(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년11월27일
(11) 등록번호 10-2183744
(24) 등록일자 2020년11월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) *A61B 5/01* (2006.01)
A61B 5/024 (2006.01) *A61B 5/08* (2006.01)
A61B 5/1455 (2006.01) *A61B 5/16* (2006.01)
G16H 50/20 (2018.01) *G16H 50/50* (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/4088 (2013.01)
A61B 5/01 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0147329
(22) 출원일자 2018년11월26일
심사청구일자 2018년11월26일
(65) 공개번호 10-2020-0061713
(43) 공개일자 2020년06월03일
(56) 선행기술조사문헌
JP2001299702 A*
KR101827793 B1*
US20060085227 A1*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
주식회사 셀바스에이아이
서울특별시 금천구 가산디지털1로 19 , 20층(가산동, 대륭테크노타운18차)
(72) 발명자
박진영
서울특별시 양천구 목동동로 189, 씨-2303호(신정동, 삼성쉐르빌1)
오주영
서울특별시 영등포구 영중로 145, 107동 801호(영등포동8가, 영등포삼환아파트)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인인벤싱크

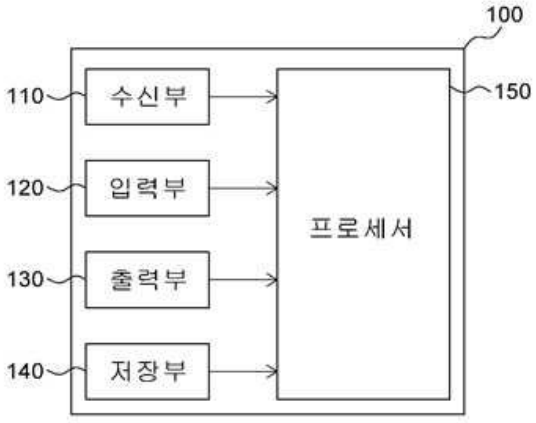
전체 청구항 수 : 총 19 항 심사관 : 최석규

(54) 발명의 명칭 **섬망 발병 위험도의 예측 방법 및 이를 이용한 디바이스**

(57) 요 약

본 명세서에서는, 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하는 단계, 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하는 단계, 및 개체에 대하여 예측된 상기 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계를 포함하고, 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터는 개체에 대하여 단일회 평가되거나 단일회 측정된 초기 데이터로 정의되는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법 및 이를 이용한 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스가 제공된다.

대 표 도 - 도1b



(52) CPC특허분류
A61B 5/024 (2013.01)
A61B 5/08 (2013.01)
A61B 5/14551 (2013.01)
A61B 5/165 (2013.01)
A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/746 (2013.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)
(72) 발명자
박재섭
경기도 고양시 일산동구 강송로 33, 업무시설동 411호(백석동, 일산요진와이시티)
이병수
경기도 고양시 덕양구 충경로 149, 105동 201호(행신동, 소만마을1단지아파트)
양학식
서울특별시 강동구 천호대로164길 13(성내동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 HI16C0132
부처명 보건복지부
과제관리(전문)기관명 한국보건산업진흥원
연구사업명 질환극복기술개발-중개연구
연구과제명 신경학적 병인 규명을 통한 섬망의 조기진단기술 및 예방 모델 개발
기 여 율 1/2
과제수행기관명 연세대학교 산학협력단
연구기간 2016.04.01 ~ 2019.03.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 2016R1C1B2010739
부처명 미래창조과학부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 이공분야기초연구사업
연구과제명 주파수간 커플링 분석을 통한 뉴로모듈레이션 특이성 뇌파 마커 규명
기 여 율 1/2
과제수행기관명 연세대학교
연구기간 2016.06.01 ~ 2019.05.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

수신부 및 프로세서에 의해 구현되는 섬망 발병 위험도 예측 방법에 있어서,

상기 수신부를 통해, 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하는 단계;

상기 프로세서를 통해, 상기 적어도 하나의 데이터, 상기 약물 투여 데이터 및 상기 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 상기 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하는 단계, 및

상기 개체에 대하여 예측된 상기 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계를 포함하고,

상기 적어도 하나의 데이터, 상기 약물 투여 데이터 및 상기 의료적 처치 데이터는 상기 개체에 대하여 단일회 평가되거나 단일회 측정된 초기 데이터로 정의되고,

상기 섬망 발병 위험도 예측 모델은,

섬망 발병 표본 개체 및 정상의 표본 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터로 구성된 학습용 데이터를 수신하는 단계,

및

상기 학습용 데이터를 기초로, 섬망 또는 정상을 예측하는 단계를 통해 학습된 모델인, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 데이터는,

상기 심리 상태 평가 데이터를 포함하고,

상기 심리 상태 평가 데이터는,

RASS (Richmond Agitation and Sedation Scale) 또는 STAI (State-Trait Anxiety Inventory) 점수인, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 데이터는,

상기 혈액 데이터를 포함하고,

상기 혈액 데이터는,

BUN (blood urea nitrogen), pH, HCO_3, Alb (albumin), Hb (hemoglobin), Hct (hematocrit), BILI (Bilirubin), Na 및 NLR (Neutrophil to Lymphocyte Ratio) 중 적어도 하나의 수치를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 데이터는,

상기 중증도 평가 데이터를 포함하고,

상기 중증도 평가 데이터는,

APACHE II (Acute Physiology and Chronic Health Evaluation) 점수를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 데이터는,

상기 생체 신호 데이터를 포함하고,

상기 생체 신호 데이터는,

맥박, 호흡, 체온, SBP (systolic blood pressure) 및 DBP (diastolic blood pressure) 중 적어도 하나를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 약물 투여 데이터는,

울트라셋 (Ultracet), 미다졸람 (Midazolam), 울티바 (ultiva), 아티반 (ativan), 포폴 (pofol), 펜타닐 (fentanyl), 프리세덱스 (precedex), IR 코돈 (IR codon), 타진 20/10 (TARGIN 20/10), 페리돌 (peridol), 리스페달 (risperdal), 자이프렉사 (zyprexa), 쎄로켈 (seroquel), 아빌리파이 (abilify), 페티딘 (pethidine), 듀로제식 패치 (durogesic patch), 모르핀 (morphine) 및 마이폴 (mypol) 중 적어도 하나의 약물 투여 데이터를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 의료적 처치 데이터는,

카테터 (Catheter), 폴리 (Foley), 기계환기 (Mechanical ventilator), 리스트레인트 (Restraint), 배액 기기 (Drainage) 중 적어도 하나의 의료적 처치 데이터를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 초기 데이터는,

상기 개체에 대하여, 입원 기간 동안 미리 결정된 시간 단위로 처음 평가되거나 처음 측정된 초기 데이터로 정의되는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 약물 투여 데이터를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하는 단계를 더 포함하고,

상기 위험도를 제공하는 단계는,

상기 개체에 대하여 예측된 상기 섬망 발병 위험도 및 상기 섬망 유발 약물을 제공하는 단계를 더 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 위험도를 제공하는 단계는,

상기 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 개체에 대한 섬망 발병 위험도가 예측될 경우,

상기 개체에 대한 섬망 발병의 위험 알림을 제공하는 단계를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 섬망 발병 위험도 예측 모델은,

MLP (Multi-Layer Perceptron) 알고리즘 기반의 예측 모델인, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 12

삭제

청구항 13

제1항에 있어서,

상기 학습용 데이터를 수신하는 단계 이후에 수행되는,

상기 학습용 데이터를 평가하는 단계를 더 포함하고,

상기 학습용 데이터를 평가하는 단계는,

상기 학습용 데이터에 대하여 섬망과의 관련도 (relevance) 점수를 산출하는 단계, 및

상기 관련도 점수를 기초로, 미리 결정된 순위 내에 있는 섬망 관련 학습용 데이터를 결정하는 단계를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 학습용 데이터를 평가하는 단계는,

LRP (Layer-wise Relevance Propagation) 알고리즘을 이용하여,

상기 학습용 데이터에 대하여 섬망과의 관련도 점수를 산출하는 단계, 및

상기 관련도 점수를 기초로, 미리 결정된 순위 내에 있는 섬망 관련 학습용 데이터를 결정하는 단계를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측 방법.

청구항 15

프로세서에 의해 구현되는 섬망 발병 위험도 예측 디바이스에 있어서,

개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하도록 구성된 수신부, 및

상기 수신부와 통신하도록 구성된 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

상기 적어도 하나의 데이터, 상기 약물 투여 데이터 및 상기 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 상기 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하고,

상기 개체에 대하여 예측된 상기 섬망 발병 위험도를 제공하도록 구성되고,

상기 적어도 하나의 데이터, 상기 약물 투여 데이터 및 상기 의료적 처치 데이터는 상기 개체에 대하여 단일회 평가되거나 단일회 측정된 초기 데이터로 정의되고,

상기 섬망 발병 위험도 예측 모델은,

섬망 발병 표본 개체 및 정상의 표본 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터로 구성된 학습용 데이터를 수신하고, 상기 학습용 데이터를 기초로, 섬망 또는 정상을 예측하는 단계를 통해 학습된 모델인, 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 초기 데이터는,

상기 개체에 대하여, 입원 기간 동안 미리 결정된 시간 단위로 처음 평가되거나 처음 측정된 초기 데이터로 정의되는, 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스.

청구항 17

제15항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 약물 투여 데이터를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하고,

상기 개체에 대하여 예측된 상기 섬망 발병 위험도 및 상기 섬망 유발 약물을 제공하도록 더 구성된, 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스.

청구항 18

제15항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 개체에 대한 섬망 발병 위험도가 예측될 경우,

상기 개체에 대한 섬망 발병의 위험 알림을 제공하도록 더 구성된, 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스.

청구항 19

제15항에 있어서,

상기 약물 투여 데이터는,

울트라셋, 미다졸람, 울티바, 아티반, 포폴, 펜타닐, 프리세덱스, IR 코돈, 타진 20/10, 페리돌, 리스페달, 자이프렉사, 쎄로켈, 아빌리파이 및 페티딘 중 적어도 하나의 약물 투여 데이터를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스.

청구항 20

제15항에 있어서,

상기 의료적 처치 데이터는,

카테터, 폴리, 기계환기, 리스트레인트 및 배액 기기 중 적어도 하나의 의료적 처치 데이터를 포함하는, 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 섬망 발병 위험도의 예측 방법 및 디바이스에 관한 것으로, 보다 구체적으로 개체로부터 획득한 다양한 임상적 데이터를 기초로 섬망 발병의 위험도를 예측하고 제공하도록 구성된 방법 및 이를 이용한 디바이스에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 섬망 (delirium) 은 의식의 장애와 주의력 저하, 지남력 장애 등과 같은 인지 기능 전반의 장애, 환각 등 정신병적 증상을 특징으로 하는 신경 정신 질환이다. 이때, 섬망은, 안절부절하거나 공격적인 행동을 특징으로 하는 과다활동형, 기면 상태를 특징으로 하는 과소활동형, 및 두 가지 유형이 혼합된 혼재형의 세가지로 구별될 수 있다.

[0003] 이러한, 섬망은, 중독질환, 대사성 질환, 전신감염, 신경계감염, 뇌외상, 뇌졸중에 의해 야기될 수 있으며, 전신마취, 대수술 및 약물 치료의 후유증으로서 나타날 수도 있다.

[0004] 예를 들어, 알코올, 암페타민류의 약물, 대마, 코카인, 환각제, 흡입제, 아편류, 펜사이클리딘계 약물, 진정제, 수면제, 항불안제 등의 약물 치료로 인해 물질 중독성 섬망이 나타날 수 있다. 이러한 물질 사용과 관련하여 발생하는 섬망은, 물질의 중독 상태에서뿐 아니라, 특정 약물의 사용량이 감소하거나 중단되면 체액 속 해당 물질의 농도가 낮아지면서도 발생할 수 있다.

[0005] 한편, 섬망은 임상적으로 진단이 어려우며, 치료 또한 어려운 것으로 보고되고 있다. 보다 구체적으로, 섬망은 다른 질환들과 상이하게 보호자 또는 의료인에 의한 인지가 어려운 것으로 나타난다. 또한, 치매와 같은 다른 인지기능 장애와의 구별이 어렵다.

[0006] 이에, 섬망 환자의 경우, 치료 시기가 늦춰지는 경우가 대부분이며, 좋은 치료 예후 또한 기대하기 어려울 수 있다.

[0007] 따라서, 섬망이 발생하기 전에 이를 미리 예측하고 빠른 조치를 취할 수 있는, 새로운 섬망 발병 위험도 예측 시스템의 개발이 지속적으로 요구되고 있는 실정이다.

[0008] 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

[0009] 한편, 본 발명의 발명자들은, 임상적으로 섬망과 같은 어떠한 질환의 이환이 의심되는 상황이 도래되기 이전에 미리 인체의 생리학적 대응 반응의 일환으로 생체 신호들의 변화가 선행할 것이라는 점에 주목하였다.

[0010] 보다 구체적으로, 본 발명의 발명자들은 시간마다 상태가 변하는 중한 상태의 환자에 대하여, 중환자실에서 획득할 수 있는 다양한 임상적 데이터의 변화가 섬망과 같은 잠재적 질환과 연관성을 가질 수 있음에 주목하였다.

[0011] 특히, 본 발명의 발명자들은 섬망이 타질환 또는 외부적 환경에 의해 2 차적으로 야기될 수 있는 질환임에 주목하였고, 환자에 대하여 처방된 약물 또는 의료적 처치에 관련한 데이터들이 섬망의 발병과 연관이 있음을 인지할 수 있었다.

[0012] 결과적으로, 본 발명의 발명자들은, 약물 투여 데이터, 의료적 처치 데이터와 함께, 생체 신호 데이터, 혈액 데이터, 나아가 심리 상태 평가 및 중증도 평가 데이터의 임상적 데이터들이 환자, 특히 중환자에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하는 것에 이용될 수 있음을 인지할 수 있었다.

[0013] 이때, 본 발명의 발명자들은, 환자들에 대하여 중환자실 (또는, 일반 병동) 입실 후 처음 평가되거나 처음 측정된 상기 임상적 데이터들의 초기 값에 주목하였다. 보다 구체적으로, 본 발명의 발명자들은 미리 결정된 시간 단위로 첫 회 측정되거나 평가된 초기 데이터값을 기초로 환자와 같은 개체에 대한 섬망을 예측하고자 하였다.

[0014] 그 결과, 본 발명의 발명자들은 개체로부터 획득한 초기의 약물 투여 데이터, 의료적 처치 데이터와 함께 생체 신호 데이터, 혈액 데이터, 나아가 심리 상태 평가 및 중증도 평가 데이터의 임상 데이터에 기초한 섬망 발병 위험도 예측 시스템을 개발하기에 이르렀다.

[0015] 한편, 본 발명의 발명자들은, 새로운 섬망 발병 위험도 예측 시스템에 초기의 약물 투여 데이터, 의료적 처치 데이터와 함께 생체 신호 데이터, 혈액 데이터, 나아가 심리 상태 평가 및 중증도 평가 데이터의 임상 데이터를 기초로 섬망을 예측하도록 학습된 예측 모델을 적용할 수 있었다.

[0016] 특히, 본 발명의 발명자들은, 다양한 임상적 데이터 중 섬망임을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터 또는, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터를 결정하도록 평가를 수행하였고, 이를 예측 모델의 학습에 적용하고자 하였다. 이를 통해, 본 발명의 발명자들은 예측 모델의 섬망 예측의 진단 능력 향상을 기대할 수 있었다.

[0017] 결과적으로, 섬망 발병 위험도 예측 모델에 기초한 새로운 섬망 발병 위험도 예측 시스템은, 개체에 대하여 정확도 및 신뢰도 높은 섬망 진단 정보를 제공할 수 있었다.

[0018] 나아가, 본 발명의 발명자들은 이러한 섬망 발병 위험도 예측 시스템 개발을 통해, 환자의 상태에 대하여 빠르게 감지하고 섬망 발병 위험을 미리 인지하여, 환자에 대한 처치 시점을 앞당겨 섬망의 치료 성과를 높일 수 있음을 기대할 수 있었다. 나아가, 본 발명의 발명자들은 섬망 발병 위험도의 예측 시스템의 개발이 환자의 생존률 증가, 합병증 예방, 및 치료 비용의 감소 효과를 제공할 수 있다는 것을 더욱 기대할 수 있었다.

[0019] 더욱이, 본 발명의 발명자들은, 섬망 발병 위험도 예측 시스템에 대하여 섬망에 대한 빠른 조치를 취할 수 있도록, 수신된 약물 투여 데이터 중 섬망 유발성 약물이 있을 경우 이에 대한 정보를 제공하는 피드백을 제공하도록 구성하였다.

[0020] 또한, 본 발명의 발명자들은, 보호자 또는 의료진이 중환자와 같은 지속적인 모니터링이 요구되는 개체에 대하여 보다 용이하게 섬망 발병 고 위험군을 인지할 수 있도록, 개체에 대하여 예측 모델에 의해 섬망이 예측될 경우, 알람을 제공하여 섬망 발병 위험도를 알리도록 구성하였다.

[0021] 이에, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, 수신된 개체에 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된, 섬망 발병 위험도 예측 방법을 제공하는 것이다.

[0022] 본 발명이 해결하고자 하는 다른 과제는, 약물 투여 데이터를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하고, 이에 대한 정보를 제공하도록 구성된, 섬망 발병 위험도 예측 방법을 제공하는 것이다.

[0023] 본 발명이 해결하고자 하는 또 다른 과제는, 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하도록 구성된 수신부, 및 수신부와 통신하도록 연결되고 예측 모델에 기초하여 개체에 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 프로세서를 포함하는, 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스를 제공하는 것이다.

[0024] 본 발명의 과제들은 이상에서 언급한 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0025] 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위해, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법이 제공된다. 이때, 본 발명의 섬망 예측 방법은, 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하는 단계, 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하는 단계, 및 개체에 대하여 예측된 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계를 포함한다. 이때, 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터는 개체에 대하여 단일회 평가되거나 단일회 측정된 초기 데이터로 정의된다.

[0026] 본 발명의 특징에 따르면, 적어도 하나의 데이터는, 심리 상태 평가 데이터를 포함하고, 심리 상태 평가 데이터는, RASS (Richmond Agitation and Sedation Scale) 또는 STAI (State-Trait Anxiety Inventory) 점수일 수 있다.

[0027] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 적어도 하나의 데이터는, 혈액 데이터를 포함하고, 혈액 데이터는, BUN (blood urea nitrogen), pH, HCO_3, Alb (albumin), Hb (hemoglobin), Hct (hematocrit), BILI (Bilirubin), Na 및 NLR (Neutrophil to Lymphocyte Ratio) 중 적어도 하나의 수치를 포함할 수 있다.

[0028] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 적어도 하나의 데이터는, 중증도 평가 데이터를 포함하고, 중증도 평가 데이터는, APACHE II (Acute Physiology and Chronic Health Evaluation) 점수를 포함할 수 있다.

[0029] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 적어도 하나의 데이터는, 생체 신호 데이터를 포함하고, 생체 신호 데이터는, 맥박, 호흡, 체온, SBP (systolic blood pressure) 및 DBP (diastolic blood pressure) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0030] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 약물 투여 데이터는, 울트라셋 (Ultracet), 미다졸람 (Midazolam), 울티바 (ultiva), 아티반 (ativan), 포폴 (pofol), 펜타닐 (fentanyl), 프리세덱스 (precedex), IR 코돈 (IR codon), 타진 20/10 (TARGIN 20/10), 페리돌 (peridol), 리스페달 (risperdal), 자이프렉사 (zyprexa), 쎄로켈 (seroquel), 아빌리파이 (abilify), 페티딘 (pethidine), 듀로제식 패치 (durogesic patch), 모르핀 (morphine) 및 마이폴 (mypol) 중 적어도 하나의 약물 투여 데이터를 포함할 수 있다.

[0031] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 의료적 처치 데이터는, 카테터 (Catheter), 폴리 (Foley), 기계환기 (Mechanical ventilator), 리스트레인트 (Restraint), 배액 기기 (Drainage) 중 적어도 하나의 의료적 처치 데이터를 포함할 수 있다.

[0032] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 초기 데이터는, 개체에 대하여, 입원 기간 동안 미리 결정된 시간 단위로 처음 평가되거나 처음 측정된 초기 데이터로 정의될 수 있다.

[0033] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 약물 투여 데이터를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하는 단계를 더 포함하고, 위험도를 제공하는 단계는, 개체에 대하여 예측된 섬망 위험도 및 섬망 유발 약물을 제공하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0034] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 위험도를 제공하는 단계는, 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 개체에 대한 섬망 발병 위험도가 예측될 경우, 개체에 대한 섬망 발병의 위험 알림을 제공하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0035] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 섬망 발병 위험도 예측 모델은, MLP (Multi-Layer Perceptron) 알고리즘 기반의 예측 모델일 수 있다.

[0036] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 섬망 발병 표본 개체 및 정상의 표본 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터로 구성된 학습용 데이터를 수신하는 단계, 및 학습용 데이터를 기초로, 섬망 또는 정상을 예측하는 단계를 통해 학습된 모델일 수 있다. 이때, 정상의 표본 개체는, 임상적으로 섬망 발생되지 않고 섬망이 아닌 것으로 평가된 개체일 수 있다.

[0037] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 상기 방법은, 학습용 데이터를 수신하는 단계 이후에 수행되는, 학습용 데이터를 평가하는 단계를 더 포함할 수 있다. 이때, 학습용 데이터를 평가하는 단계는, 학습용 데이터에 대하여 섬망과의 관련도 (relevance) 점수를 산출하는 단계, 및 관련도 점수를 기초로, 미리 결정된 순위 내에 있는 섬망 관련 학습용 데이터를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0038] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 학습용 데이터를 평가하는 단계는, LRP (Layer-wise Relevance Propagation) 알고리즘을 이용하여, 학습용 데이터에 대하여 섬망과의 관련도 점수를 산출하는 단계, 및 관련도 점수를 기초로, 미리 결정된 순위 내에 있는 섬망 관련 학습용 데이터를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0039] 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위해, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스가 제공된다. 이때, 본 발명의 섬망 예측용 디바이스는, 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하도록 구성된 수신부, 및 수신부와 통신하도록 구성된 프로세서를 포함한다. 이때, 프로세서는, 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측하고, 개체에 대하여 예측된 섬망 발병 위험도를 제공하도록 구성된다. 이때, 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터는 개체에 대하여 단일회 평가되거나 단일회 측정된 초기 데이터로 정의된다.

[0040] 본 발명의 특징에 따르면, 초기 데이터는, 개체에 대하여, 입원 기간 동안 미리 결정된 시간 단위로 처음 평가되거나 처음 측정된 초기 데이터로 정의될 수 있다.

[0041] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 프로세서는, 약물 투여 데이터를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하고, 개체에 대하여 예측된 섬망 위험도 및 섬망 유발 약물을 제공하도록 더 구성되 수 있다.

[0042] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 프로세서는, 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 개체에 대한 섬망 발병 위험도가 예측될 경우, 개체에 대한 섬망 발병의 위험 알림을 제공하도록 더 구성될 수 있다.

[0043] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 약물 투여 데이터는, 울트라셋, 미다졸람, 울티바, 아티반, 포폴, 펜타닐, 프리세덱스, IR 코돈, 타진 20/10, 페리돌, 리스페달, 자이프렉사, 쎄로켈, 아빌리파이 및 페티딘 중 적어도 하나의 약물 투여 데이터를 포함할 수 있다.

[0044] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 의료적 처치 데이터는, 카테터, 폴리, 기계환기, 리스트레인트, 배액 기기 중 적어도 하나의 의료적 처치 데이터를 포함할 수 있다.

[0045] 이하, 실시예를 통하여 본 발명을 보다 상세히 설명한다. 다만, 이들 실시예는 본 발명을 예시적으로 설명하기 위한 것에 불과하므로 본 발명의 범위가 이들 실시예에 의해 한정되는 것으로 해석되어서는 아니 된다.

발명의 효과

[0046] 본 발명은 개체에 대하여 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터와 함께 다양한 임상적 데이터를 수신하고, 수신된 데이터 기반의 섬망 발병 위험도 예측 시스템을 제공함으로써, 개체의 섬망 발병 위험도에 대하여 빠르게 감지하고, 이와 연관된 정보를 제공할 수 있다.

[0047] 이에, 본 발명은 섬망에 대한 처치 시점을 앞당겨 치료에 대한 좋은 예후를 제공할 수 있다.

[0048] 특히, 본 발명은 개체로부터 획득한 초기의 약물 투여 데이터, 의료적 처치 데이터와 함께 생체 신호 데이터, 혈액 데이터, 나아가 심리 상태 평가 및 중증도 평가 데이터의 임상 데이터에 기초한 섬망 발병 위험도 예측 시스템을 제공함으로써, 개체에 대하여 섬망 발병의 조기 진단을 제공할 수 있다.

[0049] 이에, 본 발명은 섬망 발병 개체의 생존률 증가, 합병증 예방, 및 치료 비용의 감소 효과를 제공할 수 있다.

[0050] 나아가 본 발명은 수신된 약물 투여 데이터 중 섬망 유발성 약물이 있을 경우 이에 대한 정보를 제공하는 피드백을 제공함에 따라, 의료진으로 하여금 섬망 유발성 약물의 투약 중지와 같은 섬망에 대한 빠른 조치를 취할 수 있다.

[0051] 또한, 본 발명은, 개체에 대하여 예측 모델에 의해 섬망이 예측될 경우, 알람을 제공하여 섬망 발병 위험도를 알리도록 구성됨에 따라, 보호자 또는 의료진은 중환자와 같은 지속적인 모니터링이 요구되는 개체에 대하여 보다 용이하게 섬망 발병 고 위험군을 인지할 수 있다.

[0052] 본 발명에 따른 효과는 이상에서 예시된 내용에 의해 제한되지 않으며, 더욱 다양한 효과들이 본 명세서 내에 포함되어 있다.

도면의 간단한 설명

[0053] 도 1a는 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법 및 디바이스에 기초한 섬망 발병 위험도 예측 시스템을 예시적으로 도시한 것이다.

도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법의 절차를 예시적으로 도시한 것이다.

도 3a 및 3b는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 학습 데이터를 예시적으로 도시한 것이다.

도 3c는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.

도 3d는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 평가 방법을 예시적으로 도시한 것이다.

도 4a 및 4b는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대한 평가 결과를 도시한 것이다.

도 4c는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대한, 섬망 예측의 관련도에 따른 임상적 데이터들을 도시한 것이다.

도 4d는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대한, 섬망 예측의 관련도에 따른

임상적 데이터들의 변화에 따른 성능 변화를 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0054] 본 발명의 이점 및 특징, 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.

[0055] 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.

[0056] 구성요소를 해석함에 있어서, 별도의 명시적 기재가 없더라도 오차 범위를 포함하는 것으로 해석한다.

[0057] 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.

[0058] 본 명세서의 해석의 명확함을 위해, 이하에서는 본 명세서에서 사용되는 용어들을 정의하기로 한다.

[0059] 본 명세서에서 사용되는 용어, "개체"는 섬망의 발병 위험도를 예측하고자 하는 대상을 의미할 수 있다. 한편, 본원 명세서 내에서 개체는 '환자' 또는 '중환자'일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며 섬망 발병의 위험도를 예측하고자 하는 모든 대상을 포함할 수 있다.

[0060] 본 명세서에서 사용되는 용어, "혈액 데이터"는 개체로부터 분리된 혈액의 생물학적 시료에 대한 임상적 데이터를 의미할 수 있다.

[0061] 예를 들어, 본원 명세서 내에 개시된 혈액 데이터는, 개체로부터 분리된 혈액으로부터 측정된 BUN (blood urea nitrogen), pH, HCO_3, Alb (albumin), Hb (hemoglobin), Hct (hematocrit), BILI (Bilirubin), Na 및 NLR (Neutrophil to Lymphocyte Ratio) 중 적어도 하나의 수치일 수 있다.

[0062] 바람직하게 혈액 데이터는, 개체로부터 최초로 측정된 초기의 데이터일 수 있다. 예를 들어, 상기 개체가 중환자에 입실했을 경우, 혈액 데이터는 입실 후 처음 측정된 초기의 혈액 데이터를 의미할 수 있다. 나아가, 미리 결정된 시간 단위 (예를 들어, 24 시간 단위) 로 개체에 대하여 복수회 (예를 들어, 3 회/일) 혈액 데이터가 측정될 경우, 혈액 데이터는 미리 결정된 시간 단위마다 첫 회에 획득한 복수의 혈액 데이터를 포함할 수도 있다. 그러나, 혈액 데이터는 이에 제한되는 것이 아니다.

[0063] 본 명세서에서 사용되는 용어, "중증도 평가 데이터"는 개체에 대하여 중증도 상태를 평가하기 위한 척도의 값을 의미할 수 있다.

[0064] 예를 들어, 본원 명세서 내에 개시된 중증도 평가 데이터는, APACHE II (Acute Physiology and Chronic Health Evaluation) 점수일 수 있다.

[0065] 이때, 개체의 중증도 상태를 나타내는 중증도 평가 데이터는, 개체의 섬망 발병과도 연관이 있을 수 있다.

[0066] 한편, 중증도 평가 데이터는 개체로부터 최초로 평가된 초기의 데이터일 수 있다. 예를 들어, 상기 개체가 중환자에 입실했을 경우, 중증도 평가 데이터는 입실 후 처음 평가된 초기의 중증도 평가 데이터를 의미할 수 있다. 나아가, 미리 결정된 시간 단위 (예를 들어, 24 시간 단위) 로 개체에 대하여 복수회 (예를 들어, 3 회/일) 의 중증도 평가가 수행될 경우, 중증도 평가 데이터는 미리 결정된 시간 단위마다 첫 회에 획득한 초기의 데이터들을 의미할 수도 있다.

[0067] 본 명세서에서 사용되는 용어, "심리 상태 평가 데이터"는 개체의 불안도, 우울감 등의 심리 상태를 평가하기위한 척도의 값을 의미할 수 있다.

[0068] 예를 들어, 본원 명세서 내에 개시된 심리 상태 평가 데이터는, RASS (Richmond Agitation and Sedation Scale) 또는 STAI (State-Trait Anxiety Inventory) 점수일 수 있다. 이들 심리 상태 평가 데이터는, 섬망의 발병과 연관이 있을 수 있다.

[0069] 한편, 심리 상태 평가 데이터는 개체로부터 최초로 평가된 초기의 데이터일 수 있다. 예를 들어, 상기 개체가 중환자에 입실했을 경우, 심리 상태 평가 데이터는 입실 후 처음 평가된 초기의 심리 상태 평가 데이터를 의미할 수 있다. 나아가, 미리 결정된 시간 단위 (예를 들어, 24 시간 단위) 로 개체에 대하여 복수회 (예를 들어, 3 회/일) 의 심리 상태 평가가 수행될 경우, 심리 상태 평가 데이터는 미리 결정된 시간 단위마다 첫 회에 획득한 초기의 데이터들을 의미할 수도 있다. 그러나, 심리 상태 평가 데이터는 이에 제한되는 것이 아니다.

[0070] 본 명세서에서 사용되는 용어, "생체 신호 데이터"는 활력 징후, 생명 징후로, 개체의 상태와 연관된 데이터를 의미할 수 있다. 이러한 생체 신호 데이터는, 개체의 섬망 발병 위험도와 연관될 수 있다.

[0071] 이때, 생체 신호 데이터는 생체 신호 계측 장비로부터 측정된 개체에 대한 체온, 맥박, 산소 포화도, 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.

[0072] 바람직하게 생체 신호 데이터는, 개체로부터 최초로 측정된 초기의 데이터일 수 있다. 예를 들어, 상기 개체가 중환자에 입실했을 경우, 생체 신호 데이터는, 입실 후 처음 측정된 초기의 데이터를 의미할 수 있다. 나아가, 미리 결정된 시간 단위 (예를 들어, 24 시간 단위) 로 개체에 대하여 복수회 (예를 들어, 3 회/일) 생체 신호 데이터가 수신될 경우, 생체 신호 데이터는 미리 결정된 시간 단위마다 첫 회에 획득한 데이터들을 의미할 수도 있다.

[0073] 본 명세서에서 사용되는 용어, "약물 투여 데이터"는 개체에 대하여 투여된 약물의 종류 및 이의 투여량과 연관된 데이터를 의미할 수 있다. 한편, 약물 중독은 섬망의 원인이 될 수 있음에 따라, 약물 투여 데이터는 개체의 섬망 발병 위험도와 연관될 수 있다. 이에, 섬망 발병과 연관도가 높은 약물에 대한 정보를 제공하는 것은 섬망의 진단 및 치료에 있어서 중요할 수 있다.

[0074] 한편, 본원 명세서 내 개시된 약물 투여 데이터는, 울트라셋 (Ultracet), 미다졸람 (Midazolam), 울티바 (ultiva), 아티반 (ativan), 포폴 (pofol), 펜타닐 (fentanyl), 프리세덱스 (precedex), IR 코돈 (IR codon), 타진 20/10 (TARGIN 20/10), 페리돌 (peridol), 리스페달 (risperdal), 자이프렉사 (zyprexa), 쎄로켈 (seroquel), 아빌리파이 (abilify) 및 페티딘 (pethidine) 중 적어도 하나의 약물 투여 여부 및 이들의 투여량에 관한 데이터를 포함할 수 있다. 그러나, 약물 투여 데이터는 이에 제한되지 않고, 개체에 투여되는 모든 약물에 대한 데이터를 포함할 수 있다.

[0075] 이때, 약물 투여 데이터는, 개체로부터 최초로 측정된 초기의 데이터일 수 있다. 예를 들어, 상기 개체가 중환자에 입실했을 경우, 약물 투여 데이터는, 입실 후 처음 획득된 초기의 약물 투여 데이터를 의미할 수 있다. 나아가, 약물 투여 데이터는 처음 투약된 약물의 데이터를 의미할 수도 있다. 그러나, 이에 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 미리 결정된 시간 단위 (예를 들어, 24 시간 단위) 로 개체에 대하여 복수회 (예를 들어, 3 회/일) 약물 투여 데이터가 획득될 경우, 약물 투여 데이터는 미리 결정된 시간 단위마다 첫 회에 획득한 데이터들을 의미할 수도 있다.

[0076] 본 명세서에서 사용되는 용어, "의료적 처치 데이터"는 개체에 대하여 이용된 의료적 처치 여부에 관한 데이터를 의미할 수 있다.

[0077] 예를 들어, 의료적 처치 데이터는, 카테터 (Catheter), 폴리 (Foley), 기계환기 (Mechanical ventilator), 리스트레인트 (Restraint), 배액 기기 (Drainage) 중 적어도 하나의 의료적 처치 여부에 대한 데이터일 수 있다. 그러나, 이에 제한되는 것은 아니다.

[0078] 한편, 의료적 처치 데이터는, 개체로부터 최초로 측정된 초기의 의료적 처치 데이터일 수 있다. 예를 들어, 상기 개체가 중환자에 입실했을 경우, 의료적 처치 데이터는, 입실 후 처음 획득된 초기의 의료적 처치 데이터를 의미할 수 있다. 즉, 의료적 처치 데이터는 임의의 시점으로 정의된 초기에 획득한 모든 의료적 처치 데이터를 의미할 수도 있다. 나아가, 의료적 처치 데이터는 개체에 대하여 처음으로 사용된 의료적 처치에 대한 데이터일 수도 있다. 그러나, 이에 제한되는 것은 아니다.

[0079] 예를 들어, 미리 결정된 시간 단위 (예를 들어, 24 시간 단위) 로 개체에 대하여 복수회 (예를 들어, 3 회/일) 의 의료적 처치 데이터가 획득될 수 있는 경우, 의료적 처치 데이터는 미리 결정된 시간 단위마다 첫 회에 획득

한 데이터들을 의미할 수도 있다.

[0080] 본 명세서에서 사용되는 용어, "초기 데이터"는 개체에 대하여 최초로 평가되거나 최초로 측정된 임상적 데이터를 의미할 수 있다. 나아가, 초기 데이터는, 임의의 시점에서 단일번 획득된 모든 임상적 데이터를 의미할 수도 있다. 예를 들어, 본원 명세서에 개시된 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터의 임상적 데이터는, 중환자실에 입실한 개체에 대하여 입실 후 하루에 1 번씩 획득된 초기의 데이터를 의미할 수 있다.

[0081] 나아가, 상기 임상적 데이터는, 하루에 복수회의 데이터가 획득될 경우, 가장 처음 획득된 데이터를 의미할 수 있다.

[0082] 본 명세서에서 사용되는 용어, "섬망 발병 위험도 예측 모델"은 초기의 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터와 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터의 임상적 데이터를 기초로 섬망 발병의 위험도를 예측하도록 학습된 모델일 수 있다.

[0083] 예를 들어, 섬망이 발병하거나 발병하지 않은 표본 개체로부터, 미리 결정된 시간마다 획득한 초기의 임상적 데이터를 기초로 섬망 발병의 위험도를 예측하도록 학습된 모델일 수 있다.

[0084] 이때, 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터의 모든 임상적 데이터를 기초로 섬망 발병 위험도를 예측하도록 학습된 모델일 수 있다. 그러나, 학습에 이용되는 데이터는, 이에 제한되지 않으며 보다 다양한 임상적 데이터들의 조합이 상기 예측 모델의 학습에 이용될 수 있다.

[0085] 한편, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델의 학습에 있어서, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터들이 결정되는 평가가 수행될 수 있다. 이때, 관련도 평가는 LRP (Layer-wise Relevance Propagation) 알고리즘에 기초하여 수행될 수 있다.

[0086] 예를 들어, LRP 알고리즘에 의해 초기의 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터의 임상적 데이터와 같은 다양한 임상적 데이터 중 섬망임을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터 또는, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터가 결정될 수 있다.

[0087] 이러한 관련도가 큰 임상적 데이터들이 상기 예측 모델의 학습에 입력 데이터로서 적용될 수 있음에 따라, 예측 모델은 다른 모델들 보다 섬망 예측 능력이 향상된 모델일 수 있다.

[0088] 한편, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 다층 인공 신경망인 MLP (Multi-Layer Perceptron) 알고리즘에 기초한 예측 모델일 수 있다.

[0089] 예를 들어, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터가 입력되는 입력 레이어 및 섬망 또는 섬망이 아닌 정상을 예측하는 출력 레이어와 이들 레이어 사이에 1 개의 히든 레이어가 존재하는 다층 레이어 구조의 예측 모델일 수 있다.

[0090] 보다 구체적으로, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 64 개의 노드로 구성된 1 개의 히든 레이어를 포함하도록 구성될 수 있다. 나아가, 상기 예측 모델은, 섬망의 예측 학습에 있어서 예측의 오차를 최소화하는 가중치를 찾기 위한 파라미터일 수 있는 학습 비율 (learning rate) 값이 0.0009로 설정될 수 있다. 또한, 예측의 오차를 최소화하며 학습 속도를 증가시키기 위한 파라미터 값인 모멘텀 (momentum) 값이 0.9로 설정될 수 있다. 또한, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 학습에 있어서 매개 변수를 갱신하는 최적화 함수로서 'rmsprop'를 이용하도록 구성될 수 있고, 다양한 임상적 데이터들의 입력 값이 출력값에 전달되는 강도를 결정하는 함수로서 'relu'함수를 이용하도록 구성될 수 있다.

[0091] 그러나, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델의 종류는 이에 제한되는 것이 아니다. 예를 들어, 상기 예측 모델은, DNN (Deep Neural Network), CNN Convolutional Neural Network), RNN (Recurrent Neural Network), DCNN (Deep Convolutional Neural Network), RBM (Restricted Boltzmann Machine), DBN (Deep Belief Network), SSD (Single Shot Detector) 모델 또는 U-net을 기반으로 하는 예측 모델일 수도 있다.

[0092] 이하에서는 도 1a 및 1b를 참조하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스 및 이를 이용한 섬망 발병 위험도 예측 시스템에 관하여 구체적으로 설명한다.

[0093] 도 1a는 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법 및 디바이스에 기초한 섬망 발병 위험도 예측 시스템을 예시적으로 도시한 것이다. 도 1b는 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측용 디바이스의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.

[0094] 도 1a를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도 예측 시스템 (1000) 은, 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (100), 개체 (200) 에 대하여 획득된, 의료적 처치 데이터 (310), 약물 투여 데이터 (320), 생체 신호 데이터 (330), 혈액 데이터 (340), 중증도 평가 데이터 (350) 및 심리 상태 평가 데이터 (360) 를 포함하는 임상적 데이터 (300), 의료적 처치 (400) 및 의료진 디바이스 (500) 로 구성되어 있다.

[0095] 이때, 임상적 데이터 (300) 는 개체 (200) 로부터, 임의의 시점에서 측정되거나 평가된 첫 데이터일 수 있다. 그러나, 이에 제한되는 것은 아니다.

[0096] 보다 구체적으로, 섬망 발병 위험도 예측 시스템 (1000) 에서 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (100) 는, 개체 (200) 에 대하여 초기에 측정되거나 평가된 다양한 임상적 데이터 (300) 를 수신하고, 이를 기초로 사망 위험도를 예측하도록 구성될 수 있다.

[0097] 이때, 의료적 처치 (400) 는 개체 (200) 에 온도, 맥박, 산소 포화도, 수축기 혈압, 이완기 혈압, 평균 혈압 및 호흡수로 이루어진 그룹 중 적어도 하나의 생체 신호 데이터 (330) 를 제공할 수 있는 생체 신호 측정 디바이스일 수 있다.

[0098] 한편, 섬망 발병 위험도 예측 시스템 (1000) 에서 의료적 처치 데이터 (310), 약물 투여 데이터 (320), 나아가 혈액 데이터 (340), 중증도 평가 데이터 (350) 및 심리 상태평가 데이터 (360) 는 EMR (Electronic Medical Record) 시스템과 같은 외부 시스템으로부터 획득될 수도 있다.

[0099] 보다 구체적으로, 도 1b를 참조하면, 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (100) 는 수신부 (110), 입력부 (120), 출력부 (130), 저장부 (140) 및 프로세서 (150) 를 포함한다.

[0100] 구체적으로 수신부 (110) 는 개체 (200) 에 대한 의료적 처치 데이터 (310), 약물 투여 데이터 (320), 생체 신호 데이터 (330), 혈액 데이터 (340), 중증도 평가 데이터 (350) 및 심리 상태 평가 데이터 (360) 를 포함하는 임상적 데이터 (300) 를 수신하도록 구성될 수 있다.

[0101] 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.

[0102] 입력부 (120) 는 키보드, 마우스, 터치 스크린 패널 등 제한되지 않는다. 입력부 (120) 는 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (100) 를 설정하고, 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (100) 의 동작을 지시할 수 있다.

[0103] 한편, 출력부 (130) 는 수신부 (110) 에 의해 수신된 다양한 임상적 데이터 (300) 를 표시할 수 있다. 나아가, 출력부 (130) 는 프로세서 (150) 에 의해 예측된 섬망 진단과 연관된 정보를 디스플레이 적으로 표시할 수 있다. 나아가, 출력부 (130) 는 프로세서 (150) 에 의해 섬망 발병 위험도가 높은 것으로 결정될 경우, 알림 소리를 출력하도록 더 구성될 수 있다.

[0104] 저장부 (140) 는 수신부 (110) 를 통해 수신한 개체 (200) 에 대한 다양한 임상적 데이터 (300) 를 저장하고, 입력부 (120) 를 통해 설정된 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (100) 의 지시를 저장하도록 구성될 수 있다. 나아가, 저장부 (140) 는 후술될 프로세서 (150) 에 의해 생성된 개체 (200) 에 섬망 예측 정보를 저장하도록 구성된다. 그러나, 전술한 것에 제한되지 않고 저장부 (140) 는 섬망 발병 위험도 예측을 위해 프로세서 (150) 에 의해 결정된 다양한 정보들을 저장할 수 있다.

[0105] 프로세서 (150) 는 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스 (110) 의 정확한 예측 결과를 제공하기 위한 구성 요소일 수 있다. 이때, 정확한 섬망 발병 위험도 예측을 위해 프로세서 (150) 는 다양한 임상적 데이터 (300) 를 기초로 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 예측 모델에 기초할 수 있다.

[0106] 한편, 프로세서 (150) 는, 개체 (200) 가 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 섬망 발병 고위험군으로 예측된 경우 의료진 디바이스 (500) 에 알림을 제공하도록 구성될 수 있다. 이에, 의료진은 개체 (200) 에 대한 빠른 조치를 취할 수 있다.

[0107] 나아가, 프로세서 (150) 는, 다양한 임상적 데이터 (300) 중 약물 투여 데이터 (320) 를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하고, 개체 (200) 에 대하여 예측된 섬망 발병 위험도 및 섬망 유발 약물을 의료진 디바이스 (500) 에

제공하도록 더 구성될 수 있다.

[0108] 이에, 의료진은 개체 (200) 에 대한 빠른 조치를 취할 수 있다.

[0109] 이와 같이 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 시스템 (1000) 은, 개체 (200) 에 대하여 섬망의 조기 진단 및 섬망의 조기 치료를 제공할 수 있음에 따라, 다양한 의료 시스템에 적용될 수 있다.

[0110] 이하에서는 도 2를 참조하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법을 구체적으로 설명한다. 도 2는, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법의 절차를 예시적으로 도시한 것이다.

[0111] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도의 예측 방법은, 먼저 개체로부터 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 수신하고 (S210), 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델을 이용하여, 개체에 대한 섬망 발병 위험도를 예측한다 (S220). 최종적으로 개체에 대하여 예측된 섬망 발병 위험도를 제공한다 (S230).

[0112] 보다 구체적으로, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서는, 개체에 대하여 초기 측정되거나 획득된 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터가 수신될 수 있다.

[0113] 본 발명의 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 약물 투여 데이터는, 울트라셋, 미다졸람, 울티바, 아티반, 포폴, 펜타닐, 프리세넥스, IR 코돈, 타진 20/10, 페리돌, 리스페달, 자이프렉사, 쎄로켈, 아빌리파이 및 페티딘 중 적어도 하나일 수 있다.

[0114] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 의료적 처치 데이터는, 의료적 처치 데이터는, 카테터 (Catheter), 폴리 (Foley), 기계환기 (Mechanical ventilator), 리스트레인트 (Restraint), 배액 기기 (Drainage) 중 적어도 하나의 의료적 처치 여부에 대한 데이터일 수 있다.

[0115] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 혈액 데이터는, 개체로부터 분리된 혈액으로부터 측정된 BUN (blood urea nitrogen), pH, HCO_3, Alb (albumin), Hb (hemoglobin), Hct (hematocrit), BILI (Bilirubin), Na 및 NLR (Neutrophil to Lymphocyte Ratio) 중 적어도 하나의 수치일 수 있다.

[0116] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 중증도 평가 데이터는, APACHE II (Acute Physiology and Chronic Health Evaluation) 점수일 수 있다.

[0117] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 심리 상태 평가 데이터는, RASS (Richmond Agitation and Sedation Scale) 또는 STAI (State-Trait Anxiety Inventory) 점수일 수 있다.

[0118] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 생체 신호 데이터는, 생체 신호 계측 장비로부터 측정된 개체에 대한 체온, 맥박, 산소 포화도, 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.

[0119] 다음으로, 섬망 발병 위험도를 예측하는 단계 (S220) 에서는, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 개체가 섬망 또는 섬망이 아닌 정상으로 결정될 수 있다.

[0120] 이때, 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된, 초기의 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터의 임상적 데이터를 기초로 섬망 발병의 위험도를 예측하도록 학습된 모델일 수 있다.

[0121] 예를 들어, 섬망 발병 위험도 예측 모델은 섬망 발병 표본 개체 및 정상의 표본 개체에 대한 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터 및 생체 신호 데이터 중 적어도 하나의 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터로 구성된 학습용 데이터를 수신하고, 학습용 데이터를 기초로, 섬망 또는 정상을 예측하는 단계를 통해 학습된 모델일 수 있다.

[0122] 나아가, 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 학습용 데이터에 대하여 섬망과의 관련도 (relevance) 점수를 산출하고, 관련도 점수를 기초로, 미리 결정된 순위 내에 있는 섬망 관련 학습용 데이터를 결정하는 단계를 통해 결정된 섬망 관련 학습용 데이터를 기초로, 섬망 발병 위험도를 예측하도록 구성된 모델일 수 있다.

[0123] 마지막으로, 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계 (S230) 에서는, 전술한 섬망 발병 위험도를 예측하는 단계 (S220) 에서 예측된 섬망 진단에 관한 정보를 제공할 수 있다.

[0124] 한편, 본 발명의 특징에 따르면, 데이터를 수신하는 단계 (S210) 에서 수신된 약물 투여 데이터를 기초로 섬망 유발 약물을 결정하는 단계가 더 수행될 수 있다.

[0125] 이에, 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계 (S230) 에서는, 개체에 대하여 예측된 상기 섬망 위험도 및 섬망 유발 약물이 제공될 수 있다.

[0126] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계 (S230) 에서는, 섬망 발병 위험도를 예측하는 단계 (S220) 에서 섬망 예측 모델에 의해 개체에 대한 섬망 발병 위험도가 예측될 경우, 개체에 대한 섬망 발병의 위험 알림이 제공될 수 있다.

[0127] 한편, 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계 (S230) 에서는, 전술한 것 이외에 보다 다양한 정보가 제공될 수 있다. 예를 들어, 섬망 발병 위험도를 제공하는 단계 (S230) 에서는, 섬망 교정에 효과적일 수 있는, 개체에 대한 시간 정보 제공, 보호자 입실과 같은 추가적인 정보를 더 제공할 수 있다.

[0128] 이상의 절차에 따라, 본 발명의 일 실시예에 따른 섬망 발병 위험도 예측 방법은, 실시간으로 개체에 대한 섬망 발병 여부를 결정하거나, 임의의 시간 전의 섬망 발병의 위험도를 예측하여, 섬망 발병 위험도에 대한 정보, 나아가 섬망 유발 약물에 대한 정보 및 고위험군을 알리는 알람를 제공할 수 있다. 이에, 의료진은 개체에 대한 섬망의 조기 진단이 가능할 수 있다. 나아가, 의료진은 섬망 고위험군에 대한 빠른 조치를 취할 수 있다.

[0129] 이하에서는, 도 3a 내지 3d를 참조하여, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대하여 구체적으로 설명한다.

[0130] 이때, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 섬망 또는 비섬망 환자로 구성된 중환자실에 입실한 환자로부터 24 시간 단위로 2 일 동안 1 회/일씩 획득된 초기의 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 의료적 처치 데이터, 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터 및 약물 투여 데이터의 임상적 데이터를 기초로 학습된 모델일 수 있으나, 이의 학습 방법은 이에 제한되는 것이 아니다. 나아가, 섬망 예측에 이용되는 임상적 데이터는 학습 방법에 따라 상이한 구성으로 선택될 수 있다.

[0131] 도 3a 및 3b는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 학습 데이터를 예시적으로 도시한 것이다.

[0132] 도 3a를 참조하면, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 학습을 위해 강남세브란스 병원 ICU로부터 획득한 6386 개의 데이터가 이용되 었다. 보다 구체적으로, 학습용 데이터는, 6386 개의 데이터 중, 중환자실 입실 기간 전체에서 삼망 판정을 받은 개체에 대한 609 개의 데이터와 섬망 발생일이 결측되거나 중환자실 입실 기간 전체에서 한번 이라도 섬망이 아님을 판정 받은 개체에 대한 2656 개의 데이터로 구성된다.

[0133] 도 3b를 참조하면, 상기 섬망 발병 개체 및 정상 개체의 표본 개체로부터 획득된 학습용 데이터는, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 의료적 처치 데이터, 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터 및 약물 투여 데이터로 구성된다.

[0134] 보다 구체적으로, 학습용 심리 상태 평가 데이터는 RASS 및 STAI 점수의 값으로 구성될 수 있다. 학습용 생체 신호 데이터는, 맥박, 호흡, 체온, SBP 및 DBP 값으로 구성될 수 있다. 나아가, 학습용 의료적 처치 데이터는, 카테터, 폴리, 기계환기, 리스트레인트, 배액 기기의 적용 또는 처치 여부, 나아가 영양 섭취 여부로 구성될 수 있다. 또한, 학습용 혈액 데이터는, BUN- (blood urea nitrogen), pH-, HCO_3-, Alb- (albumin), Hb- (hemoglobin), Hct- (hematocrit), BILI- (Bilirubin), Na 및 NLR (Neutrophil to Lymphocyte Ratio) 으로 구성될 수 있다. 또한, 학습용 중증도 평가 데이터는, APACHE 점수값으로 구성될 수 있다. 학습용 약물 투여 데이터는, 울트라셋 (Ultracet), 미다졸람 (Midazolam), 울티바 (ultiva), 포폴 (pofol), 아티반 (ativan), 펜타닐 (fentanyl), 프리세덱스 (precedex), IR 코돈 (IR codon), 타진 20/10 (TARGIN 20/10), 페리돌 (peridol), 리스페달 (risperdal), 자이프렉사 (zyprexa), 쎄로켈 (seroquel), 아빌리파이 (abilify), 페티딘 (pethidine), 듀로제식 패치 (durogesic patch), 모르핀 (morphine) 및 마이폴 (mypol)으로 구성될 수 있다.

[0135] 이때, 각각의 학습용 데이터는 환자로부터 24 시간 단위로 2 일 동안 1 회/일씩 획득된 초기의 데이터일 수 있다. 이때, 데이터를 획득하는 2 일동안 결측된 데이터는 평균값 또는 0으로 처리될 수 있다.

[0136] 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은 상기와 같은 학습용 데이터를 기초로 표본 개체에 대한 섬망의 발병 여부를 결정하도록 학습될 수 있다.

[0137] 도 3c는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 구성을 예시적으로 도시한 것이다.

[0138] 도 3c를 참조하면, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은 다층 인공 신경망인 MLP 알고리즘에 기초한 예측 모델일 수 있다.

[0139] 보다 구체적으로, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터가 입력되는 입력 레이어 및 섬망 또는 섬망이 아닌 정상을 예측하는 출력 레이어와 이들 레이어 사이에 1 개의 히든 레이어가 존재하는 다층 구조의 예측 모델일 수 있다.

[0140] 이때, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 64 개의 노드로 구성된 1 개의 히든 레이어를 포함하도록 구성될 수 있다. 나아가, 상기 예측 모델은, 섬망의 예측 학습에 있어서 예측의 오차를 최소화하는 가중치를 찾기 위한 파라미터일 수 있는 학습 비율 (learning rate) 값이 0.0009로 설정될 수 있다. 또한, 예측의 오차를 최소화하며 학습 속도를 증가시키기 위한 파라미터 값인 모멘텀 (momenteum) 값이 0.9로 설정될 수 있다. 또한, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 학습에 있어서 매개 변수를 갱신하는 최적화 함수로서 'rmsprop'를 이용하도록 구성될 수 있고, 다양한 임상적 데이터들의 입력 값이 출력값에 전달되는 강도를 결정하는 함수로서 'relu'함수를 이용하도록 구성될 수 있다.

[0141] 그러나, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델의 종류는 이에 제한되는 것이 아니다. 예를 들어, 상기 예측 모델은, DNN, CNN, RNN, DCNN, RBM, DBN, SSD 모델 또는 U-net을 기반으로 하는 예측 모델일 수도 있다.

[0142] 한편, 본 발명의 섬망 발병 위험도 예측 모델의 학습에 있어서, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터들이 결정되는 평가가 수행될 수 있다. 이때, 관련도 평가는 LRP (Layer-wise Relevance Propagation) 알고리즘에 기초하여 수행될 수 있다.

[0143] 도 3d는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델의 평가 방법을 예시적으로 도시한 것이다.

[0144] 도 3d를 참조하면, 다양한 임상적 데이터에 기초하여 섬망 발병 위험도 예측 모델에 의해 섬망 예측 결과가 출력되면, LRP 알고리즘에 기초한 평가가 수행될 수 있다.

[0145] 보다 구체적으로, 본 평가에서는, LRP 알고리즘에 의해 초기의 혈액 데이터, 중증도 평가 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 약물 투여 데이터 및 의료적 처치 데이터의 임상적 데이터와 같은 다양한 임상적 데이터의 입력값과 섬망 또는 섬망이 아닌 정상으로의 출력값의 관련도 (relevance) 가 추정될 수 있다.

[0146] 보다 구체적으로, 다양한 임상적 데이터의 입력값과 섬망 또는 섬망이 아닌 정상으로의 출력값의 관련도는 하기 [수학식 1]로 산출될 수 있다.

[0147] [수학식 1]

$$r_i^{(L)} = \begin{cases} S_i(x) & \text{if unit } i \text{ is the target unit of interest} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$r_i^{(l)} = \sum_j \frac{z_{ji}}{\sum_{i'}(z_{ji'} + b_j) + \epsilon \cdot sign(\sum_{i'}(z_{ji'} + b_j))} r_j^{(l+1)}$$

[0148]

[0149] 여기서, L은, 출력 레이어 값을 의미하고, Z_{ji}는 l+1번째 레이어와 l번째 레이어의 가중치, 및 l번째 레이어 입력 값의 곱을 의미할 수 있다 ($w_{ji}^{(l+1,l)} x_i^{(l)}$). 나아가, b_j 는 j번째 노드의 편향값을 의미할 수 있다.

[0150] 산출된 관련도 점수에 의해 다양한 임상적 데이터 중, 섬망임을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터 또는, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터가 결정될 수 있다.

[0151] 이러한 관련도가 큰 임상적 데이터들이 상기 예측 모델의 학습에 입력 데이터로서 적용될 수 있음에 따라, 섬망의 예측에 있어서 본 발명의 예측 모델은 다른 모델들 보다 섬망 예측 능력이 우수할 수 있다.

[0152] 한편, 섬망 발병 위험도 예측 모델의 평가는 전술한 LRP알고리즘에 제한되지 않고 보다 다양한 알고리즘에 기초

하여 수행될 수 있다. 예를 들어, Randomized Decision forest 알고리즘, Penalized Logistic Regression 알고리즘에 기초하여 섬망임을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터 또는, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 관련도가 큰 임상적 데이터가 결정될 수 있다.

[0153] **실시예: 본 발명의 다양한 실시예에 따른 섬망 발병 위험도 예측 모델의 평가**

[0154] 이하에서는 4a 내지 4d를 참조하여 본 발명의 다양한 실시예에서 이용되는 망 발병 위험도 예측 모델의 평가 결과에 대하여 구체적으로 설명한다. 도 4a 및 4b는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대한 평가 결과를 도시한 것이다. 도 4c는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대한, 섬망 예측의 관련도에 따른 임상적 데이터들을 도시한 것이다. 도 4d는 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델에 대한, 섬망 예측의 관련도에 따른 임상적 데이터들의 변화에 따른 성능 변화를 도시한 것이다.

[0155] 도 4a를 참조하면, 전술한 임상적 데이터 중, 약물 투여 데이터를 제외한, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 의료적 처치 데이터, 혈액 데이터 및 중증도 평가 데이터를 기초로 섬망 (positive) 또는 섬망이 아닌 정상 (negative) 를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델의 평가 결과가 도시된다.

[0156] 보다 구체적으로, 도 4a의 (a)를 참조하면, 상기 예측 모델의 학습 및 평가를 위해 609 개의 섬망 발병 개체에 대한 데이터 (학습: 487, 테스트: 122) 및 1019 개의 섬망이 아닌 정상 개체에 대한 데이터 (학습: 487, 테스트: 532) 가 이용되었다.

[0157] 도 4a의 (b) 및 (c)를 참조하면, 상기 예측 모델의 섬망 예측에 대한 민감도는 0.8197, 특이도는 0.7387 및 정확도는 0.7538로 매우 높은 수준으로 나타난다. 특히, 진단 능력을 의미할 수 있는 AUC값은 0.8597로 나타남에 따라, 상기 학습 데이터에 의해 학습된 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 섬망 진단 시스템에 적용될 경우, 개체에 대하여 섬망의 발병 위험도를 높은 정확도로 미리 예측할 수 있다.

[0158] 도 4b를 참조하면, 약물 투여 데이터, 심리 상태 평가 데이터, 생체 신호 데이터, 의료적 처치 데이터, 혈액 데이터 및 중증도 평가 데이터의 임상적 데이터를 기초로 섬망 (positive) 또는 섬망이 아닌 정상 (negative) 를 예측하도록 구성된 섬망 발병 위험도 예측 모델의 평가 결과가 도시된다.

[0159] 보다 구체적으로, 도 4b의 (a)를 참조하면, 상기 예측 모델의 학습 및 평가를 위해 609 개의 섬망 발병 개체에 대한 데이터 (학습: 122, 테스트: 487) 및 1019 개의 섬망이 아닌 정상 개체에 대한 데이터 (학습: 532, 테스트: 487) 가 이용되었다.

[0160] 도 4b의 (b) 및 (c)를 참조하면, 상기 예측 모델의 섬망 예측에 대한 민감도는 0.8279, 특이도는 0.75 및 정확도는 0.7645로 매우 높은 수준으로 나타난다. 특히, 전술한 도 4a의 약물 투여 데이터를 제외한 예측 모델의 평가 결과에서보다 상기 민감도, 특이도 및 정확도가 향상된 것으로 나타난다.

[0161] 한편, 상기 예측 모델의 진단 능력을 의미할 수 있는 AUC값은 0.8585로 나타남에 따라, 전술한 도 4a의 약물 투여 데이터를 제외한 예측 모델의 평가 결과와 유사한 것으로 보여진다.

[0162] 이러한 결과에 의해, 본 발명의 다양한 실시예에 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 섬망 진단 시스템에 적용될 경우, 개체에 대하여 섬망의 발병 위험도를 높은 정확도로 미리 예측할 수 있다.

[0163] 도 4c를 참조하면, 본 발명의 다양한 실시예에서 이용되는 임상적 데이터들의 영향력 (관련도) 평가 결과가 도시된다. 이때, 각 임상적 데이터에 대하여 산출된 평균 관련도 (relevance) 는, 섬망임을 예측하는 것에 대한 영향력을 의미할 수 있다.

[0164] 보다 구체적으로, 도 4c의 (a)를 참조하면, 섬망임을 예측하는 것에 있어서 영향력이 높은 것으로 나타난, 고관련도 임상적 데이터들이 도시된다. 보다 구체적으로, 2 일차 카테터 (catheter) 의 처치 여부 (의료적 처치 데이터) 에 대한 특징 데이터의 평균 관련도는 0.523812로, 다른 임상적 데이터들보다 높은 것으로 나타난다.

[0165] 즉, 섬망임을 예측하는 것에 있어서, 2 일차에 획득된 카테터의 처치 여부에 데이터의 영향력이 클 수 있다.

[0166] 나아가, 2 일차 폴리 (foley) 의 처치 여부, 2 일차 리스트레인트 (restraint) 처치 여부, 1일 차 리스트레인트 처치 여부, 1 일차 폴리의 처치 여부 및 2 일차 기계환기 처치 여부의 의료적 처치 데이터들이 순차적으로 평균 관련도가 높은 것으로 나타난다. 그 다음으로 약물 투여 데이터들의 평균 관련도가 높은 것으로 나타난다.

[0167] 이러한 결과는, 초기 데이터를 기초로 섬망을 예측 하는 것에 있어서, 다양한 임상적 데이터들 중 의료적 처치 데이터, 나아가 약물 투여 데이터가 섬망 예측에 큰 영향력을 제공한다는 것을 의미할 수 있다. 즉, 의료적 처치 데이터, 약물 투여 데이터를 이용할 경우, 우수한 진단 능력으로 개체에 대한 섬망 발병의 예측이 가능할 수 있다.

[0168] 도 4c의 (b)를 참조하면, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 있어서 영향력이 높은 것으로 나타난, 임상적 데이터들이 도시된다. 보다 구체적으로, 1 일차 카테터의 처치 여부 (의료적 처치 데이터) 에 대한 특징 데이터의 평균 관련도는 -0.39132로, 가장 낮은 것으로 나타난다.

[0169] 즉, 섬망이 아닌 정상을 예측하는 것에 있어서, 1 일차에 획득된 카테터의 처치 여부에 대한 영향력이 클 수 있다. 다시 말해, 섬망을 예측 하는 것에 있어서 상기 데이터들은, 관련도가 가장 낮을 수 있다.

[0170] 나아가, 2 일차 RASS 값, 1 일차 배액 기기 처치 여부, 1 일차 기계환기 처치 여부 순서로 평균 관련도가 낮은 것으로 나타난다.

[0171] 한편, 도 4d를 참조하면, 전술한 도 4c의 (a)에서 평균 관련도가 높은 상위 10 개의 임상적 데이터 (2 일차 카테터의 처치 여부, 2 일차 폴리의 처치 여부, 2 일차 리스트레인트 처치 여부, 1일 차 리스트레인트 처치 여부, 1 일차 폴리의 처치 여부, 2 일차 기계환기 처치 여부, 1 일차의 울티바 투여량, 2 일차의 울트라셋 투여량, 1 일차의 모르핀 투여량 및 1 일차의 마이폴 투여량) 를 순차적으로 누적하여 제외했을 때의 AUC값이 도시된다.

[0172] 보다 구체적으로, 평균 관련도가 높은 것으로 나타난, 즉 섬망을 예측하는 것에 있어서 영향력이 높은 임상적 데이터들이 제외됨에 따라, 섬망 예측에 대한 AUC값이 감소하는 것으로 나타난다.

[0173] 이는 영향력이 높은 임상적 데이터들의 제외에 따른, 섬망 예측의 성능 저하를 의미할 수 있다.

[0174] 이에, 본 발명의 다양한 실시예에서 이용되는 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 평균 관련도가 큰 임상적 데이터를 학습 데이터로 이용하도록 구성될 수 있다. 이에, 섬망 발병 위험도 예측 모델은, 섬망 예측에 있어서 다른 예측 모델보다 향상된 진단 능력으로 섬망 예측 결과를 제공할 수 있다.

[0175] 이상의 실시예의 결과로, 본 발명의 다양한 실시예에서 이용된 섬망 발병 위험도 예측 모델이 섬망 발병 위험도를 높은 정확도로 예측하는 것을 확인할 수 있었다. 나아가, 높은 AUC 값을 갖는 것으로 나타난 결과에 따라 본 발명의 예측 모델은 우수한 진단 능력을 가지는 것으로 확인할 수 있었다.

[0176] 이에, 본 발명은 섬망에 대한 처치 시점을 앞당겨 치료에 대한 좋은 예후를 제공할 수 있다.

[0177] 특히, 본 발명은 개체로부터 획득한 초기의 약물 투여 데이터, 의료적 처치 데이터와 함께 생체 신호 데이터, 혈액 데이터, 나아가 심리 상태 평가 및 중증도 평가 데이터의 임상 데이터에 기초한 섬망 발병 위험도 예측 시스템을 제공함으로써, 개체에 대하여 섬망 발병의 조기 진단을 제공할 수 있다.

[0178] 이에, 본 발명은 섬망 발병 개체의 생존률 증가, 합병증 예방, 및 치료 비용의 감소 효과를 제공할 수 있다.

[0179] 나아가 본 발명은 수신된 약물 투여 데이터 중 섬망 유발성 약물이 있을 경우 이에 대한 정보를 제공하는 피드백을 제공함에 따라, 의료진은 하여금 섬망 유발성 약물의 투약 중지와 같은 섬망에 대한 빠른 조치를 취할 수 있다.

[0180] 또한, 본 발명은, 개체에 대하여 예측 모델에 의해 섬망이 예측될 경우, 알람을 제공하여 섬망 발병 위험도를 알리도록 구성됨에 따라, 보호자 또는 의료진은 중환자와 같은 지속적인 모니터링이 요구되는 개체에 대하여 보다 용이하게 섬망 발병 고위험군을 인지할 수 있다.

[0181] 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 실 시 가능할 수도 있고 연관 관계로 함께 실시 가능할 수도 있다.

[0182] 이상 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예들을 더욱 상세하게 설명하였으나, 본 발명은 반드시 이러한 실시예로 국한되는 것은 아니고, 본 발명 의 기술사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 다양하게 변형 실시될 수 있다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시예들은 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 권리범위

에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0183] 100: 섬망 발병 위험도 예측용 디바이스

110: 수신부

120: 입력부

130: 표시부

140: 저장부

150: 프로세서

200: 개체

300: 임상적 데이터

310: 의료적 처치 데이터

320: 약물 투여 데이터

330: 생체 신호 데이터

340: 혈액 데이터

350: 중증도 평가 데이터

360: 심시 상태 평가 데이터

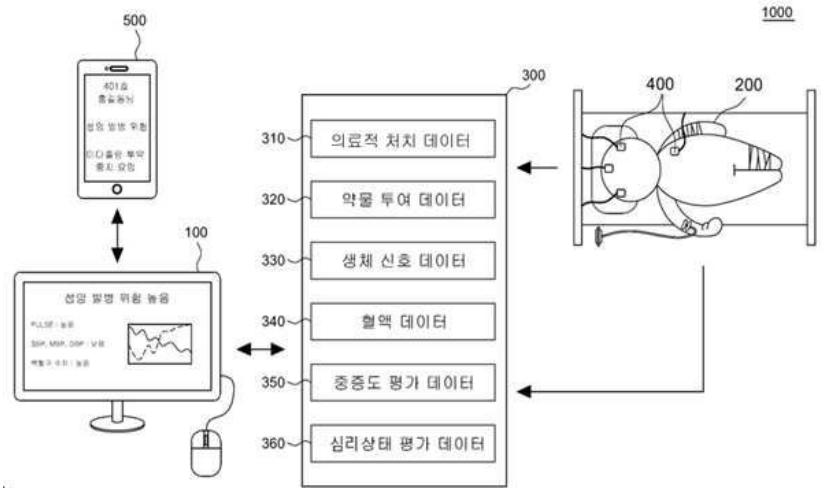
400: 의료적 처치

500: 의료진 디바이스

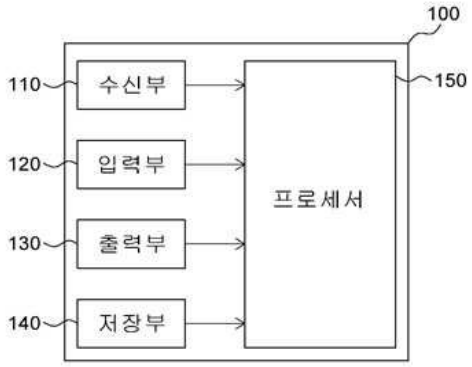
1000: 위험도 예측 시스템

도면

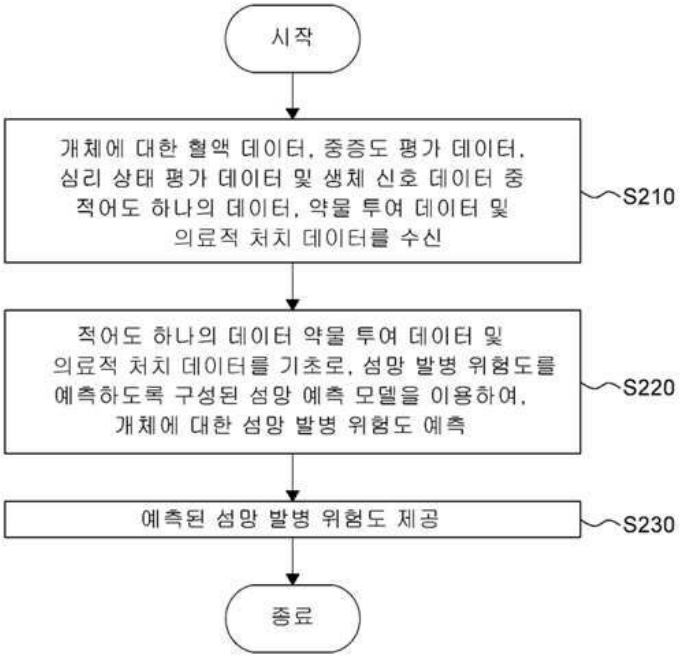
도면1a



도면1b



도면2



도면3a

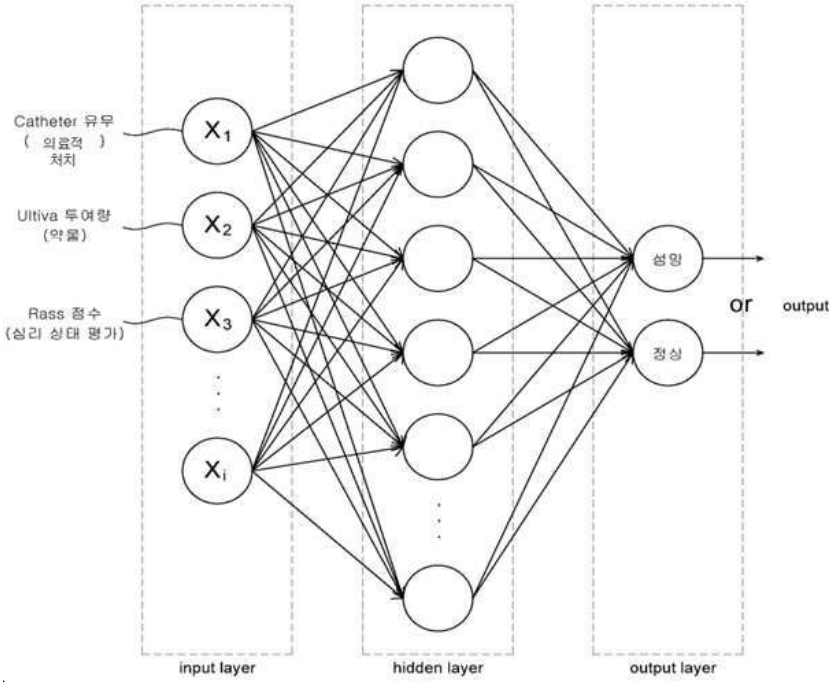
	섬망 발병 개체	정상 개체	제외 샘플	전체
학습 데이터	609	2656	3121	6386

섬망 발병 개체 정의 : 중환자실 입실 기간 전체에서 섬망 판정을 받은 개체
개체 정의 : 섬망 발생일 결측, 중환자실 입실 기간 전체에서 한번이라도 섬망 아님(ND) 판정을 받은 개체

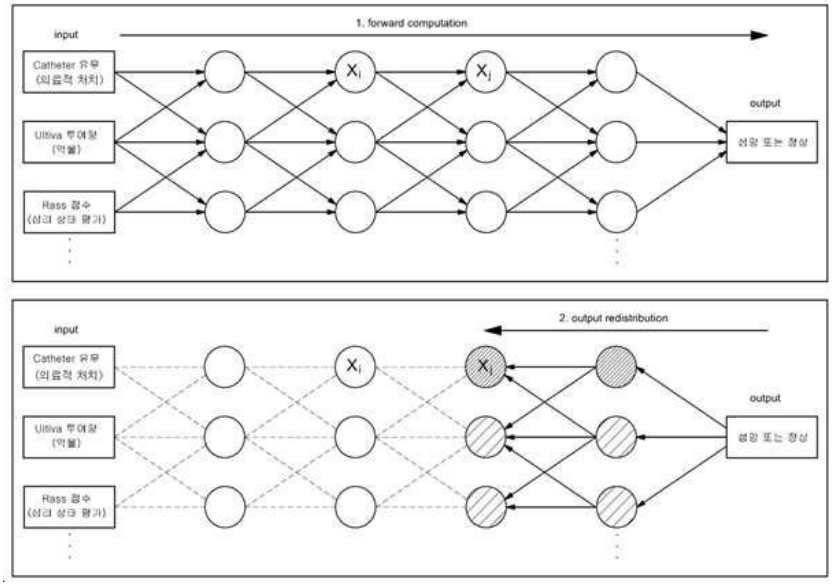
도면3b

종류	특징 이름	특징 설명
심리 상태 평가	RASS	Rass 값
	STAI	STAI값
생체 신호	PULSE	맥박
	RESP	호흡
	BT	체온
	SBP	SBP
	DBP	DBP
의료적 처치	CATH	Catheter 유무
	FOLEY	Foley 유무
	VENTIL	Mechanical ventilator 사용 여부
	RESTR	Restraint 여부
	DRAIN	Drainage 유무
	NUT	영양섭취
혈액	BUN	BUN-
	PH	ph-
	HCO3	hco3-
	CRP	crp-
	ALB	alb-
	HB	hb-
	HCT	hct-
	BILI	Bilirubin-
	NA	NA-
중증도 평가	APACHE	APACHE score
약물	ULTRACET	Ultracet
	MIDA	Midazolam
	ULTIVA	Ultiva
	POFOL	Pofol
	ALTIVAN	Altivan
	FENTANYL	Fentanyl
	PRECEDEX	Precedex
	IRCODON	IR codon
	TARGIN	TARGIN 20/10
	PERIDOL	Peridol
	RISPRDAL	Risperdal
	ZYPREXA	Zyprexa
	SEROQUEL	Seroquel
	ABILIFY	Abilify
	PETHIDINE	Pethidine
	DUROPAT	durogesic patch
	MORPHINE	Morphine
	MYPOL	Mypol

도면3c


Catheter 유무
(의료적)
처치
Ultiva 투여량
(약물)
Rass 점수
(심리 상태 평가)
X1
X2
X3
Xi
생명
정상
or
output
input layer
hidden layer
output layer

도면3d


input
1. forward computation
Catheter 유무
(의료적 처치)
Ultiva 투여량
(약물)
Rass 점수
(심리 상태 평가)
Xi
Xj
output
생명 또는 정상
input
2. output redistribution
Catheter 유무
(의료적 처치)
Ultiva 투여량
(약물)
Rass 점수
(심리 상태 평가)
Xi
Xj
output
생명 또는 정상

도면4a

(a)

	학습	테스트	합계
D (섬망임)	487	122	609
ND (섬망 아님)	487	532	1,019
합계	974	654	1,628

(b)

		출력 결과		
		Positive	Negative	합계
실제 정답	Positive	100 (tp)	22 (fn)	122
	Negative	139 (fp)	393 (fn)	532
	합계	239	415	654

(c)

	AUC	Sensitivity (TPR)	Specificity (TNR)	Precision (PPV)	Accuracy
평가 결과	0.8597	0.8197	0.7387	0.4184	0.7538

도면4b

(a)

	학습	테스트	합계
D (섬망임)	122	487	609
ND (섬망 아님)	532	487	1,019
합계	654	974	1,628

(b)

		출력 결과		
		Positive	Negative	합계
실제 정답	Positive	101 (tp)	21 (fn)	122
	Negative	133 (fp)	399(fn)	532
	합계	234	420	654

(c)

	AUC	Sensitivity (TPR)	Specificity (TNR)	Precision (PPV)	Accuracy
평가 결과	0.8585	0.8279	0.75	0.4316	0.7645

도면4c

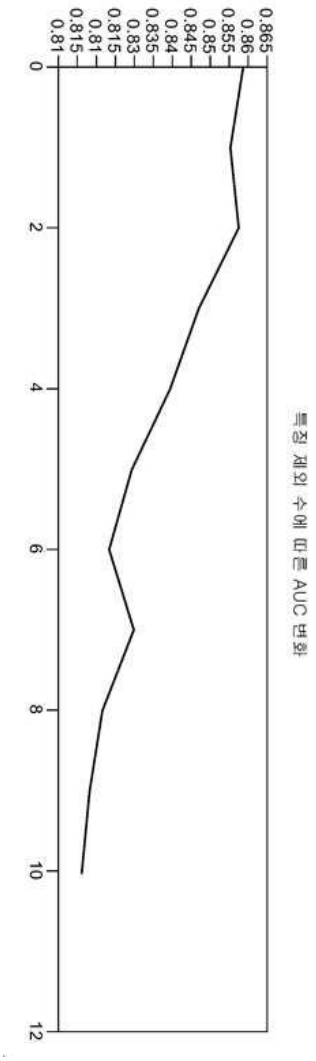
(a)

특징	종류	특징 설명	평균 Relevance
CATH_D2	의료적 처치	Catheter 유무 (둘째 날)	0.523812
FOLEY_D2	의료적 처치	Foley 유무 (둘째 날)	0.44383
RESTR_D2	의료적 처치	Restraint 여부 (둘째 날)	0.258578
RESTR_D1	의료적 처치	Restraint 여부 (첫째 날)	0.171163
FOLEY_D1	의료적 처치	Foley 유무 (첫째 날)	0.167409
VENTIL_D2	의료적 처치	Mechanical ventilator 사용 여부 (둘째 날)	0.049444
ULTIVA_D1	약물	Ultiva (첫째 날)	0.030591
ULTRACET_D2	약물	Ultracet (둘째 날)	0.024423
MORPHINE_D1	약물	Morphine (첫째 날)	0.020187
MYPOL_D2	약물	Mypol (첫째 날)	0.018497

(b)

특징	종류	특징 설명	평균 Relevance
CATH_D1	의료적 처치	Catheter 유무 (첫째 날)	-0.39132
RASS_D2	검사	Rass 값 (둘째 날)	-0.23263
DRAIN_D1	의료적 처치	Drainge 유무 (첫째 날)	-0.19471
VENTIL_D1	의료적 처치	Mechanical ventilator 사용 여부 (첫째 날)	-0.10225
PRCEDEX_D2	약물	Precedex (둘째 날)	-0.0707
MIDA_D1	약물	Midazolam (첫째 날)	-0.0563
MIDA_D2	약물	Midazolam (둘째 날)	-0.05462
ULTIVA_D2	약물	Ultiva (둘째 날)	-0.05151
BILI_D2	혈액 수치	Bilirubin- (둘째 날)	-0.0505
APACHE_D1	중증도 평가	Apache score (첫째 날)	-0.05023

도면4d


0.865
0.86
0.855
0.85
0.845
0.84
0.835
0.83
0.825
0.82
0.815
0.81
0
2
4
6
8
10
12
특징 제외 수에 따른 AUC 변화