS	24시간 동안의 min, max 값을 활용
	SaO ₂ , FiO ₂ , HCO ₃	
	Bilirubin, Creatinine, Platelet	
	Urine output (24시간 합계)	
	Potassium, Sodium	
	WBC, Lactate, Hematocrit	

도면3e



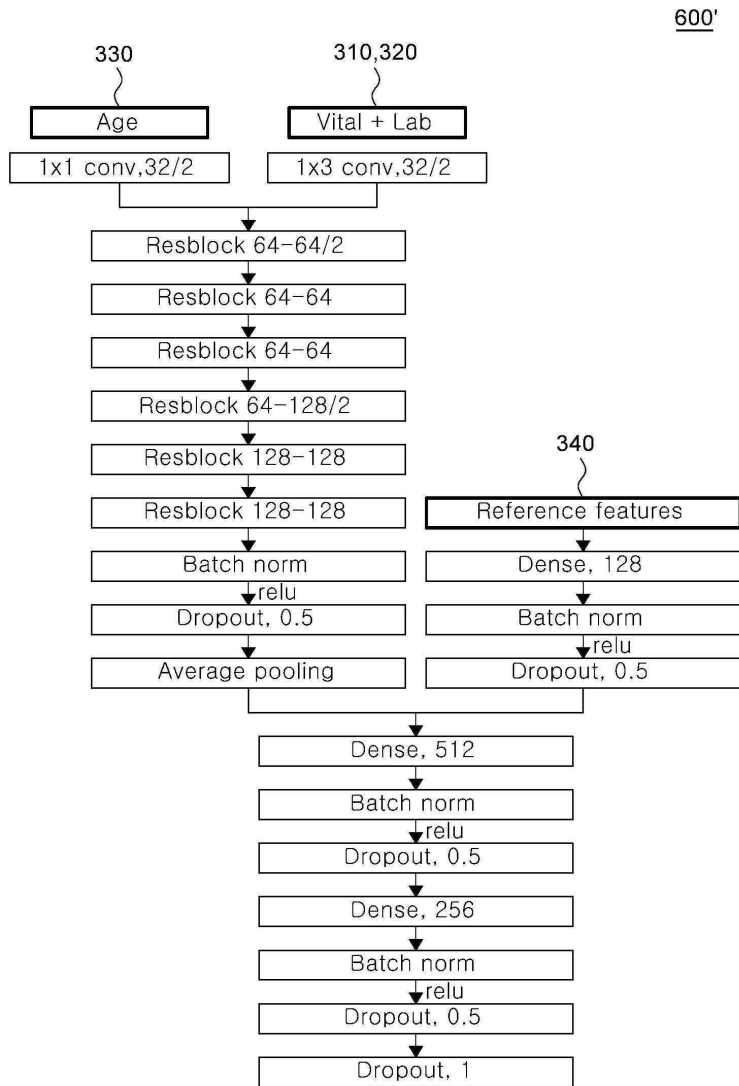
도면3f



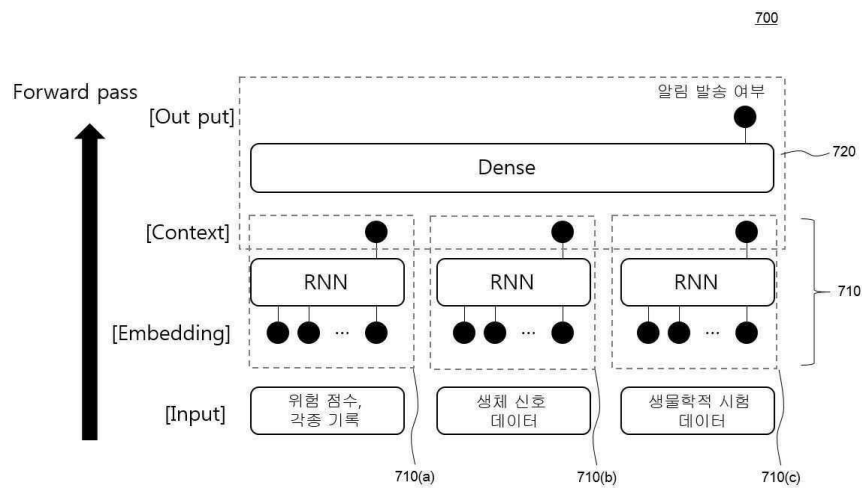
도면3g

	Feature	비고
Vital signs (Dynamic)	Temperature	24시간 시계열 데이터로 활용 (한 시간 간격)
	Heart rate	
	SpO ₂	
	SBP, DBP, MBP	
	Respiration	
Lab test (Static)	GCS	24시간 시계열 데이터로 활용 (한 시간 간격)
	APH, HCO ₃	
	Bilirubin, Creatinine, Platelet	
	Potassium, Sodium	
	WBC, Lactate, Hematocrit	
Reference Features (Static)	Vital signs, Lab test	24시간 동안의 min, max, average 값을 활용

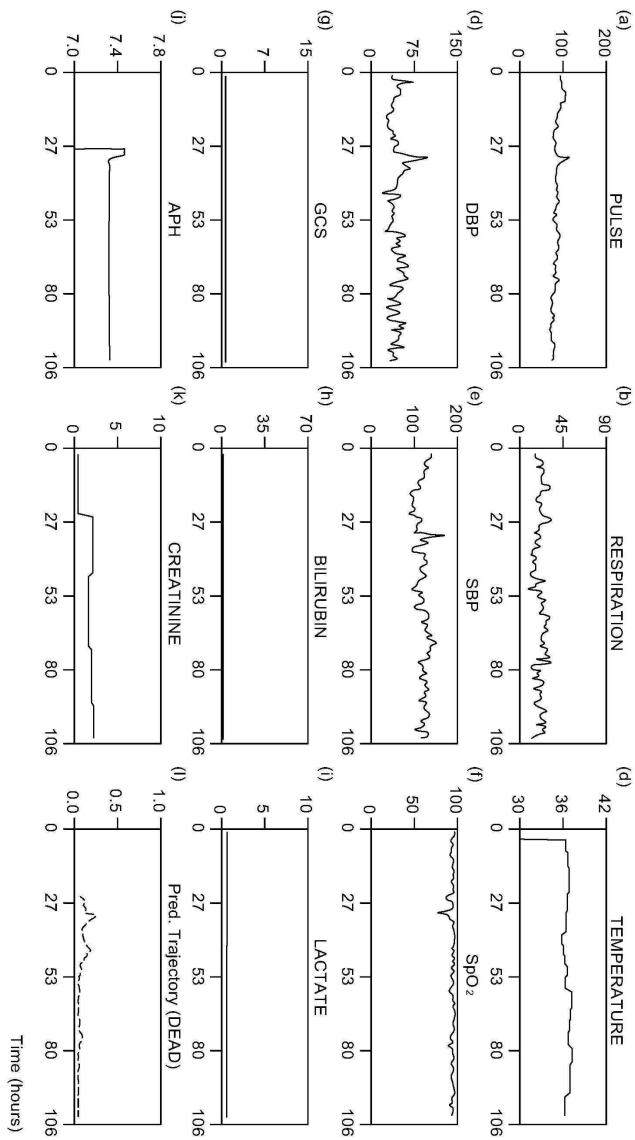
도면3h



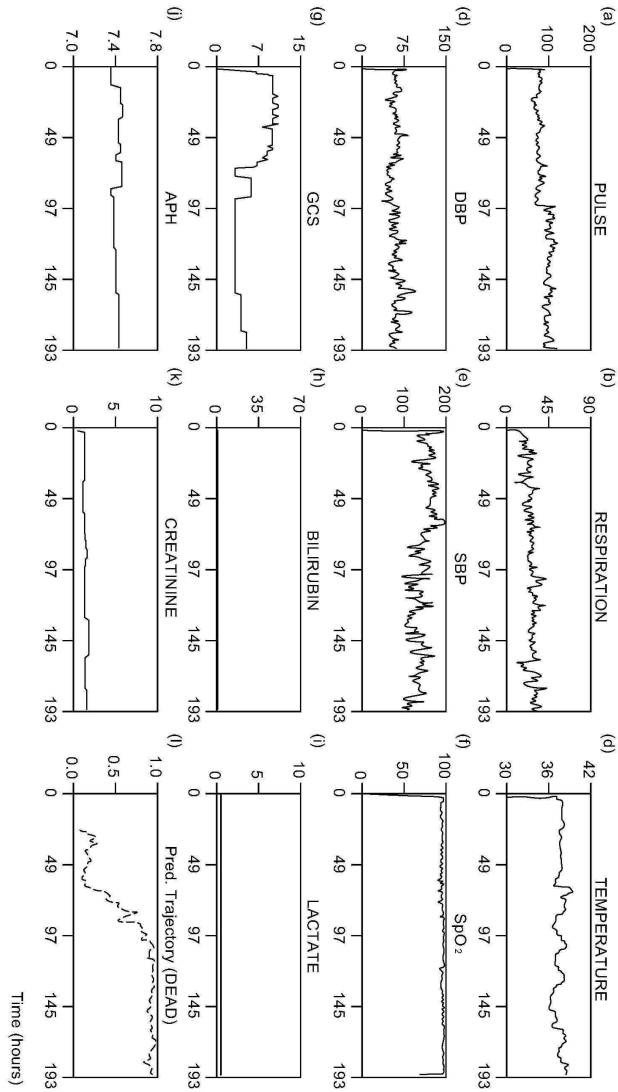
도면4



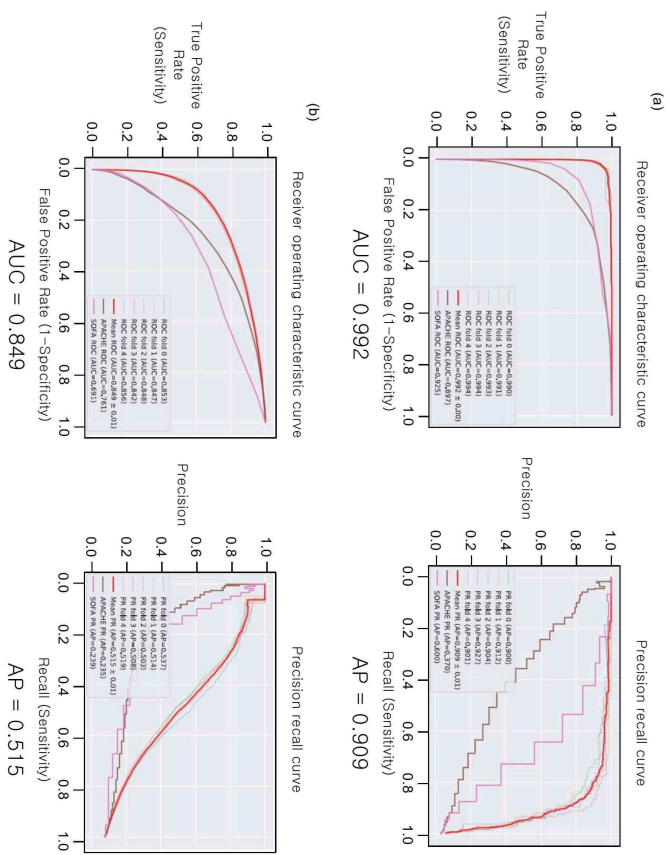
도면5a



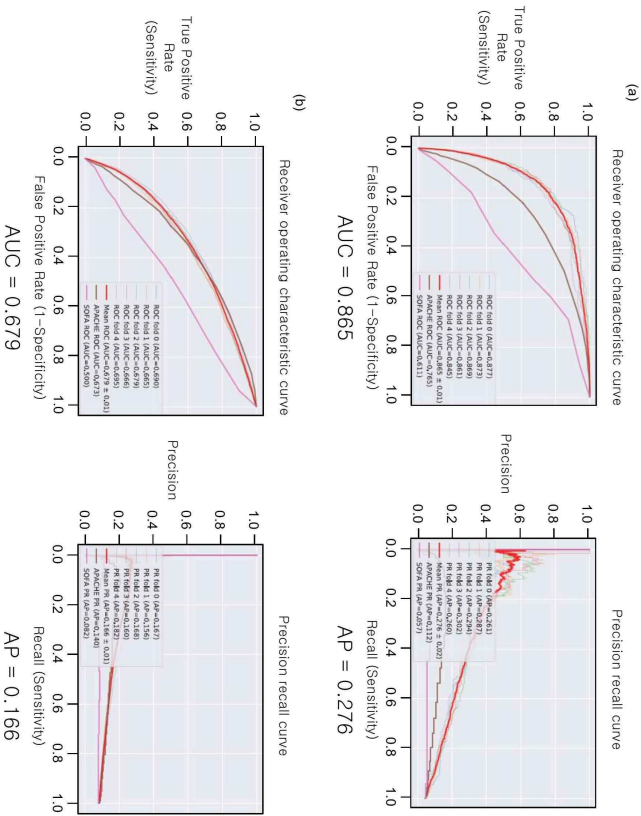
도면5b



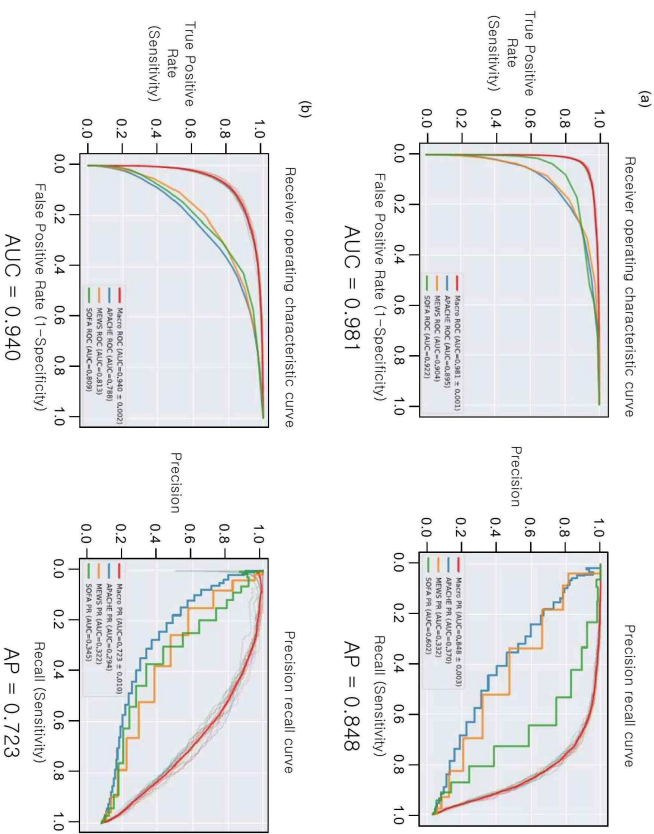
도면5c



도면5d



도면6a



도면6b

