



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0019717
(43) 공개일자 2023년02월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/50 (2018.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/11 (2006.01) A61B 5/16 (2006.01)
G16H 10/60 (2018.01) G16H 20/70 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/50 (2018.01)
A61B 5/1118 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0101573

(22) 출원일자 2021년08월02일

심사청구일자 2021년08월02일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

조은희

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

김수진

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인인벤싱크

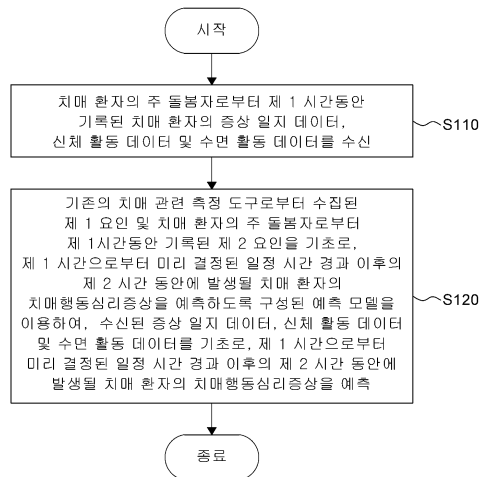
전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 치매행동심리증상에 대한 예측 방법 및 이를 이용한 디바이스

(57) 요약

본 명세서에서는 프로세서에 의해 구현되는 치매행동심리증상에 대한 예측 방법으로서, 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 상기 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신하는 단계; 및 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 상기 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 상기 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여, 수신된 상기 증상 일지 데이터, 상기 신체 활동 데이터 및 상기 수면 활동 데이터를 기초로, 상기 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하는 단계를 포함하는, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법을 제공한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/165 (2013.01)
A61B 5/4088 (2013.01)
A61B 5/4806 (2013.01)
A61B 5/7275 (2013.01)
G16H 10/60 (2021.08)
G16H 20/70 (2021.08)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자

허석재

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

신진희

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

강바다

서울특별시 서대문구 연세로 50-1

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345321166
과제번호	2020R1A6A1A03041989
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축(R&D)
연구과제명	김모임간호학연구소
기 여 율	4/10
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2020.06.01 ~ 2021.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711114767
과제번호	2018R1A2B6003506
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	머신러닝을 이용한 치매 행동심리증상(BPSD)의 예측모형 개발 및 평가: 종단적 연구
기 여 율	6/10
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2020.03.01 ~ 2021.08.31

명세서

청구범위

청구항 1

프로세서에 의해 구현되는 치매행동심리증상에 대한 예측 방법으로서,

치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 상기 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신하는 단계; 및

기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 상기 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 상기 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여, 수신된 상기 증상 일지 데이터, 상기 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 기초로, 상기 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하는 단계를 포함하는, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 신체 활동 데이터 및 상기 수면 활동 데이터는,

상기 치매 환자의 웨어러블 디바이스로부터 수집된, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 제 1 시간은,

상기 주 돌봄자가 상기 치매 환자를 돌보는 하루 동안의 시간인, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 증상 일지 데이터는,

이진 데이터(binary data)인, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 제 1 요인은,

의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating Scale, K-CDR), 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL)검사 및 한국판 5요인 성격 특성(Korean version of the Big Five Inventory, BFI-K)검사 중 적어도 하나로부터 수집된, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법.

청구항 6

제 1항에 있어서,

상기 제 2 요인은,

수면 활동, 신체 활동, 생리학적 미충족 요구 상태(physiological unmet needs state), 환경적 요인(environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger) 중 적어도 하나의 데이터를 포함하고,

상기 생리학적 미충족 요구 상태는,
 배고픔/갈증, 배뇨/배변, 통증/불편함 및 수면장애 중 적어도 하나를 포함하고,
 상기 환경적 요인은,
 소음, 빛, 온도 및 환경 변화 중 적어도 하나를 포함하는, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법.

청구항 7

제 1항에 있어서,
 상기 예측 모델은,
 예측된 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 전이학습(transfer learning) 하도록 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법.

청구항 8

제 1항에 있어서,
 상기 제 1 요인 및 상기 제 2 요인을 기초로, 상기 제 2 시간 동안 발생될 상기 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하도록 구성된 결정 모델을 이용하여,
 예측된 제 2 시간 동안에 발생될 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 기초로, 상기 제 2 시간 동안에 발생될 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하는 단계, 및
 상기 제 2 시간 이전에 결정된 상기 비약물적 요법을 제공하는 단계를 더 포함하는, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법.

청구항 9

제 1항에 있어서,
 수신된 상기 신체 활동 데이터 및 상기 수면 활동 데이터의 결측치에 대하여,
 MICE(Multivariate Imputation by Chained Equations)를 수행하는 단계를 더 포함하는, 치매행동심리 증상에 대한 예측 방법.

청구항 10

제 1항에 있어서,
 상기 제 1 요인 및 상기 제 2 요인은,
 타겟 인코딩(Target Encoding)이 수행된, 치매행동심리 증상에 대한 예측 방법.

청구항 11

제 1항에 있어서,
 수신된 상기 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터에 대하여,
 타겟 인코딩(Target Encoding)을 수행하는 단계를 더 포함하는, 치매행동심리 증상에 대한 예측 방법.

청구항 12

치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 상기 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신하도록 구성된 통신부, 및
 상기 통신부와 통신하도록 연결된 프로세서를 포함하고,
 상기 프로세서는,
 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 상기 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 상기 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될

상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여,

수신된 상기 증상 일지 데이터, 상기 신체 활동 데이터 및 상기 수면 활동 데이터를 기초로, 상기 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 13

제 12항에 있어서,

상기 프로세서는,

예측된 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 전이학습(transfer learning)하도록 더 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 14

제 12항에 있어서,

상기 프로세서는,

수신된 상기 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터에 대하여,

타겟 인코딩(Target Encoding)을 수행하도록 더 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 15

제 12항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제 1 요인 및 상기 제 2 요인을 기초로, 상기 제 2 시간 동안 발생될 상기 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하도록 구성된 결정 모델을 이용하여,

예측된 제 2 시간 동안에 발생될 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 기초로, 상기 제 2 시간 동안에 발생될 상기 치매 환자의 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하고,

상기 제 2 시간 이전에 결정된 상기 비약물적 요법을 제공도록 더 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 16

제 12항에 있어서,

상기 프로세서는,

수신된 상기 신체 활동 데이터 및 상기 수면 활동 데이터의 결측치에 대하여,

MICE(Multivariate Imputation by Chained Equations)를 수행하도록 더 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 17

제 12항에 있어서,

상기 제 1 시간은,

상기 주 돌봄자가 상기 치매 환자를 돌보는 하루 동안의 시간인, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 18

제 12항에 있어서,

상기 제 1 요인은,

의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating

Scale, K-CDR), 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL)검사 및 한국판 5요인 성격 특성(Korean version of the Big Five Inventory, BFI-K)검사 중 적어도 하나로부터 수집된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

청구항 19

제 12항에 있어서,

상기 제 2 요인은,

수면 활동, 신체 활동, 생리학적 미충족 요구 상태(physiological unmet needs state), 환경적 요인(environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger) 중 적어도 하나의 데이터를 포함하고,

상기 생리학적 미충족 요구 상태는,

배고픔/갈증, 배뇨/배변, 통증/불편함 및 수면장애 중 적어도 하나를 포함하고,

상기 환경적 요인은,

소음, 빛, 온도 및 환경 변화 중 적어도 하나를 포함하는, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 치매행동심리증상에 대한 예측 방법 및 이를 이용한 디바이스에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 치매는 연령이 증가하면서 발생하는 질환으로, 65세 이상 노인 인구의 약 5%, 85세 이상 노인 인구의 약 50 % 이상 발생하는 것으로 알려져 있으며, 세계적으로 노인 인구가 증가함에 따라, 치매 환자 또한 증가하고 있는 추세이다. 이러한 치매는 신체적, 인지적, 행동적 장애로 도움과 보조를 필요로 하는 의존성이 매우 높은 질병이다.

[0003] 치매는, 알츠하이머 병(Alzheimer's disease) 및 픽 병(Pick's disease) 등의 퇴행성 뇌질환, 뇌혈관 질환에 의한 혈관성 치매, 크루츠펠트-야콥 병(Creutzfeldt-Jakob disease)에 의한 치매, 대사질환으로 인한 치매, 알코올성 치매 및 외상성 치매 등을 포함하고 있으며, 대표적으로 기억장애가 발생한다.

[0004] 나아가, 치매는 기억장애를 포함한인지장애뿐만 아니라 무감동, 우울, 불안 등과 같은 행동심리증상(behavioral and psychological symptoms, BPS) 또한 동반될 수 있다.

[0005] 보다 구체적으로, 치매에 동반되는 치매행동심리증상(behavioral and psychological symptoms of dementia, BPSD)은 공격성, 배회, 초조, 부적절한 성적행동, 보호자 쫓아다니기, 소리 지르기, 악담, 불면증, 과식증과 같은 이상행동과 불안, 우울, 환각, 망상 등과 같은 정신증상을 포함하고 있으며, 이러한 치매행동심리증상은 치매 발생 초기에도 흔히 관찰된다.

[0006] 이러한 치매행동심리증상은 인지기능 저하나 신체적 기능장애를 악화시켜 환자의 병증을 심화시켜 사망으로 이어질 수 있으며, 환자뿐만 아니라 부양가족들에게도 부정적인 영향을 끼칠 수 있다. 또한, 치매행동심리증상은 다양한 병증을 동반함에 따라, 환자 및 부양가족들에게 의료비에 대한 부담을 가중시킬 수 있으며, 이에 따라, 치매관련 의료비용의 약 30 %는 치매행동심리증상 관리에 소요된다는 것이 보고되고 있다.

[0007] 한편, 치매행동심리증상은 인지기능저하보다 치료반응이 우수하여, 조기에 적절한 치료가 수행되었을 경우, 환자 및 부양가족의 삶의 질을 개선시켜주는 효과가 크다.

[0008] 따라서, 치매행동심리증상은 환자 및 부양가족에게 부담을 가중시키는 근본적인 원인임에 따라, 문제행동의 발생 및 이에 대한 관리는 중요한 과제임에 따라, 이를 예측하여 재빠른 치료의 선택과 처치가 수행될 수 있는 방법이 요구되고 있는 실정이다.

[0009] 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

- [0010] 종래에는 치매행동심리증상을 측정하는 도구로서, 신경 정신 평가(Neuropsychiatric Inventory, NPI)가 이용되고 있다. 그러나, 이러한 NPI는 연속적 측정이 아닌, 시간 경과 후에 평가하는 후향적(retrospective) 측정 도구임에 따라, 기억 편향(recall bias)이 발생할 가능성이 높으며, 이에 따라, 평가 신뢰도가 낮을 수 있다는 것을 인지하였다.
- [0011] 이에, 본 발명의 발명자들은 전술한 종래의 측정(평가) 방법의 한계를 극복하고자, 연속적으로 환자의 치매행동심리증상을 기록할 수 있는 치매행동심리증상 일지(BPSD diary)를 개발하였다.
- [0012] 한편, 치매 환자의 행동심리증상은 인지수준이나, 기능상태, 다른 질병 요인과 같은 개인적인 요인, 환경적 특징 및 사회 심리적 환경 등이 다차원적으로 상호 작용하여 발생한다. 이에, 치매 환자의 행동심리증상을 예측하기 위해서는, 전술한 측정도구로부터 수집된 다양한 요인들에 따른 치매행동심리증상을 장기간 관찰하고, 이로부터 수집 및 도출된 데이터를 분석하여 치매행동심리증상의 원인을 파악해야 한다. 그러나, 수집된 데이터는 다양한 양의 정보가 장기간 기록되어 방대한 규모를 가짐에 따라, 단순 수식으로는 이의 분석(예측)에 한계를 가질 수 있다.
- [0013] 그러나, 머신러닝과 같은 인공지능은 빠른 시간 내에 많은 양의 데이터를 더 정확하게 분석하고, 적은 양의 데이터로부터 다양한 결과를 도출할 수 있다는 장점이 있다.
- [0014] 이에, 발명의 발명자들은 전술한 치매행동심리증상 일지로부터 수집된 다양한 치매 환자의 데이터를 인공지능 알고리즘 기반의 시스템에 적용하여, 치매 환자의 치매행동심리증상을 보다 높은 정밀도 및 정확도로 예측하고자 하였다.
- [0015] 보다 구체적으로, 본 발명의 발명자들은 환자(개체)에 대한 기존의 치매 관련 측정 도구 데이터와 환자로부터 기록된 수면 활동, 신체 활동, 치매행동심리증상 일지에 대한 데이터가 환자의 치매행동심리증상과 연관성을 가질 수 있음에 주목하였으며, 이에 따라, 전술한 다양한 데이터를 기초로 환자의 치매행동심리증상을 예측하는 것에 이용될 수 있음을 인지할 수 있었다.
- [0016] 결국, 본 발명의 발명자들은 전술한 치매행동심리증상 일지를 통하여 측정된 다양한 요인들이 머신러닝 인공지능에 적용됨에 따라, 높은 신뢰도로 치매행동심리증상을 예측할 수 있다는 것을 발견하였다.
- [0017] 즉, 본 발명의 발명자들은 치매 환자에 대한 다양한 요인들을 통하여 치매행동심리증상을 예측하여, 이를 사전에 예방하고자 하였으며, 이에, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, 종래부터 수행되어 오는 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 요인 및 치매 환자 또는 치매 환자의 보호자로부터 연속적으로 수집된 요인을 통하여, 치매 환자의 치매행동심리증상을 결정(예측)할 수 있는 예측 방법 및 이에 따른 디바이스를 제공하는 것이다.
- [0018] 본 발명의 과제들은 이상에서 언급한 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0019] 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위해, 본 발명은 프로세서에 의해 구현되는 치매행동심리증상에 대한 예측 방법으로서, 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신하는 단계; 및 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여, 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하는 단계를 포함하는, 치매행동심리증상에 대한 예측 방법을 제공한다.
- [0020] 본 발명의 특징에 따르면, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터는, 치매 환자의 웨어러블 디바이스로부터 수집될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 치매 환자의 신체 활동 및 수면 활동을 측정할 수 있는 다양한 디바이스로부터 모두 수집될 수 있다.
- [0021] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 제 1 시간은, 주 돌봄자가 치매 환자를 돌보는 하루 동안의 시간일 수 있으나

이에 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 제 1 시간은 사용자가 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하고자 하는 제 2 시간 이전의 일정 기간을 의미할 수 있다. 나아가, 제 2 시간은 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 시간을 의미할 수 있으며, 이때, 미리 결정된 일정 시간은 예를 들어 치매 환자의 야간 수면 시간을 의미할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.

[0022] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 증상 일지 데이터는, 이진 데이터(binary data)일 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 이진 데이터는 특정 행동 및 상황의 발생 여부로서, '있다' 또는 '없다'로 기록되어, 프로세서 내에서 0 또는 1로 나타낼 수 있다.

[0023] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 제 1 요인은, 의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating Scale, K-CDR, 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL)검사 및 한국판 5요인 성격 특성(Korean version of the Big Five Inventory, BFI-K)검사 중 적어도 하나로부터 수집될 수 있다. 즉, 제 1 요인은 전술한 의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating Scale, K-CDR), 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL)검사 및 한국판 5요인 성격 특성 (Korean version of the Big Five Inventory, BFI-K)검사 내에 포함되어 있는 치매 환자에 대한 다양한 데이터를 의미할 수 있다.

[0024] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 제 2 요인은, 수면 활동, 신체 활동, 생리학적 미충족 요구 상태 (physiological unmet needs state), 환경적 요인(environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger) 중 적어도 하나의 데이터를 포함하고, 생리학적 미충족 요구 상태는, 배고픔/갈증, 배뇨/배변, 통증/불편함 및 수면장애 중 적어도 하나를 포함하고, 환경적 요인은, 소음, 빛, 온도 및 환경 변화 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0025] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 예측 모델은, 예측된 치매 환자의 치매행동심리증상을 전이 학습(transfer learning) 하도록 구성될 수 있다. 즉, 본 발명의 다양한 실시예에서 사용되는 예측 모델은 전이 학습을 통하여, 한정된 데이터에서 다양한 예측 결과를 도출할 수 있다.

[0026] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 치매 행동심리증상에 대한 예측 방법은, 제 1 요인 및 제 2 요인을 기초로, 제 2 시간 동안 발생될 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하도록 구성된 결정 모델을 이용하여, 예측된 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 기초로, 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하는 단계, 및 제 2 시간 이전에 결정된 비약물적 요법을 제공하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0027] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 치매 행동심리증상에 대한 예측 방법은, 수신된 데이터에 대하여 전처리하는 단계를 더 포함할 수 있다. 보다 구체적으로, 본 발명은 수신된 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터의 결측치에 대하여, MICE(Multivariate Imputation by Chained Equations)를 수행하는 단계를 더 포함할 수 있으며, 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터에 대하여, 타겟 인코딩(Target Encoding)을 수행하는 단계를 더 포함할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 수신되는 다양한 데이터에 대하여 다양한 전처리 방법이 적용될 수 있다.

[0028] 예를 들어, 본 발명은 전술한 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터뿐만 아니라, 예측 모델의 학습에 이용되는 제 1 요인 및 제 2 요인에 타겟 인코딩을 수행하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0029] 전술한 바와 같은 과제를 해결하기 위해, 본 발명은 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신하도록 구성된 통신부, 및 통신부와 통신하도록 연결된 프로세서를 포함하고, 프로세서는, 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여, 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스를 제공한다.

[0030] 본 발명의 특징에 따르면, 프로세서는, 예측된 치매 환자의 치매행동심리증상을 전이학습(transfer learning)하도록 더 구성될 수 있다.

[0031] 본 발명의 다른 특징에 따르면, 프로세서는, 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터

에 대하여, 타겟 인코딩(Target Encoding)을 수행하도록 더 구성될 수 있다.

- [0032] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 프로세서는, 제 1 요인 및 제 2 요인을 기초로, 제 2 시간 동안 발생될 치매 행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하도록 구성된 결정 모델을 이용하여, 예측된 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 기초로, 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하고, 제 2 시간 이전에 결정된 비약물적 요법을 제공도록 더 구성될 수 있다.
- [0033] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 프로세서는, 수신된 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터의 결측치에 대하여, MICE(Multivariate Imputation by Chained Equations)를 수행하도록 더 구성될 수 있다.
- [0034] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 제 1 시간은, 주 돌봄자가 치매 환자를 돌보는 하루 동안의 시간일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0035] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 제 1 요인은, 의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating Scale, K-CDR), 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL)검사 및 한국판 5요인 성격 특성(Korean version of the Big Five Inventory, BFI-K)검사 중 적어도 하나로부터 수집될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0036] 본 발명의 또 다른 특징에 따르면, 제 2 요인은, 수면 활동, 신체 활동, 생리학적 미충족 요구 상태 (physiological unmet needs state), 환경적 요인(environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger) 중 적어도 하나의 데이터를 포함하고, 생리학적 미충족 요구 상태는, 배고픔/갈증, 배뇨/배변, 통증/불편함 및 수면장애 중 적어도 하나를 포함하고, 환경적 요인은, 소음, 빛, 온도 및 환경 변화 중 적어도 하나를 포함할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0037] 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 아니된다.

발명의 효과

- [0038] 본 발명은 치매 환자의 치매행동심리증상을 사전에 감지하고, 이와 관련된 정보를 객관적으로 제공할 수 있다.
- [0039] 보다 구체적으로, 본 발명은 치매행동심리증상을 하위증후군으로 분류하고, 이를 머신러닝에 적용함으로써, 치매행동심리증상 예측에 있어 보다 높은 정밀도 및 정확도를 가질 수 있으며, 이에 따라, 치매 환자의 치매행동심리증상을 보다 정확하게 결정 및 예측할 수 있다.
- [0040] 이에, 본 발명은 치매 환자에 대한 치매행동심리증상의 발생 여부가 예측된 경우, 사용자 즉, 치매 환자, 환자의 보호자 및 의료진에게 피드백을 제공함으로써, 개체의 치매행동심리증상에 대하여 빠른 예방적 조치를 취할 수 있으며, 이에 따라, 치매 환자의 치료에 있어, 좋은 예후를 기여할 수 있다.
- [0041] 또한, 본 발명은 치매 환자의 치매행동심리증상에 대한 원인은 파악할 수 있음에 따라, 개체에게 보다 최적화되어 효과적인 치매행동심리증상 예방 치료의 선택을 가능하게 할 수 있다. 이에, 본 발명은 치매 환자의 치매행동심리증상에 대한 치료의 성공률을 증가시키고, 이에 따른 환자 및 보호자의 돌봄 부담을 줄일 수 있으며, 나아가, 검사 및 입원에 대한 과정을 줄일 수 있음에 따라, 환자에 대한 심리적 부담, 불안감 및 이에 따른 의료비를 감소시킬 수 있다.
- [0042] 또한, 본 발명은 단순히 치매 환자의 치매행동심리증상의 예방뿐만 아니라, 이를 완화할 수 있는 중재 방법을 제시할 수 있다. 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 치매 환자의 치매행동심리증상에 따른 비약물적 치료 가이드를 제시할 수 있다.
- [0043] 본 발명에 따른 효과는 이상에서 예시된 내용에 의해 제한되지 않으며, 더욱 다양한 효과들이 본 명세서 내에 포함되어 있다.

도면의 간단한 설명

- [0044] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법의 절차에 대한 순서도이다.
- 도 2은 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스에 기초한 치매행동심리증상에 대한 예측 시스템의 개략도이다.

도 3a는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스의 개략도이다.

도 3b는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 사용되는 예측 모델에 대한 개략도이다.

도 3c는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 사용되는 치매행동심리증상 일지(BPSD diary)에 대한 개략도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 시스템에서의 사용자 디바이스에 대한 개략도이다.

도 5a 및 5b는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법의 예측 모델의 학습 및 평가에 이용된 치매 환자의 특징 데이터 결과를 도시한 것이다.

도 6a 내지 6c는 학습 데이터 및 평가 데이터에 따른 본 발명의 예측 모델에 대한 평가 결과를 도시한 것이다.

도 7은 GBM에 따른 치매 환자의 치매행동심리증상에 대한 기능 중요도(feature importance) 결과를 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0045] 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. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조부호가 사용될 수 있다.
- [0046] 본 문서에서, "가진다," "가질 수 있다," "포함한다," 또는 "포함할 수 있다" 등의 표현은 해당 특징(예: 수치, 기능, 동작, 또는 부품 등의 구성요소)의 존재를 가리키며, 추가적인 특징의 존재를 배제하지 않는다.
- [0047] 본 문서에서, "A 또는 B," "A 또는/및 B 중 적어도 하나," 또는 "A 또는/및 B 중 하나 또는 그 이상" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. 예를 들면, "A 또는 B," "A 및 B 중 적어도 하나," 또는 "A 또는 B 중 적어도 하나"는, (1) 적어도 하나의 A를 포함, (2) 적어도 하나의 B를 포함, 또는(3) 적어도 하나의 A 및 적어도 하나의 B 모두를 포함하는 경우를 모두 지칭할 수 있다.
- [0048] 본 문서에서 사용된 "제1," "제2," "첫째," 또는 "둘째," 등의 표현들은 다양한 구성요소들을, 순서 및/또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다. 예를 들면, 제1 사용자 기기와 제2 사용자 기기는, 순서 또는 중요도와 무관하게, 서로 다른 사용자 기기를 나타낼 수 있다. 예를 들면, 본 문서에 기재된 권리범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 바꾸어 명명될 수 있다.
- [0049] 어떤 구성요소(예: 제1 구성요소)가 다른 구성요소(예: 제2 구성요소)에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어((operatively or communicatively) coupled with/to)" 있다거나 "접속되어(connected to)" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소(예: 제1 구성요소)가 다른 구성요소(예: 제2 구성요소)에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소와 상기 다른 구성요소 사이에 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)가 존재하지 않는 것으로 이해될 수 있다.
- [0050] 본 문서에서 사용된 표현 "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, "~에 적합한(suitable for)," "~하는 능력을 가지는(having the capacity to)," "~하도록 설계된(designed to)," "~하도록 변경된(adapted to)," "~하도록 만들어진(made to)," 또는 "~를 할 수 있는(capable of)"과 바꾸어 사용될 수 있다. 용어 "~하도록 구성된(또는 설정된)"은 하드웨어적으로 "특별히 설계된(specifically designed to)" 것만을 반드시 의미하지 않을 수 있다. 대신, 어떤 상황에서는, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다. 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성된(또는 설정된)프로세서"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리 장치에 저장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(generic-purpose processor)(예: CPU 또는 application processor)를 의미할 수 있다.

- [0051] 본 문서에서 사용된 용어들은 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 다른 실시예의 범위를 한정하려는 의도가 아닐 수 있다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다. 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 용어들은 본 문서에 기재된 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가질 수 있다. 본 문서에 사용된 용어들 중 일반적인 사전에 정의된 용어들은, 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 동일 또는 유사한 의미로 해석될 수 있으며, 본 문서에서 명백하게 정의되지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다. 경우에 따라서, 본 문서에서 정의된 용어일지라도 본 문서의 실시 예를 배제하도록 해석될 수 없다.
- [0052] 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.
- [0053] 본 명세서의 해석의 명확함을 위해, 이하에서는 본 명세서에서 사용되는 용어들을 정의하기로 한다.
- [0054] 본 명세서에서 사용되는 용어, "개체"는 치매행동심리증상을 예측하고자 하는 모든 대상을 의미할 수 있다. 예를 들어, 개체는, 치매 환자일 수도 있다.
- [0055] **본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법 및 이에 기초한 시스템**
- [0056] 이하에서는 도 1 내지 4를 참조하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법 및 이에 기초한 시스템에 대하여 설명하도록 한다.
- [0057] 도 1은, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법의 절차에 대한 순서도이다.
- [0058] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 프로세서에 의해 구현되는 치매행동심리증상에 대한 예측 방법으로서, 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신하는 단계(S110) 및 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여, 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하는 단계(S120)을 포함한다.
- [0059] 먼저, 수신하는 단계(S110)에서 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터는 사용자 디바이스로부터 수신될 수 있으며, 사용자 디바이스는 치매 환자 및 주 돌봄자가 이용하는 디바이스를 의미할 수 있다.
- [0060] 예를 들어, 치매 환자의 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터는 치매 환자의 신체에 부착되어 있는 웨어러블 디바이스로부터 수집되어 수신될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 카메라 및 센서를 포함하여 치매 환자의 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 측정할 수 있는 다양한 디바이스로부터 수집될 수 있다.
- [0061] 나아가, 증상 일지 데이터는 치매 환자의 주 돌봄자 디바이스로부터 기록(수집)되어 수신될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다. 이때, 주 돌봄자는 치매 환자를 보살피는 인력으로서, 치매 환자의 가족, 요양사 및 의료 인력을 모두 포함할 수 있다.
- [0062] 수신하는 단계(S110)에서 제 1 시간은 주 돌봄자가 치매 환자를 돌보는 하루 동안의 시간을 의미할 수 있다. 즉, 제 1 시간은 치매행동심리증상에 대한 예측 결과를 제공받는 날 이전의 시간을 의미할 수 있다. 예를 들어, 제 1 시간은 치매행동심리증상에 대한 예측 결과를 제공받는 날로부터 미리 결정된 일정 시간 전의 특정 기간을 의미할 수 있으며, 이때, 미리 결정된 일정 시간은 치매 환자의 야간 수면 시간을 의미할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0063] 그 다음, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델은 제 1 요인 및 제 2 요인에 기초하여 학습되고, 이에 따라, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성될 수 있다.
- [0064] 예를 들어, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델은, 로지스틱 회귀(Logistic regression), 콕스 비례 위험(Cox proportional hazards) 모델, 로지트(logit) 모델, 다항 프로빗(multinomial probit) 모델, 다항 로지트 모델, 정렬(ordered) 프로빗 모델, 정렬 로지트 모델, 와이블(Weibull) 모델, 지수(exponential) 모델, 로그-로지스틱(log-logistic) 모델, 로그노말(lognormal) 모델, 및 카플란-마이어(Kaplan-Meier) 모델 중 적어도

하나일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다. 또한, 예측 모델은, XGBoost 알고리즘(Extreme Gradient Boosting algorithm, GBM), RF(Random Forest), glmnet, cforest, CART(Classification and Regression Trees for Machine Learning), treebag, kNN(K-Nearest Neighbors), nnet(neural network), SVM(Support Vector Machine), SVM-radial (Support Vector Machine radial), SVM-linear(Support Vector Machine linear), NB(Naive Bayes), CNN(Convolution Neural Network), DCNN(Deep Convolution Neural Network) 또는 mlp(multilayer perception)의 알고리즘을 기반의 모델일 수도 있다. 이러한, 예측 모델의 예측 방법은 앞으로 설명될 도 3a 내지 3c에서 보다 구체적으로 다루도록 한다.

[0065] 이에, 예측하는 단계(S120)는 전술한 예측 모델을 통하여, 치매 환자의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측할 수 있다.

[0066] 한편, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델의 학습에 이용되는, 제 1 요인은 의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating Scale, K-CDR), 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL)검사 및 한국판 5요인 성격 특성 (Korean version of the Big Five Inventory, BFI-K)검사 중 적어도 하나로부터 수집될 수 있으며, 제 2 요인은, 수면 활동, 신체 활동, 생리학적 미충족 요구 상태(physiological unmet needs state), 환경적 요인 (environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger) 중 적어도 하나의 데이터를 포함할 수 있다.

[0067] 또한, 제 2 요인의 생리학적 미충족 요구 상태는, 배고픔/갈증, 배뇨/배변, 통증/불편함 및 수면장애 중 적어도 하나를 포함할 수 있으며, 환경적 요인은, 소음, 빛, 온도 및 환경 변화 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0068] 이러한, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 예측 모델 학습에 이용되거나, 수신되는 데이터에 대하여 전처리하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0069] 예를 들어, 수신하는 단계(S110)를 통하여 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터와 예측 모델 학습에 이용된 제 1 요인 및 제 2 요인 데이터는 MICE(Multivariate Imputation by Chained Equations) 알고리즘, 최소-최대 평준화(Min-Max normalization), 타겟 인코딩(Target encoding) 및 SMOTE(Synthetic Minority Oversampling Technique) 방법이 적용될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 수집된 로우 데이터(raw data)가 예측 모델 학습 및 예측 모델에 적용되기 위한 다양한 전처리 방법이 모두 포함될 수 있다.

[0070] 보다 구체적으로, 데이터에 대한 결측치(Missing Value)가 있는 경우, 시뮬레이션을 반복하여 대체치(Imputation)를 제시할 수 있는 MICE 알고리즘이 적용될 수 있다. MICE 알고리즘은 먼저, 결측치에 대해 평균값을 채운 뒤, 임의의 결측치 하나를 비워 둔다. 그 다음, 결측치에 대한 피쳐(Feature)를 결과 변수(Outcome Variable)가 설정되고, 나머지 피쳐를 입력 변수(Input Variable)로 설정한 뒤, 선형 회귀(Linear Regression)를 통하여 결측치가 산출될 수 있다.

[0071] 이때, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서는 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터에 대하여 전술한 MICE 알고리즘이 적용되었으며, 이에 따라, 수신된 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터의 결측치에 대하여, MICE(Multivariate Imputation by Chained Equations)을 수행하는 단계를 더 포함할 수 있다. 나아가, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터는 수신하는 단계(S110)에서의 수신된 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터에 제한되는 것은 아니며, 제 2 요인의 신체 활동 데이터를 포함할 수 있다.

[0072] 나아가, 수신하는 단계(S110)를 통하여 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터와 예측 모델 학습에 이용된 제 1 요인 및 제 2 요인 데이터는 타겟 인코딩이 적용될 수 있다. 분류 피쳐(Categorical Features)의 경우, 예측 모델을 포함하는 다양한 머신 러닝 모델에 그대로 이용될 수 없음에 따라, 인코딩을 통하여 연속 피쳐(Continuous Features)로 변환시켜야 한다. 이때, 변환 과정은 One-Hot Encoding이 수행될 수 있다. 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서는 이를 사용하지 않았고, 타겟 인코딩을 수행하였다. 보다 구체적으로, One-Hot Encoding이 적용된 경우, 분류 피쳐의 각 범주 간 관계를 설명할 수 없고, 피쳐의 개수가 기존 피쳐의 개수보다 증가하기 때문에, Dataset의 수가 적은 경우 모델 성능이 감소할 수 있다. 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서는 각각의 범주를 0,1 대신 특정한 값들로 대체하는 타겟 인코딩을 통하여 분류 피쳐를 변환하였으며, 이때, 대체하는 값은 각 범주에 대한 결과 변수(Outcome Variable)의 평균값을 사용하였다.

[0073] 또한, 수신하는 단계(S110)를 통하여 수신된 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터와 예측

모델 학습에 이용된 제 1 요인 및 제 2 요인 데이터는 최소-최대 평균화가 적용될 수 있다. 연속 피쳐(Continuous Features)의 경우, 각 피쳐 값의 범위가 달라, 예측 모델(머신 러닝 모델)에 그대로 적용할 경우, 특정 피쳐의 영향력이 지나치게 커지거나, 감소하는 문제가 발생할 수 있다. 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서는 연속 피쳐(Continuous Features)에 대하여 최소-최대 평균화를 적용하였으며, 최소-최대 평균화는 각 피쳐 별로 최솟값(Min Value)은 0, 최댓값(Max Value)은 1로 변환해주는 방법이다.

[0074] 또한, 예측 모델 학습에 이용된 제 1 요인 및 제 2 요인 데이터에는 SMOTE(Synthetic Minority Oversampling Technique) 방법이 적용될 수 있다. 결과 변수(Outcome Variable)는 특정 변수가 더 많거나 적은 빈도수를 가지는 분류 불균형(class imbalance) 문제를 가질 수 있으며, 이에 따라, 예측 모델의 하위 분류(minor class)에 대한 예측 성능이 낮아질 수 있다. SMOTE는 샘플링 진행 시, 서로 다른 분류(class) 중 상대적으로 개수가 적은 분류의 샘플을 더 많이 뽑는 Oversampling 방법 중 하나로, 거리 기반 머신 러닝 알고리즘인 K-NN을 이용하여 무작위 샘플링이 수행되는 Oversampling보다 데이터를 추가로 더 생성할 수 있다. 예를 들어, SMOTE는 Minor Class Sample X_i 에 대하여 인접한 k개의 Sample 중 하나인 X_j 를 랜덤하게 선택한 뒤, X_i 와 X_j 의 Euclidean Distance를 구한 후, 이를 Uniform(0,1) 분포에서 생성한 weight와 곱해준 후, 이 값을 X_i 에 더하여 새로운 샘플을 생성할 수 있다. 이때, 두 분류의 개수가 동일해질 때까지 반복하여 불균형(Imbalanced)문제를 해결해 수 있다.

[0075] 즉, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 전술한 전처리 단계를 포함함에 따라, 다양한 치매 환자에 대한 데이터를 보다 원활하게 예측 모델(머신 러닝)에 적용하여, 보다 높은 정확도로 치매 행동심리증상을 예측할 수 있다.

[0076] 더욱이, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델은 제 1 요인 및 제 2 요인에 기초한 학습뿐만 아니라, 이로부터 도출되는 다양한 결과 데이터를 다시 재학습하는 전이 학습(transfer learning)하도록 더 구성될 수 있다. 이때, 전이 학습은 특정 특징에 대한 학습된 모델의 가중치를 다른 특징에 재보정하여 적용하는 재학습 훈련을 의미할 수 있으며, 이에, 적은 수의 데이터를 가지고 다양한 결과를 도출할 수 있다.

[0077] 보다 구체적으로, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델은 예측된 특정 환자에 대한 한 종류의 치매행동심리증상 결과에 기초하여, 특정 치매 환자의 다양한 치매행동심리증상을 예측할 수 있다. 즉, 본 발명의 예측 모델은, 전이 학습을 통하여, 치매 환자의 다양한 치매행동심리증상에 대한 개인적인 성향 결과를 도출할 수 있다.

[0078] 더욱이, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델은 제 1 치매 환자로부터 도출된 결과에 기초하여, 제 1 치매 환자 이외의 다양한 치매 환자에 대한 치매행동심리증상을 예측할 수 있다.

[0079] 이에, 예측하는 단계(S120)에서 이용된 예측 모델은 치매 환자 개개인의 치매행동심리증상 예측 및 이와 관련된 다양한 결과 데이터를 구축하여, 제공할 수 있다. 이때, 치매행동심리증상 예측과 관련된 결과 데이터는 치매 환자의 치매행동심리증상을 야기시킬 수 있는 원인 요인을 포함할 수 있다.

[0080] 더욱이, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 제 1 요인 및 제 2 요인을 기초로, 제 2 시간 동안 발생될 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하도록 구성된 결정 모델을 이용하여, 예측된 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 기초로, 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 완화시킬 수 있는 비약물적 요법을 결정하는 단계, 및 제 2 시간 이전에 결정된 비약물적 요법을 제공하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0081] 결국, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 단순히 치매 환자의 치매행동심리증상의 예방뿐만 아니라, 이를 완화할 수 있는 중재 방법을 제시할 수 있다. 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 치매 환자의 치매행동심리증상에 따른 비약물적 치료 가이드를 제시할 수 있다.

[0082] 도 2은 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스에 기초한 치매행동심리증상에 대한 예측 시스템을 예시적으로 도시한 것이다. 이때, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스는 전술한 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에 기초할 수 있다.

[0083] 도 2을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 시스템(1000)은, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100), 사용자 디바이스(200) 및 DB(400)를 포함할 수 있으며, 치매 환자(300)에 대

한 다양한 데이터 수집한 뒤, 이를 기초로 치매행동심리증상을 예측하고, 이를 제공하도록 구성된 시스템일 수 있다.

- [0084] 먼저, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)는 사용자 디바이스(200)로부터 제공된 치매 환자(300)의 다양한 데이터를 기초로 치매행동심리증상을 예측하기 위해, 다양한 연산을 수행하는 범용 컴퓨터, 랩탑, 및/또는 데이터 서버 등을 포함할 수 있다.
- [0085] 보다 구체적으로, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)는 사용자 디바이스(200)로부터 치매 환자(300)에 대한 제 1 시간동안 기록된 치매 환자(300)의 증상 일지 데이터 신체 활동 데이터, 수면 활동 데이터를 수신한 뒤, 수신된 데이터를 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자(300)의 치매행동심리증상을 예측하여, 예측된 결과를 사용자 디바이스(200)에게 제공할 수 있다.
- [0086] 이와 같이, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)는 사용자 디바이스(200)에 설치된 웹 브라우저를 통해 웹 페이지로 제공되거나, 어플리케이션, 또는 프로그램 형태로 제공될 수 있다. 다양한 실시예에서 이러한 데이터는 클라이언트-서버 환경에서 플랫폼에 포함되는 형태로 제공될 수 있다.
- [0087] 다음으로, 사용자 디바이스(200)는 치매 환자(300)에 대한 다양한 데이터와 관련하여, 웹 페이지를 제공하는 웹 서버(web server) 또는 모바일 웹 사이트를 제공하는 모바일 웹 서버(mobile web server)에 액세스하기 위한 디바이스일 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.
- [0088] 보다 구체적으로, 사용자 디바이스(200)는 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)로부터 치매 환자(300)에 대한 치매행동심리증상에 대한 정보 제공을 요청하고, 예측 결과 데이터를 나타내기 위한 사용자 인터페이스를 제공하는 전자 장치로서, 스마트폰, 태블릿 PC (Personal Computer), 노트북 및/또는 PC 등 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0089] 이때, 사용자 디바이스(200)는 치매 환자(300)의 주 돌봄자(Main Caregiver)가 이용하는 디바이스이며, 이때, 주 돌봄자는 치매 환자(300)를 직접적으로 돌보는 가족 또는 의료진일 수 있다.
- [0090] 나아가, 사용자 디바이스(200)는 전술한 주 돌봄자의 디바이스뿐만 아니라, 치매 환자(300)의 신체에 부착되어, 치매 환자(300)의 신체 활동 및 수면 활동을 측정(기록)할 수 있는 디바이스를 포함할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 사용자 디바이스(200)는 치매 환자(300)의 신체 활동 및 수면 활동을 측정(기록)할 수 있는 디바이스를 모두 포함할 수 있으며, 어플리케이션, 프로그램, 위젯 또는 웹 브라우저 등이 설치된 스마트폰, 태블릿, PC, 웨어러블 디바이스, PC 또는 스마트 TV, LED SIGN 등일 수 있다.
- [0091] 사용자 디바이스(200)는 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)로부터 예측된 치매 환자(300)에 대한 치매행동심리증상 결과를 수신하고, 수신된 결과를 표시부를 통해 표시할 수 있다. 이때, 치매행동심리증상 결과는 예측 모델에 의해 예측된 치매행동심리증상으로서, 특정 시간에 발생될 정신병적 증상(Psychotic symptom), 정동 증상(Affective symptoms), 과잉행동 증상(Hyperactivity symptom), 들뜬기분/다행감 증상, 이상운동 증상, 수면/야간행동 증상 및 식욕/섭식장애 증상을 포함할 수 있다.
- [0092] 다음으로, DB(400)는 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)에 수신된 데이터를 수집하고, 수집된 데이터를 기초로 제공되는 치매행동심리증상에 대한 예측 결과 데이터를 저장할 수 있다. 즉, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)에 수신되는 치매 환자(300)의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 치매 환자(300)의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터와, 이를 기초로 예측된 치매 환자(300)에 대한 치매행동심리증상에 대한 데이터는 DB에 저장될 수 있다. 나아가, DB(400)는 전술한 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터뿐만 아니라, 치매 환자(300)와 관련된 다양한 데이터를 모두 저장할 수 있으며, 예를 들어, 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 치매 환자(300)의 주 돌봄자로부터 제 1시간동안 기록된 제 2 요인을 포함할 수 있다.
- [0093] DB(400)는 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)에 연결되어 있으며, 사용자 디바이스(200)와 치매 환자(300)에 대한 의료 기록이 기록되어 있는 의료서버로부터 수신된 다양한 데이터가 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)로부터 변환되어 저장될 수 있다.
- [0094] 도 3a는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스의 개략도이다. 이때, 설명의 편의를 위하여, 도 3b 및 3c를 참조하여 설명한다.
- [0095] 도 3a를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)는 저장부(110),

통신부(120) 및 프로세서(130)를 포함한다.

- [0096] 먼저, 저장부(110)는 치매 환자의 치매행동심리증상 예측과 관련된 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 다양한 실시예에서 저장부(110)는 플래시 메모리 타입, 하드디스크 타입, 멀티미디어 카드 마이크로 타입, 카드 타입의 메모리(예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램, SRAM, 롬, EEPROM, PROM, 자기 메모리, 자기 디스크, 광디스크 중 적어도 하나의 타입의 저장 매체를 포함할 수 있다.
- [0097] 통신부(120)는 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)가 외부 장치와 통신이 가능하도록 연결한다. 통신부(120)는 유/무선 통신을 이용하여 사용자 디바이스(200) 및 DB(400) 나아가, 의료 서버와 연결되어 다양한 데이터를 송수신할 수 있다. 보다 구체적으로, 통신부(120)는 사용자 디바이스(200)에 입력되거나 저장되어 있는 치매 환자에 대한 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 수신할 수 있으며, 나아가, 의료 서버로부터 치매 환자에 대한 치매 관련 의료 데이터를 수신할 수 있다. 또한, 통신부(120)는 사용자 디바이스(200)로 예측된 치매행동심리증상 결과를 전달할 수 있다.
- [0098] 프로세서(130)는 저장부(110) 및 통신부(120)와 동작 가능하게 연결되며, 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하기 위한 다양한 명령들을 수행할 수 있다.
- [0099] 보다 구체적으로, 프로세서(130)는 통신부(120)를 통해 수신된 데이터 즉, 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 치매 환자의 증상 일지 데이터, 신체 활동 데이터 및 수면 활동 데이터를 기초로 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성될 수 있다.
- [0100] 이때, 프로세서(130)는 기존의 치매 관련 측정 도구로부터 수집된 제 1 요인 및 치매 환자의 주 돌봄자로부터 제 1 시간동안 기록된 제 2 요인을 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델을 이용하여, 최종적으로 치매 환자에 대한 치매행동심리증상 발생 여부를 예측할 수 있다.
- [0101] 보다 구체적으로, 도 3b를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상을 예측하도록 구성된 예측 모델은 1차 및 2차 조사(wave)를 통하여 수집된 제 1 요인(factor 1) 및 제 2 요인(factor 2)에 기초하여, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생할 치매행동심리증상(BPSD)를 예측하도록 학습된 예측 모델일 수 있다.
- [0102] 이때, 수집된 제 1 요인 및 제 2 요인은 사용자 디바이스 및 의료 서버로부터 수집될 수 있으며, 예측 모델의 학습뿐만 아니라, 치매 환자의 치매행동심리증상 예측에도 이용될 수 있다. 나아가, 미리 결정된 일정 시간은 치매 환자의 야간 수면 시간일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0103] 먼저, 제 1 요인(factor 1)은 치매 환자의 배경 요인(background factor)을 의미할 수 있으며, 의료 기록, 한국판 간이정신상태검사, 한국판 임상치매평가척도 (Korean version of Clinical Dementia Rating Scale, K-CDR), 한국판 일상생활수행능력(Korean version of Activities of Daily Living, K-ADL) 및 한국판 5요인 성격 특성(Korean version of the Big Five Inventory, K-BFI)을 포함할 수 있다.
- [0104] 이때, 의료 기록(medical chart)은 웨이브 내 환자에 대한 연령, 성별, 결혼 여부, 학력, 치매 진단 및 정신과 약물 복용 여부를 포함한다.
- [0105] 한국판 간이정신상태검사(K-MMSE)는 다양한 영역의 인지기능을 측정하기 위한 도구이며, 이 도구는 총 30문항 2척도로 구성되어 있으며, 점수 범위는 0 내지 30점으로, 각 영역의 점수를 합산한 총 점수가 높을수록 인지기능이 높음을 의미할 수 있다. 이에, 24점 이상은 정상, 20 내지 23점은 경미한 치매, 10 내지 18점은 중증도 치매, 10점 미만은 심한 치매로 분류할 수 있다.
- [0106] 한국판 임상치매평가척도(K-CDR)은 치매의 중증도를 평가하기 위한 도구이며, 여섯 가지 영역(기억력, 지남력, 판단력 및 문제해결능력, 사회활동, 집안생활과 취미, 위생 및 몸치장)을 각각 0 내지 5점으로 평가한다. 전체 CDR 점수에서 점수가 높을수록 중증도가 높은 치매이며, CDR 0점이 정상노화, 1이 경도 치매, 2는 중증도 치매, 3은 중증 치매, 4는 매우 심한 치매, 5는 말기 치매를 의미한다.
- [0107] 한국판 일상생활수행능력(K-ADL)은 신체적활동 즉, 대변 가리기, 소변 가리기, 세수, 화장실 이용, 식사 등을 측정하기 위한 도구이며, 이 도구는 총 7문항 3척도로 구성되어 있으며, 점수 범위는 7 내지 21점으로, 총 점수가 높을수록 일상생활활동에서 타인 의존도가 높음을 의미할 수 있다.

- [0108] 한국판 5요인 성격 특성(BFI-K)은 개인 성격의 특성(trait) 측정하기 위한 도구이며, 5가지의 성격 요인인 외향성(extraversion), 개방성(openness), 친화성(agreeableness), 신경성(neuroticism) 및 성실성(conscientiousness)에 해당하는 각각의 44문항 5척도로 구성되어 있다. 각 문항은 전혀 그렇지 않음(1점), 그렇지 않은 편(2점), 보통(3점), 그런 편(4점), 항상 그런 편(5점)의 Likert척도로 채점되며, 한국판 5요인 성격 특성에 대한 평가 점수는 각 성격 요인별로 긍정문항의 원 점수와 부정문항의 역산한 점수를 합산한 평균값으로 사용되며, 점수가 높을수록 해당 성격 경향이 높음을 의미할 수 있다.
- [0109] 그 다음, 제 2 요인(factor 2)은 제 1 시간 동안 기록된 치매 환자의 근접 요인을 의미할 수 있으며, 수면 활동, 신체 활동, 생리학적 미충족 요구 상태(physiological unmet needs state), 환경적 요인(environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger)을 포함할 수 있다.
- [0110] 이때, 수면 활동 및 신체 활동은 액티그래피(actigraphy)와 같은 휴대용 장치 즉, 사용자 디바이스를 이용하여 측정된 치매 환자의 수면시간, 활동시간 및 소요 에너지(100 kcal/hour)를 의미할 수 있다.
- [0111] 한편, 생리학적 미충족 요구 상태(physiological unmet needs state), 환경적 요인(environmental trigger) 및 대인관계적 요인(interpersonal trigger)은 주 돌봄자로부터 입력(기록)된 치매행동심리증상 일지(BPSD diary)에 의하여 평가될 수 있다.
- [0112] 보다 구체적으로, 도 3c를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스에서 이용되는 치매행동심리증상 일지(BPSD diary)가 도시된다. 일반적으로 치매에서 행동심리증상을 측정하는 도구로서, 신경 정신 평가(Neuropsychiatric Inventory, NPI)가 이용되고 있다. 그러나, 이러한 NPI는 연속적 측정이 아닌, 시간 경과 후에 평가하는 후향적(retrospective) 측정 도구임에 따라, 기억 편향(recall bias)이 발생할 가능성이 높으며, 이에 따라, 평가 신뢰도가 낮을 수 있다. 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 정보 제공 방법에서는 전술한 종래의 측정(평가) 방법의 한계를 극복하고자, 연속적으로 치매 환자의 치매행동심리증상을 기록할 수 있는 치매행동심리증상 일지(BPSD diary)를 개발하였다.
- [0113] 치매행동심리증상 일지는 도 3c에 도시된 바와 같이, 12가지의 치매행동심리증상, 증상 시작(발생) 시간, 증상 종료 시간, 증상의 정도(mild, moderate, severe), 본인(보호자 또는 기록자)이 생각하는 문제 행동의 원인 요소, 취침 시간 및 기상 시간을 포함하는 증상 및 요인을 지속적으로 장기간 기록할 수 있다.
- [0114] 이때, 치매행동심리증상 일지의 기록은, 치매 환자의 보호자 또는 돌봄 인력 즉, 주 돌봄자로부터 기록될 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 학습 모델이 이용된 치매행동심리증상 일지는 주 돌봄자로부터 수기로 작성되어, 예측 모델을 학습시키는 관리자에 의해 기록될 수 있다. 즉, 치매행동심리증상 일지는 다양한 방법을 통하여 기록될 수 있으나, 가장 바람직하게는 주 돌봄자(사용자) 디바이스에 표시되어, 주 돌봄자(사용자) 디바이스를 통하여 기록 및 수집될 수 있다.
- [0115] 이에, 치매행동심리증상 일지를 통하여 수집된 데이터는 예측 모델의 학습에도 이용될 수 있으며, 기록된 요인들은 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스에서 측정기간 동안의 발생한 빈도 즉, 요인들이 발생 일을 계수(event counting)하여 나타낼 수 있다.
- [0116] 보다 구체적으로, 치매행동심리증상 일지를 통하여 수집된 데이터는 도시된 바와 같이, 이진 데이터(binary data)로서, 발생 여부를 기록할 수 있으며, 이에 따라, 계수되어 사용될 수 있다.
- [0117] 다시 도 3b를 참조하면, 근접요인(factor 2)의 생리학적 미충족 요구 상태환경적 요인 및 대인관계적 요인은 치매행동심리증상 일지로 평가된 각 조사(웨이브) 기간동안의 발생 빈도 및/또는 확률을 의미할 수 있다.
- [0118] 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스에서 이용되는 예측 모델은, 제 1 요인 및 제 1 시간 동안 기록된 제 2 요인에 기초하여, 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측하도록 학습(구성)될 수 있다.
- [0119] 결국, 다시 도 3a를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)의 프로세서(130)는 전술한 예측 모델을 이용하여, 통신부(120)를 통해 수신된 증상 일지 데이터 및 상기 신체 활동 데이터를 기초로, 제 1 시간으로부터 미리 결정된 일정 시간 경과 이후의 제 2 시간 동안에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측할 수 있다.
- [0120] 이상의 과정을 통하여, 사용자 즉, 주 돌봄자 또는 의료진은 사용자 디바이스(200)를 통해, 치매 환자에 대한 치매행동심리증상 예측 정보를 용이하게 획득할 수 있다.

- [0121] 이와 같이, 본 발명은 특정 시간에 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상을 높은 정확도로 예측하여, 이에 대한 정보를 제공함에 따라, 치매 환자의 치료에 있어, 좋은 예후를 기여할 수 있을 뿐만 아니라, 주 돌봄자 및 의료진에게 치매 환자의 돌봄에 대한 부담을 감소시킬 수 있다.
- [0122] 한편, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)는 하드웨어 적으로 설계된 것이 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)의 프로세서(130)는 소프트웨어로 구현될 수 있다. 이에, 치매행동심리증상에 대한 예측 결과는 상기 소프트웨어가 연결된 사용자 디바이스(200)의 표시부를 통해 표시될 수도 있다.
- [0123] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 시스템에서 사용자 디바이스(200)에 대한 개략도이다.
- [0124] 도 4를 참조하면, 사용자 디바이스(200)는 통신부(210), 표시부(220), 저장부(230) 및 프로세서(240)를 포함한다.
- [0125] 통신부(210)는 사용자 디바이스(200)가 외부 장치와 통신이 가능하도록 연결한다. 통신부 (210)는 유/무선 통신을 이용하여 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스(100)와 연결되어 치매행동심리증상과 연관된 다양한 데이터를 송신할 수 있다. 보다 구체적으로, 통신부(210)는 제 2 시간동안 발생될 치매 환자의 치매행동심리증상 예측 결과를 수신할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 통신부(210)는 치매 환자의 치매행동심리증상을 야기시킬 수 있는 원인 결과를 더 수신할 수 있다.
- [0126] 표시부(220)는 치매 환자의 치매행동심리증상과 연관된 예측 결과와 이를 예측하기 위하여 제공되는 치매 환자의 증상 일지 및 신체 활동 데이터를 나타내기 위한 다양한 인터페이스 화면을 표시할 수 있다.
- [0127] 예를 들어, 표시부(220)는 앞서 전술한 도 3c의 치매행동심리증상 일지를 표시할 수 있으며, 이에 따라, 사용자 (주 돌봄자)는 제 1 시간동안 치매 환자의 치매행동심리증상 일지를 기록할 수 있다.
- [0128] 이에, 표시부(220)는 터치스크린을 포함할 수 있으며, 예를 들면, 전자 펜 또는 사용자의 신체의 일부를 이용한 터치 (touch), 제스처 (gesture), 근접, 드래그 (drag), 스와이프 (swipe) 또는 호버링 (hovering) 입력 등을 수신할 수 있다.
- [0129] 저장부(230)는 예측 결과 데이터를 나타내기 위한 사용자 인터페이스를 제공하기 위해 사용되는 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 다양한 실시예에서 저장부(230)는 플래시 메모리 타입 (flash memory type), 하드디스크 타입 (hard disk type), 멀티미디어 카드 마이크로 타입 (multimedia card micro type), 카드 타입의 메모리 (예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램 (Random Access Memory, RAM), SRAM (Static Random Access Memory), 롬 (Read-Only Memory, ROM), EEPROM (Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), PROM (Programmable Read-Only Memory), 자기 메모리, 자기 디스크, 광디스크 중 적어도 하나의 타입의 저장매체를 포함할 수 있다.
- [0130] 프로세서(240)는 통신부(210), 표시부(220) 및 저장부(230)와 동작 가능하게 연결되며, 예측 결과 데이터를 나타내기 위한 사용자 인터페이스를 제공하기 위한 다양한 명령들을 수행할 수 있다.
- [0131] **평가: 본 발명의 다양한 실시예에 적용되는 예측 모델의 평가**
- [0132] 이하에서는 도 5a 내지 도 7을 참조하여, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 이용되는 예측 모델의 평가 과정에 대하여 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0133] 먼저 도 5a 및 5b를 참조하면, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법의 예측 모델의 학습 및 평가에 이용된 치매 환자의 특징 데이터 결과가 도시된다.
- [0134] 이때, 본 발명의 다양한 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 이용되는 예측 모델은 1차 및 2차 조사 즉, 1차 웨이브(first wave) 및 2차 웨이브(second wave) 데이터를 통하여, 학습(수립)되었으며, 학습된 예측 모델은 3차 웨이브(third wave)를 통하여 이의 성능이 평가(검증)되었다. 나아가, 각각의 웨이브는 최소 65세 이상으로, 치매 진단을 받고, 한국판 간이정신상태검사(Korean version of Mini-Mental State Examination, K-MMSE)에 대한 점수가 24점 미만이고, 치매행동심리증상이 최소 일주일에 한 번씩 나타나는 대상으로 선정되었다.
- [0135] 먼저, 도 5a를 참조하면, 배경 요인으로 이용된 1차 웨이브 및 2차 웨이브의 학습 데이터(training set)는 총 187명의 치매 환자로부터 수집되었으며, 3차 웨이브의 평가 데이터(test set)는 총 35 명의 치매 환자로부터 수

집되었다.

- [0136] 나아가, 학습 데이터 및 평가 데이터간의 차이는 ADL 점수를 제외하고는 없는 것으로 나타난다(>0.05).
- [0137] 그 다음, 도 5b를 참조하면, 근접 요인으로 이용된 1차 웨이브 및 2차 웨이브의 학습 데이터(training set)는 총 187 명의 치매환자로부터 2972 일(days)에 해당하는 데이터가 수집되었으며, 3차 웨이브의 평가 데이터(test set)는 35명의 치매환자로부터 871일(days)에 해당하는 데이터가 수집되었다.
- [0138] 이 두 데이터는 통계학적으로 매우 유의한 차이를 가지며, 이에 따라, 3차 웨이브에 기초한 본 발명의 예측 모델에 대한 평가는 매우 객관적으로 평가될 수 있다.
- [0139] 이에, 도 6a를 참조하면, 학습 데이터에 따른 예측 모델의 평가 결과가 도시된다. 이때, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서는 예측 모델로서 LR(Logistic Regression), RF(Random Forest), GBM (Gradient Boosting Machine) 및 SVM(Support Vector Machine)이 이용되었다.
- [0140] 학습 데이터에 기초한 예측 모델의 치매행동심리증상에 대한 AUC(예측력)은 모델 종류에 상관없이 모두, 0.9 이상으로, 매우 정확한 예측력을 가진 것으로 나타난다. 즉, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서는 예측 모델은 학습 데이터(training set)에 기초하여, 치매행동심리증상을 예측하도록 정확하게 학습된 것을 의미할 수 있다.
- [0141] 나아가, 도 6b를 참조하면, 평가 데이터에 따른 예측 모델의 평가 결과가 도시된다.
- [0142] 먼저, 치매행동심리증상 중 과잉행동 증상(Hyperactivity symptom)에 대한 AUC는 RF가 0.835로 가장 높은 것으로 나타나며, 이는 예측 모델로서 RF가 가장 우수한 성능을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0143] 그 다음, 치매행동심리증상 중 정신병적 증상(Psychotic symptom)에 대한 AUC는 RF가 0.827로 가장 높은 것으로 나타나며, 이는 예측 모델로서 RF가 가장 우수한 성능을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0144] 그 다음, 치매행동심리증상 중 정동 증상(Affective symptoms)에 대한 AUC는 GBM이 0.936으로 가장 높은 것으로 나타나며, 이는 예측 모델로서 GBM이 가장 우수한 성능을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0145] 그 다음, 치매행동심리증상 중 이상 운동 증상(Aberrant motor behaviors)에 대한 AUC는 모든 예측 모델이 0.5 이하의 낮은 예측력을 가진 것으로 나타나며, 이들 간의 차이는 거의 없는 것으로 나타난다.
- [0146] 그 다음, 치매행동심리증상 중 들뜬기분/다행감 증상(Euphoria/elation)에 대한 AUC는 RF가 0.968로 가장 높은 것으로 나타나며, 이는 예측 모델로서 RF가 가장 우수한 성능을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0147] 그 다음, 치매행동심리증상 중 식욕/섭식장애 증상(Appetite/eating disorders)에 대한 AUC는 RF가 0.888로 SVM 및 GBM보다 높은 것으로 나타나며, 이는 예측 모델로서 RF가 SVM 및 GBM보다 우수한 성능을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0148] 그 다음, 치매행동심리증상 중 수면/야간행동 증상(Sleep and nighttime behaviors)에 대한 AUC는 SVM이 0.929로 가장 높은 것으로 나타나며, 이는 예측 모델로서 SVM이 가장 우수한 성능을 가진다는 것을 의미할 수 있다.
- [0149] 이상의 결과에 따라, 각각의 증상에 대한, 최적의 예측 모델은 다를 수 있으며, 전술한 LR, RF, GBM 및 SVM은 각각의 증상의 예측에 있어 모두 0.7 이상의 중증도의 정확도를 가짐에 따라, 모두 우수한 성능을 가진다.
- [0150] 한편, 7개의 BPSD subsyndrome의 AUC 값을 평균내어 고려했을 때, 치매행동심리증상에 대한 예측 모델로서 GBM이 가장 우수한 것으로 나타난다. 보다 구체적으로, 도 6c를 참조하면, 평가 데이터에 따른 GBM 모델의 평가 결과 그래프가 도시되며, GBM의 AUC 값은 이상 운동 증상(Aberrant motor behaviors)을 제외하곤 모두 0.8 이상을 가지는 것으로 나타난다. 즉, GBM에 기초한 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 중증도 이상의 정확한 예측 방법인 것을 의미할 수 있다.
- [0151] 이에, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 이용되는 바람직한 예측 모델은 GBM일 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니며, 각각의 증상에 따라, 다양한 예측 모델이 이용될 수 있다.
- [0152] 따라서, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 높은 정확도로 특정 시간에 발생할 치매 환자의 치매행동심리증상을 예측할 수 있다.
- [0153] 한편, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 이용되는 예측 모델은 치매 환자의 치매행동심리증상에 대한 원인 요인을 결정하여 제공할 수 있다.

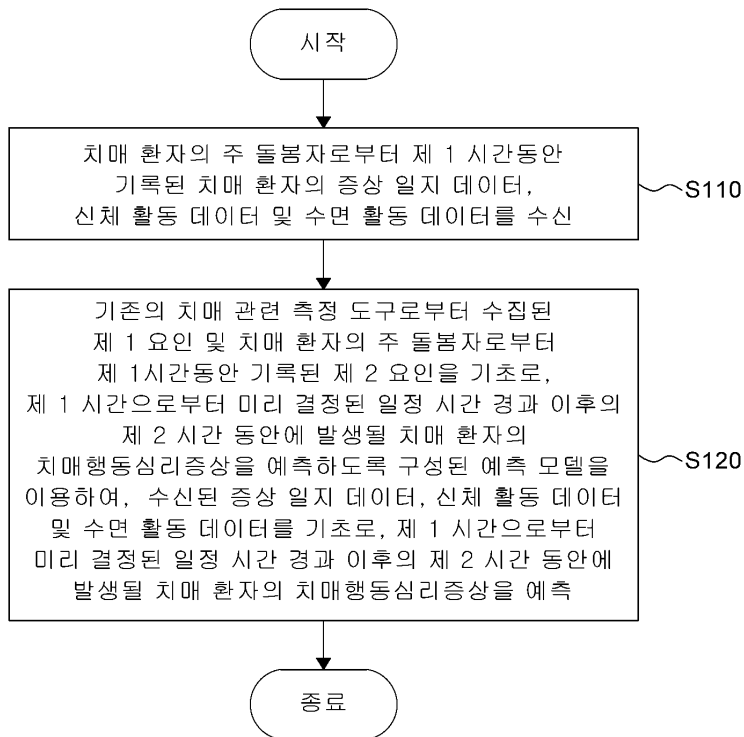
- [0154] 예를 들어, 도 7을 참조하면, GBM에 따른 치매 환자의 치매행동심리증상에 대한 기능 중요도(feature importance) 결과가 도시된다.
- [0155] 기능 중요도는 치매 환자의 치매행동심리증상 예측에 영향을 미치는 변수의 정도를 나타낸 것으로, 도 7에서는 상위 10개의 요인을 나열하였음에 따라, 이들은 치매 환자의 치매행동심리증상의 원인 요인을 의미할 수 있다.
- [0156] 보다 구체적으로, 정신병적 증상(Psychotic symptom), 정동 증상(Affective symptoms), 과잉행동 증상(Hyperactivity symptom), 들뜬기분/다행감(Euphoria/elation) 증상, 이상운동(Aberrant motor behaviors) 증상, 수면/야간행동(Sleep and nighttime behaviors) 증상 및 식욕/섭식장애(Appetite/eating disorders) 증상에 대한 원인 요인은 모두 상이한 것으로 나타났다. 예를 들어, 정신병적 증상(Psychotic symptom)의 경우에는 임상치매평가척도의 총점과 수면장애에 대한 영향이 큰 것으로 나타났고, 정동증상(Affective symptoms)의 경우에는 수면장애와 대인관계와 관련된 요인에 대한 영향이 큰 것으로 나타났다.
- [0157] 결국, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법에서 이용되는 예측 모델은 각각의 치매 환자 별, 치매행동심리증상에 대한 원인 요인을 결정할 수 있으며, 이에 따라, 본 발명의 일 실시예에 따른 치매행동심리증상에 대한 예측 방법은 치매행동심리증상에 대한 예측뿐만 아니라, 원인 요인도 함께 결정하여 제공할 수 있다.
- [0158] 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

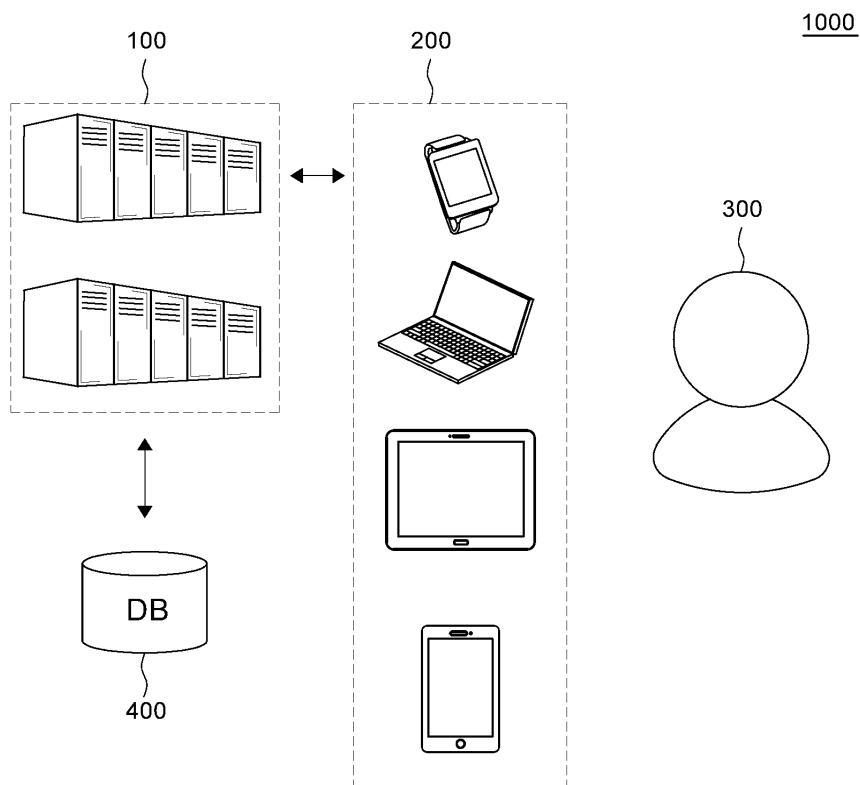
- [0159] 100 : 치매행동심리증상에 대한 예측용 디바이스
- 110 : 통신부
- 120 : 저장부
- 130 : 전원부
- 140: 프로세서
- 200 : 사용자 디바이스
- 300 : 치매 환자
- 400 : DB
- 1000 : 치매행동심리증상에 대한 예측 시스템

도면

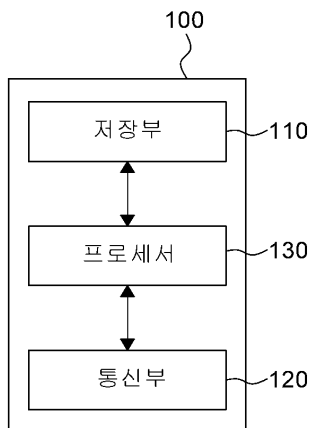
도면1



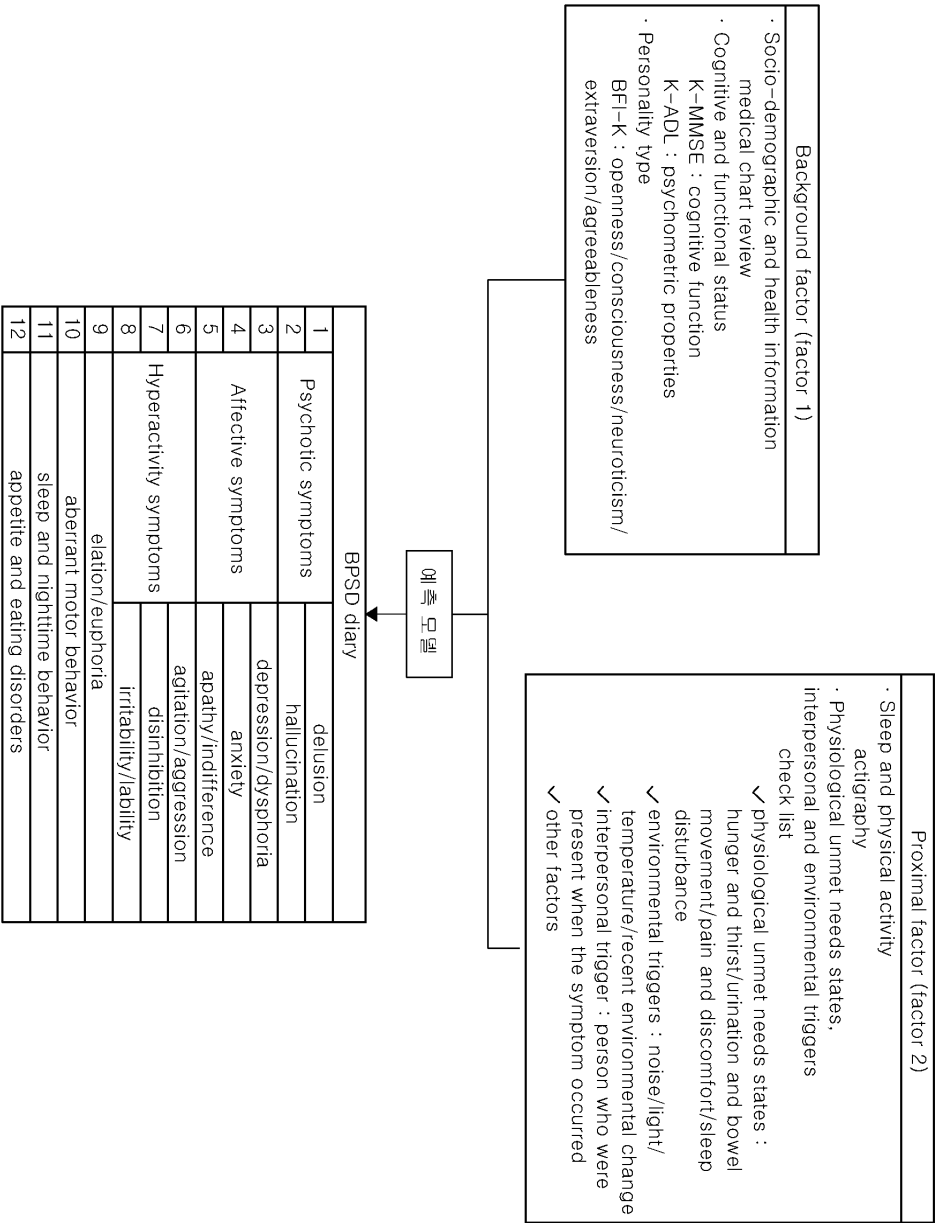
도면2



도면3a



도면3b

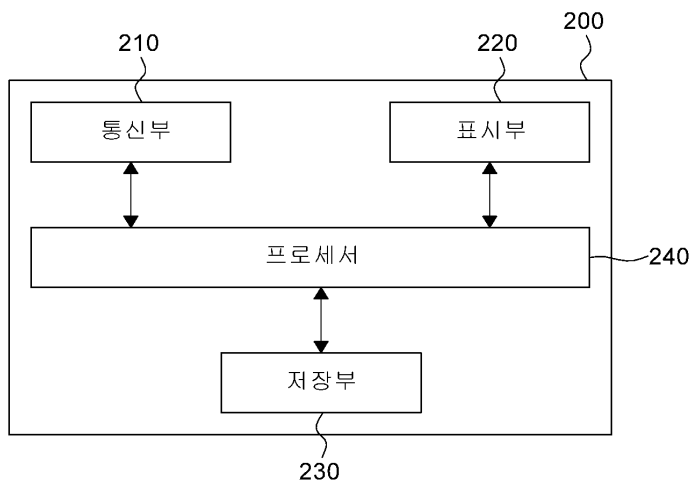


도면3c

No. _____ 이름, _____

행동 심리증상 일지				
	예시 00월 00일	__월 __일	__월 __일	__월 __일
문제행동증상	<input type="checkbox"/> 0. 없음 <input checked="" type="checkbox"/> 1. 망상 <input type="checkbox"/> 2. 환각 <input type="checkbox"/> 3. 초조/공격 <input type="checkbox"/> 4. 우울/낙담 <input checked="" type="checkbox"/> 5. 불안 <input type="checkbox"/> 6. 다행감/들뜬 기분 <input type="checkbox"/> 7. 무감동/무관심 <input type="checkbox"/> 8. 탈억제 <input type="checkbox"/> 9. 과민/불안정 <input type="checkbox"/> 10. 이상운동증상 <input checked="" type="checkbox"/> 11. 수면/야간행동 <input type="checkbox"/> 12. 식욕/식습관의 변화 <input type="checkbox"/> 그 외 (자세히 기술)	<input type="checkbox"/> 0. 없음 <input type="checkbox"/> 1. 망상 <input type="checkbox"/> 2. 환각 <input type="checkbox"/> 3. 초조/공격 <input type="checkbox"/> 4. 우울/낙담 <input type="checkbox"/> 5. 불안 <input type="checkbox"/> 6. 다행감/들뜬 기분 <input type="checkbox"/> 7. 무감동/무관심 <input type="checkbox"/> 8. 탈억제 <input type="checkbox"/> 9. 과민/불안정 <input type="checkbox"/> 10. 이상운동증상 <input type="checkbox"/> 11. 수면/야간행동 <input type="checkbox"/> 12. 식욕/식습관의 변화 <input type="checkbox"/> 그 외 (자세히 기술)	<input type="checkbox"/> 0. 없음 <input type="checkbox"/> 1. 망상 <input type="checkbox"/> 2. 환각 <input type="checkbox"/> 3. 초조/공격 <input type="checkbox"/> 4. 우울/낙담 <input type="checkbox"/> 5. 불안 <input type="checkbox"/> 6. 다행감/들뜬 기분 <input type="checkbox"/> 7. 무감동/무관심 <input type="checkbox"/> 8. 탈억제 <input type="checkbox"/> 9. 과민/불안정 <input type="checkbox"/> 10. 이상운동증상 <input type="checkbox"/> 11. 수면/야간행동 <input type="checkbox"/> 12. 식욕/식습관의 변화 <input type="checkbox"/> 그 외 (자세히 기술)	<input type="checkbox"/> 0. 없음 <input type="checkbox"/> 1. 망상 <input type="checkbox"/> 2. 환각 <input type="checkbox"/> 3. 초조/공격 <input type="checkbox"/> 4. 우울/낙담 <input type="checkbox"/> 5. 불안 <input type="checkbox"/> 6. 다행감/들뜬 기분 <input type="checkbox"/> 7. 무감동/무관심 <input type="checkbox"/> 8. 탈억제 <input type="checkbox"/> 9. 과민/불안정 <input type="checkbox"/> 10. 이상운동증상 <input type="checkbox"/> 11. 수면/야간행동 <input type="checkbox"/> 12. 식욕/식습관의 변화 <input type="checkbox"/> 그 외 (자세히 기술)
시작 시간	(오전/오후) 11시 40분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분
종료 시간	(오전/오후) 01시 20분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분
이상반응 정도	<input type="checkbox"/> 1. 경함 (Mild) <input checked="" type="checkbox"/> 2. 보통 (Moderate) <input type="checkbox"/> 3. 심함 (Severe)	<input type="checkbox"/> 1. 경함 (Mild) <input type="checkbox"/> 2. 보통 (Moderate) <input type="checkbox"/> 3. 심함 (Severe)	<input type="checkbox"/> 1. 경함 (Mild) <input type="checkbox"/> 2. 보통 (Moderate) <input type="checkbox"/> 3. 심함 (Severe)	<input type="checkbox"/> 1. 경함 (Mild) <input type="checkbox"/> 2. 보통 (Moderate) <input type="checkbox"/> 3. 심함 (Severe)
본인이 생각하는 문제 행동의 원인	<input type="checkbox"/> 1. 배고픔/목마름 <input type="checkbox"/> 2. 대소변 문제 <input type="checkbox"/> 3. 통증/불편함 <input type="checkbox"/> 4. 수면장애 <input type="checkbox"/> 5. 소음 <input type="checkbox"/> 6. 조명 <input type="checkbox"/> 7. 온도 <input checked="" type="checkbox"/> 8. 함께 있던 사람 <input type="checkbox"/> 9. 환경 변화 <input checked="" type="checkbox"/> 10. 기타 <u>병원진료</u>	<input type="checkbox"/> 1. 배고픔/목마름 <input type="checkbox"/> 2. 대소변 문제 <input type="checkbox"/> 3. 통증/불편함 <input type="checkbox"/> 4. 수면장애 <input type="checkbox"/> 5. 소음 <input type="checkbox"/> 6. 조명 <input type="checkbox"/> 7. 온도 <input type="checkbox"/> 8. 함께 있던 사람 <input type="checkbox"/> 9. 환경 변화 <input type="checkbox"/> 10. 기타 _____	<input type="checkbox"/> 1. 배고픔/목마름 <input type="checkbox"/> 2. 대소변 문제 <input type="checkbox"/> 3. 통증/불편함 <input type="checkbox"/> 4. 수면장애 <input type="checkbox"/> 5. 소음 <input type="checkbox"/> 6. 조명 <input type="checkbox"/> 7. 온도 <input type="checkbox"/> 8. 함께 있던 사람 <input type="checkbox"/> 9. 환경 변화 <input type="checkbox"/> 10. 기타 _____	<input type="checkbox"/> 1. 배고픔/목마름 <input type="checkbox"/> 2. 대소변 문제 <input type="checkbox"/> 3. 통증/불편함 <input type="checkbox"/> 4. 수면장애 <input type="checkbox"/> 5. 소음 <input type="checkbox"/> 6. 조명 <input type="checkbox"/> 7. 온도 <input type="checkbox"/> 8. 함께 있던 사람 <input type="checkbox"/> 9. 환경 변화 <input type="checkbox"/> 10. 기타 _____
취침 시간	(오전/오후) 11시 30분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분
기상 시간	(오전/오후) 07시 30분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분	(오전/오후) __시 __분

도면4



도면5a

Characteristic	First and second wave, training set (n=187)	Third wave, test set (n=35)	p-value
Age (year), mean±SD ^a	80.41±7.40	80.69±5.56	0.801
Gender, n(%)			0.851
Male	76 (40.6)	13 (37.1)	
Female	111 (59.4)	22 (62.9)	
Marriage			1
Married	115 (61.5)	22 (62.9)	
Bereavement or divorce	72 (38.5)	13 (37.1)	
Education			1
Elementary school or below	86 (46.0)	16 (45.7)	
Middle school	20 (10.7)	4 (11.4)	
High school	48 (25.7)	9 (25.7)	
College or above	33 (17.6)	6 (17.1)	
Family history (yes), n(%)	48 (25.7)	7 (20.0)	0.531
Environment change (yes), n(%)	13 (7.0)	3 (8.6)	0.723
BFI ^b , mean±SD			
Openness	8.58±2.90	8.03±2.77	0.297
Conscientiousness	11.58±2.77	11.60±2.77	0.965
Neuroticism	7.56±2.80	7.40±3.41	0.771
Extraversion	8.53±1.89	8.83±2.72	0.536
Agreeableness	10.93±2.96	11.46±2.37	0.317
ADL ^c , mean±SD			
Companionship and mental support	1.81±0.75	1.51±0.66	0.029
Transportation and shopping	1.65±0.77	1.31±0.47	<0.001
Preparing meals	2.03±0.85	1.66±0.76	0.016
Managing a person's household	1.51±0.63	1.17±0.38	<0.001
Managing medications	1.28±0.55	1.11±0.32	0.015
Communicating with others	1.32±0.58	1.09±0.28	<0.001
Managing finances	1.65±0.67	1.26±0.44	<0.001
Sum of score	11.27±3.88	8.94±2.85	<0.001
Sum of MMSE ^d score	16.16±6.13	16.09±4.71	0.946
Sum of CDR ^e score	1.79±1.03	1.46±0.93	0.081
Sedative (yes), n(%)	115 (61.5)	23 (65.7)	0.707
Dementia (yes), n(%)			
Alzheimer's disease	86 (46.0)	14 (40.0)	0.581
Lewy body dementia	68 (36.6)	19 (54.3)	0.06
Vascular dementia	32 (17.2)	6 (17.1)	1
Other dementia	50 (26.9)	9 (25.7)	1

^aSD: standard deviation.

^bBFI: big five inventory.

^cADL: activities of daily living.

^dMMSE: Mini-Mental State examination.

^eCDR: clinical dementia rating scale.

도면5b

Characteristic	First and second wave, training set (n=2972)	Third wave, test set (n=871)	p-value
Sleep, mean±SDa			
TST ^b /min	456.17±264.86	384.61±254.04	<0.001
WASO ^c /min	53.91±44.03	28.65±26.22	<0.001
Efficiency/min	0.88±0.08	0.93±0.06	<0.001
NoA ^d /min	19.25±14.54	11.96±9.86	<0.001
MAL ^e /min	2.72±1.12	2.23±1.05	<0.001
TST at night/min	348.74±175.13	311.33±182.60	<0.001
WASO at night/min	41.46±33.58	22.96±21.61	<0.001
aviors Efficiency at night/min	0.88±0.08	0.93±0.05	<0.001
NoA at night/min	15.20±10.83	9.95±8.32	<0.001
MAL at night/min	2.61±1.17	2.13±1.04	<0.001
Activity, mean±SD			
Kcals/day	469.48±350.99	436.10±299.66	0.006
METS ^f /day	1.16±0.13	1.14±0.11	0.003
MVPA ^g /day	80.21±75.39	75.81±67.78	0.101
% in MVPA/day	5.74±5.30	5.40±4.76	0.077
Steps/10sec	0.88±1.05	0.74±0.62	<0.001
Cause, n(%)			
Hunger/thirst	236 (7.9)	31 (3.6)	<0.001
Urination/bowel movement	324 (10.9)	16 (1.8)	<0.001
Pain/discomfort	259 (8.7)	84 (9.6)	0.417
Sleep disturbance	380 (12.8)	73 (8.4)	<0.001
Noise	118 (4.0)	12 (1.4)	<0.001
Light	93 (3.1)	10 (1.1)	<0.001
Temperature	149 (5.0)	24 (2.8)	0.004
Interpersonal trigger	265 (8.9)	96 (11.0)	0.064
Environmental change	138 (4.6)	14 (1.6)	<0.001
Other	296 (10.0)	29 (3.3)	<0.001
BPSD ^h , n(%)			
Hyperactivity	529 (17.8)	115 (13.2)	0.001
Psychotic symptoms	377 (12.7)	62 (7.1)	<0.001
Affective symptoms	775 (26.1)	155 (17.8)	<0.001
Aberrant motor behaviors	137 (4.6)	2 (0.2)	<0.001
Euphoria/elation	133 (4.5)	6 (0.7)	<0.001
Appetite/eating disorders	263 (8.8)	22 (2.5)	<0.001
Sleep and nighttime beh	364 (12.2)	81 (9.3)	0.016

^aSD: standard deviation.

^bTST: total sleep time.

^cWASO: wake after sleep onset.

^dNoA: number of awake.

^eMAL: mean awake length.

^fMETS: metabolic equivalents.

^gMVPA: moderate-to-vigorous physical activity.

^hBPSD: behavioral and psychological symptoms of dementia.

도면6a

BPSD ^a	Model	AUC ^b	Precision	Sensitivity	Specificity	F1 score
Hyperactivity	LR ^c	0.921	0.857	0.841	0.873	0.857
	RF ^d	1	1	0.999	1	1
	GBM ^e	0.999	0.997	0.995	0.998	0.997
	SVM ^f	0.917	0.858	0.831	0.883	0.857
Psychotic symptoms	LR	0.932	0.861	0.850	0.872	0.861
	RF	1	0.999	0.998	1	0.999
	GBM	1	0.997	0.997	0.997	0.997
	SVM	0.921	0.863	0.830	0.893	0.861
Affective symptoms	LR	0.911	0.845	0.830	0.859	0.845
	RF	1	1	1	0.999	1
	GBM	0.999	0.995	0.995	0.995	0.999
	SVM	0.907	0.844	0.777	0.900	0.904
Aberrant motor behaviors	LR	0.969	0.916	0.905	0.927	0.997
	RF	1	1	1	1	1
	GBM	1	0.999	0.999	0.999	0.995
	SVM	0.964	0.920	0.902	0.938	0.838
Euphoria/elation	LR	0.939	0.878	0.851	0.902	0.916
	RF	1	1	1	1	1
	GBM	1	0.999	0.999	0.999	0.999
	SVM	0.929	0.883	0.846	0.917	0.881
Appetite/eating disorders	LR	0.956	0.908	0.903	0.913	0.908
	RF	1	1	1	1	1
	GBM	1	0.999	0.999	0.999	0.999
	SVM	0.948	0.905	0.894	0.914	0.904
Sleep and nighttime behaviors	LR	0.934	0.878	0.862	0.895	0.878
	RF	1	1	1	1	1
	GBM	1	0.998	0.999	0.997	0.998
	SVM	0.924	0.879	0.852	0.905	0.878

^aBPSD: behavioral and psychological symptoms of dementia.

^bAUC: area under the receiver operating characteristic curve.

^cLR: logistic regression.

^dRF: random forest.

^eGBM: gradient boosting machine.

^fSVM: support vector machine.

도면6b

BPSD ^a	Model	AUC ^b	Precision	Sensitivity	Specificity	F1 score
Hyperactivity	LR ^c	0.788	0.707	0.946	0.365	0.675
	RF ^d	0.835	0.806	0.984	0.261	0.660
	GBM ^e	0.820	0.698	0.950	0.322	0.657
	SVM ^f	0.828	0.681	0.917	0.443	0.681
Psychotic symptoms	LR	0.770	0.580	0.844	0.516	0.594
	RF	0.827	0.979	1	0.419	0.785
	GBM	0.801	0.774	0.985	0.290	0.679
	SVM	0.786	0.591	0.842	0.581	0.609
Affective symptoms	LR	0.866	0.697	0.856	0.619	0.713
	RF	0.927	0.776	0.918	0.645	0.779
	GBM	0.936	0.801	0.920	0.723	0.810
	SVM	0.888	0.759	0.824	0.935	0.789
Aberrant motor behaviors	LR	0.128	0.499	0.968	0	0.491
	RF	0.339	0.499	1	0	0.499
	GBM	0.498	0.499	1	0	0.499
	SVM	0.106	0.499	0.954	0	0.488
Euphoria/elation	LR	0.765	0.512	0.880	0.500	0.494
	RF	0.968	0.497	0.998	0	0.498
	GBM	0.955	0.497	0.995	0	0.497
	SVM	0.858	0.517	0.875	0.667	0.500
Appetite/eating disorders	LR	0.712	0.549	0.907	0.455	0.562
	RF	0.888	0.487	1	0	0.494
	GBM	0.862	0.632	0.988	0.182	0.603
	SVM	0.740	0.526	0.878	0.364	0.523
Sleep and nighttime behaviors	LR	0.911	0.776	0.951	0.679	0.794
	RF	0.912	0.903	0.995	0.333	0.723
	GBM	0.900	0.848	0.982	0.506	0.785
	SVM	0.929	0.800	0.956	0.728	0.819

^aBPSD: behavioral and psychological symptoms of dementia.

^bAUC: area under the receiver operating characteristic curve.

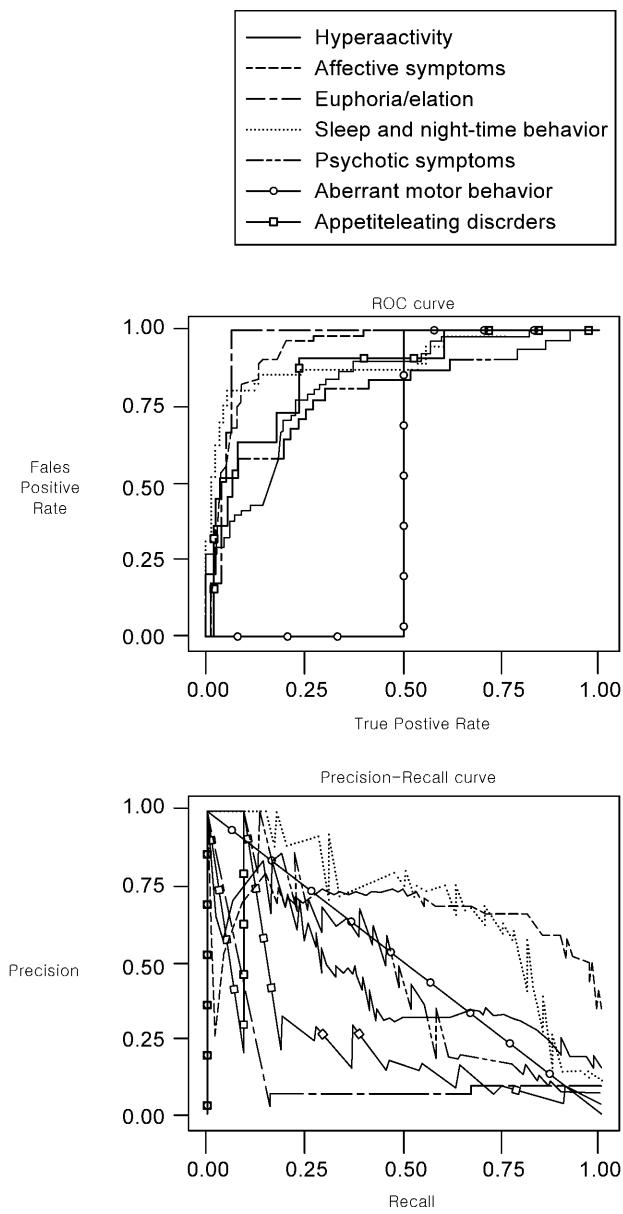
^cLR: logistic regression.

^dRF: random forest.

^eGBM: gradient boosting machine.

^fSVM: support vector machine.

도면6c



도면7

