



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0080579
(43) 공개일자 2025년06월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 40/20 (2018.01) G06N 20/00 (2019.01)
G16H 50/70 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G16H 40/20 (2021.08)
G06N 20/00 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2023-0168472
(22) 출원일자 2023년11월28일
심사청구일자 2023년11월28일

(71) 출원인
재단법인 아산사회복지재단
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
김영학
서울특별시 강남구 선릉로 120, 3동 1102호 (대치동, 개포1,2차우성아파트)
서혜람
서울특별시 강동구 양재대로124길 67-11, B102호 (길동, 금석빌라)
(74) 대리인
특허법인 무한

전체 청구항 수 : 총 19 항

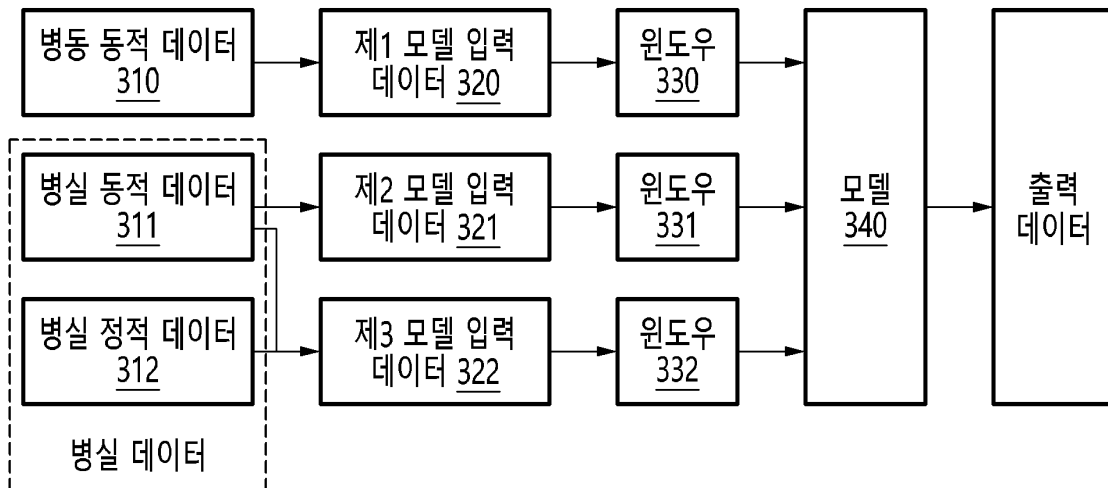
(54) 발명의 명칭 병상 점유율 예측 방법 및 장치

(57) 요약

병원 내 병상 점유율을 예측하는 장치 및 방법에 대하여 개시한다. 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치에 의해 수행되는 병상 점유율 예측 방법은, 병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는 병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집하는 단계; 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도3



병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터(ward data)를 생성하는 단계; 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실 데이터(hospital room data)를 생성하는 단계; 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계; 및 상기 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자

전태준

서울특별시 송파구 풍성로6길 15, 101동 708호 (풍납동, 신동아아파트)

강희준

경기도 성남시 중원구 둔촌대로 300, 1004동 1004호 (하대원동, 아튼빌아파트)

안임진

경기도 포천시 소흘읍 호국로429번길 11, 105동 205호 (대방노블랜드1차아파트)

권한솔

서울특별시 노원구 초안산로5길 22, 105동 202호 (월계동, 대우아파트)

김윤하

서울특별시 광진구 천호대로116길 42, 104호 (능동)

최희정

서울특별시 강남구 봉은사로49길 21-10, 202호 (논현동, 블루하우스(Blue house))

김민경

경기도 의정부시 용민로7번길 17, 102동 802호 (용현동, 용현2차세아아파트)

한지예

서울특별시 양천구 목동동로 10, 1110동 601호 (신정동, 목동신시가지아파트11단지)

기가은

서울특별시 송파구 석촌호수로 74, A동 501호 (잠실동, 잠실엘타워)

박서현

서울특별시 서초구 서초대로33길 84-24, B동 402호 (방배동, 방배4차상리츠빌)

고소영

인천광역시 미추홀구 경원대로 717, 106동 803호 (주안동, 인천관교 한신희플러스)

김별희

경기도 고양시 일산서구 고양대로 706-12, 201동 205호 (일산동, 일산2차현대홈타운)

정효제

서울특별시 강동구 구천면로35길 17, 304호 (천호동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1465039047

과제번호 HR20C0026020023

부처명 보건복지부

과제관리(전문)기관명 한국보건산업진흥원

연구사업명 연구중심병원육성

연구과제명 MeDIA: 의료 빅데이터, 사물인터넷, 인공지능 플랫폼 구축을 통한 혁신형 의료기술

개발

기 여 율 1/2

과제수행기관명 서울아산병원

연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711195603

과제번호 KD000097

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 (재단)범부처전주기의료기기연구개발사업단

연구사업명 범부처전주기의료기기연구개발(과기부)

연구과제명 EMR기반 환자중심 진단치료 지원용 초지능 의료기기 소프트웨어 개발 및 실증

기 여 율 1/2

과제수행기관명 주식회사 카카오헬스케어

연구기간 2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

프로세서에 의해 수행되는 병상 점유율 예측 방법에 있어서,

병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는 병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집하는 단계;

상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터(ward data)를 생성하는 단계;

상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실 데이터(hospital room data)를 생성하는 단계;

상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계; 및

상기 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 단계

를 포함하는

병상 점유율 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 병동 데이터를 생성하는 단계는,

상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 점유율 비율을 결정하는 단계

를 포함하고,

상기 시점 데이터는,

상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함하는,

병상 점유율 예측 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 병동 데이터를 생성하는 단계는,

상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하는 단계; 및

상기 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 정원 정보에 기초하여 병상 점유율 값을 생성하는 단계

를 포함하는,

병상 점유율 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 병실 데이터를 생성하는 단계는,

상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 점유율 비율을 결정하는 단계

를 포함하고,

상기 시점 데이터는,

상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함하는,

병상 점유율 예측 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 병실 데이터를 생성하는 단계는,

상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하는 단계; 및

상기 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 정원 정보에 기초하여 병실 점유율 값을 생성하는 단계

를 포함하는

병상 점유율 예측 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 병실 데이터를 생성하는 단계는

상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보를 해당 병실을 지시하는 제1 식별 정보 및 상기 제1 식별 정보 외의 제2 식별 정보로 분리하는 단계;

상기 분리된 제1 식별 정보 및 상기 제2 식별 정보를 각각 미리 결정된 수치 값으로 변형하는 단계; 및

상기 미리 결정된 수치 값과 상기 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터, 상기 병실 정원 정보, 상기 병실 재원 정보 및 상기 병실 점유율 값을 결합하는 단계

를 포함하고

상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보는

상기 병상 정보 데이터가 주기적으로 수집되는 기간 동안, 환자의 비응급(non-emergency)을 지시하는 정보를 포함하는,

병상 점유율 예측 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계는,

상기 병동 데이터를 7일 또는 30일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는

병상 점유율 예측 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계는,

상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보를 3일 또는 7일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는

병상 점유율 예측 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 단계는,

상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된 동적 데이터에, LSTM 레이어(long short term memory layer)를 포함하는 제1 모델을 적용함으로써, 상기 동적 데이터의 시계열적 정보를 포함하는 제1 출력을 추출하는 단계;

상기 병실 데이터에서 시간에 독립적인 병실 식별 정보에 기초하여 생성된 정적 데이터에, 텐스 레이어(dense layer)를 포함하는 제2 모델을 적용함으로써, 상기 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 추출하는 단계; 및

상기 제1 출력 및 상기 제2 출력의 결합(concatenate)에 기초하여, 상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 단계

를 포함하는

병상 점유율 예측 방법.

청구항 10

하드웨어와 결합되어 제1항 내지 제9항 중 어느 하나의 항의 방법을 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 11

병상 점유율 예측 장치에 있어서,

병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는 병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집하고, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터(ward data)를 생성하며, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실 데이터(hospital room data)를 생성하고, 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키며, 상기 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 프로세서

를 포함하는

병상 점유율 예측 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병동 별 병동 자원 정보 및 병동 점유율 비율을 결정함으로써 상기 병동 데이터를 생성하고,

상기 시점 데이터는,

상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함하는
병상 점유율 예측 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하고, 상기 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 정원 정보에 기초하여 병상 점유율 값을 생성함으로써, 상기 병동 데이터를 생성하는,

병상 점유율 예측 장치.

청구항 14

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 점유율 비율을 결정함으로써 상기 병실 데이터를 생성하고,

상기 시점 데이터는,

상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함하는,

병상 점유율 예측 장치.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하고, 상기 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 정원 정보에 기초하여 병실 점유율 값을 생성함으로써, 상기 병실 데이터를 생성하는,

병상 점유율 예측 장치.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보를 해당 병실을 지시하는 제1 식별 정보 및 상기 제1 식별 정보 외의 제2 식별 정보로 분리하고, 상기 분리된 제1 식별 정보 및 상기 제2 식별 정보를 각각 미리 결정된 수치 값으로 변형하며, 상기 미리 결정된 수치 값과 상기 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터, 상기 병실 정원 정보, 상기 병실 재원 정보 및 상기 병실 점유율 값을 결합함으로써, 상기 병실 데이터를 생성하고,

상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보는,

상기 병상 정보 데이터가 주기적으로 수집되는 기간 동안, 환자의 비응급(non-emergency)을 지시하는 정보를 포함하는,

병상 점유율 예측 장치.

청구항 17

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 병동 데이터를 7일 또는 30일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성함으로써,

상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는

병상 점유율 예측 장치.

청구항 18

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보를 3일 또는 7일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성함으로써,

상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는

병상 점유율 예측 장치.

청구항 19

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된 동적 데이터에, LSTM 레이어(long short term memory layer)를 포함하는 제1 모델을 적용함으로써, 상기 동적 데이터의 시계열적 정보를 포함하는 제1 출력을 추출하고, 상기 병실 데이터에서 시간에 독립적인 병실 식별 정보에 기초하여 생성된 정적 데이터에, 텐스 레이어(dense layer)를 포함하는 제2 모델을 적용함으로써, 상기 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 추출하며, 상기 제1 출력 및 상기 제2 출력의 결합(concatenate)에 기초하여, 상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는,

병상 점유율 예측 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하, 병원 내 병상에 대한 환자 점유율을 예측하는 기술에 대하여 설명한다.

배경 기술

[0002] 오늘날 의료 시스템에서 제한된 자원을 효율적으로 활용하기 위한 관심이 증가하고 있다. 의료 자원 카테고리는 크게 3가지로 인적 자원, 물적 자본, 소모품으로 나눌 수 있으며, 해당된 자원들의 적절하고 최적화된 활용은 의료 질 향상과 더 많은 환자 관리에 있어 중요하다. 물적 자본 중 하나인 병상은 의료 시스템의 물리적 자원 중 하나로 휴식, 입원, 수술 후 회복 등을 위해 사용되며, 환자들의 병원 내부 만족도에 직접적인 영향을 미치는 중요한 요소이다. 병원은 제한된 공간으로 인해 한정된 병상 수를 갖게 되고, 병상의 수나 기능은 변경이 어려워 예산이나 환경적인 이유로 고정되는 경우가 많다. 특히, 병원의 환자 수용 능력을 모니터링 하기 위해 환자의 병상 점유율을 확인하고 예측하는 것은 병원의 운영 계획에 영향을 줄 수 있다. 단순히 높은 수준의 병상 점유율은 직원의 건강에 부정적인 영향을 미칠 수 있으며, 감염 위험에 노출될 가능성도 증가한다. 따라서 병상 점유율을 높게 유지하는 것 만을 강조하는 것은 병원에 유리한 결과만을 가져오지 않을 수 있기에 계획적인 환자 수용력을 파악하는 것은 중요하다. 그러나, 병상의 점유 여부를 인적 자원을 통해 파악하고, 예측하는 것은 한계가 있다. 따라서, 병상 점유 여부에 대한 데이터를 확보하고, 확보한 데이터를 적절히 전처리 하여 병상 점유율을 예측하기 위한 모델을 생성, 또는 트레이닝 시키고, 해당 모델을 통해 병상 점유율을 예측하는 기술이 요구된다.

발명의 내용

과제의 해결 수단

- [0003] 일 실시예에 따른 프로세서에 의해 수행되는 병상 점유율 예측 방법은, 병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는 병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집하는 단계; 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터(ward data)를 생성하는 단계; 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실 데이터(hospital room data)를 생성하는 단계; 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계; 및 상기 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0004] 상기 병동 데이터를 생성하는 단계는, 상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병동 별 병동 자원 정보 및 병동 점유율 비율을 결정하는 단계를 포함할 수 있고, 상기 시점 데이터는, 상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함할 수 있다.
- [0005] 상기 병동 데이터를 생성하는 단계는, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하는 단계; 및 상기 병동 별 병동 자원 정보 및 병동 정원 정보에 기초하여 병상 점유율 값을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0006] 상기 병실 데이터를 생성하는 단계는, 상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병실 별 병실 자원 정보 및 병실 점유율 비율을 결정하는 단계를 포함하고, 상기 시점 데이터는, 상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함할 수 있다.
- [0007] 상기 병실 데이터를 생성하는 단계는, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하는 단계; 및 상기 병실 별 병실 자원 정보 및 병실 정원 정보에 기초하여 병실 점유율 값을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0008] 상기 병실 데이터를 생성하는 단계는 상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보를 해당 병실을 지시하는 제1 식별 정보 및 상기 제1식별 정보 외의 제2 식별 정보로 분리하는 단계; 상기 분리된 제1 식별 정보 및 상기 제2 식별 정보를 각각 미리 결정된 수치 값으로 변형하는 단계; 및 상기 미리 결정된 수치 값과 상기 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터, 상기 병실 정원 정보, 상기 병실 자원 정보 및 상기 병실 점유율 값을 결합하는 단계를 포함할 수 있고, 상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보는 상기 병상 정보 데이터가 주기적으로 수집되는 기간 동안, 환자의 비응급(non-emergency)을 지시하는 정보를 포함할 수 있다.
- [0009] 상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계는, 상기 병동 데이터를 7일 또는 30일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0010] 상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 단계는, 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보를 3일 또는 7일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 단계는, 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된 동적 데이터에, LSTM 레이어(long short term memory layer)를 포함하는 제1 모델을 적용함으로써, 상기 동적 데이터의 시계열적 정보를 포함하는 제1 출력을 추출하는 단계; 상기 병실 데이터에서 시간에 독립적인 병실 식별 정보에 기초하여 생성된 정적 데이터에, 텐스 레이어(dense layer)를 포함하는 제2 모델을 적용함으로써, 상기 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 추출하는 단계; 및 상기 제1 출력 및 상기 제2 출력의 결합(concatenate)에 기초하여, 상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를, 상기 병상 정보 데이터의 수집 시점 별로 출력하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 일 실시예에 따른, 병상 점유율 예측 장치는, 병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는

병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집하고, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터(ward data)를 생성하며, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실 데이터(hospital room data)를 생성하고, 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키며, 상기 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력하는 프로세서를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 프로세서는, 상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 점유율 비율을 결정함으로써 상기 병동 데이터를 생성할 수 있고, 상기 시점 데이터는, 상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 프로세서는, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하고, 상기 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 정원 정보에 기초하여 병상 점유율 값을 생성함으로써, 상기 병동 데이터를 생성할 수 있다.

[0015] 상기 프로세서는, 상기 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 상기 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 점유율 비율을 결정함으로써 상기 병실 데이터를 생성할 수 있고, 상기 시점 데이터는, 상기 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 프로세서는, 상기 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하고, 상기 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 정원 정보에 기초하여 병실 점유율 값을 생성함으로써, 상기 병실 데이터를 생성할 수 있다.

[0017] 상기 프로세서는, 상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보를 해당 병실을 지시하는 제1 식별 정보 및 상기 제1 식별 정보 외의 제2 식별 정보로 분리하고, 상기 분리된 제1 식별 정보 및 상기 제2 식별 정보를 각각 미리 결정된 수치 값으로 변형하며, 상기 미리 결정된 수치 값과 상기 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터, 상기 병실 정원 정보, 상기 병실 재원 정보 및 상기 병실 점유율 값을 결합함으로써, 상기 병실 데이터를 생성할 수 있고, 상기 시간에 독립적인 병실 식별 정보는, 상기 병상 정보 데이터가 주기적으로 수집되는 기간 동안, 환자의 비응급(non-emergency)을 지시하는 정보를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 프로세서는, 상기 병동 데이터를 7일 또는 30일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성함으로써, 상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시킬 수 있다.

[0019] 상기 프로세서는, 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보를 3일 또는 7일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성함으로써, 상기 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시킬 수 있다.

[0020] 상기 프로세서는, 상기 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 상기 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된 동적 데이터에, LSTM 레이어(long short term memory layer)를 포함하는 제1 모델을 적용함으로써, 상기 동적 데이터의 시계열적 정보를 포함하는 제1 출력을 추출하고, 상기 병실 데이터에서 시간에 독립적인 병실 식별 정보에 기초하여 생성된 정적 데이터에, 텐스 레이어(dense layer)를 포함하는 제2 모델을 적용함으로써, 상기 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 추출하며, 상기 제1 출력 및 상기 제2 출력의 결합(concatenate)에 기초하여, 상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를, 상기 병상 정보 데이터의 수집 시점 별로 출력함으로써, 상기 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0021] 도 1은 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치를 나타낸다.

도 2는 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치가 병원 내 병상 점유율을 예측하는 방법의 순서도를 나타낸다.

도 3은 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치의 병상 점유율 예측 동작에 대한 블록도다.

도 4는 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치의 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 서로 다른 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 시키는 것을 나타낸다.

도 5는 일 실시예에 따른 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델 아키텍처를 나타낸다.

도 6a 내지 도 6b는 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치에 의해 예측된 병원 내 병상 점유율 예측 결과에 대한 사용자 인터페이스 디스플레이를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0022] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0023] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0024] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0025] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0026] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0027] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0029] 도 1은 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치(100)를 나타낸다. 병상 점유율 예측 장치(100)는 병원 내의 병상 중 환자가 점유하는 병상과 점유하지 않는 병상을 구분하고 환자의 병상 점유율을 예측할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치(100)는 주기적으로 병상을 점유하는 환자가 존재하는지를 나타내는 정보를 수집하고, 수집된 정보에 기초하여 병상, 더 나아가 해당 병상을 포함하는 병실 또는 병동의 환자 점유율을 예측할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치(100)는 1시간 단위로 수집된 병상 정보 데이터를 수집하고, 해당 데이터에 기초하여 병상에 대한 환자 점유율을 예측할 수 있다.
- [0030] 참고로, 병상 정보 데이터는 해당 데이터가 수집된 일자, 병상이 포함된 병동 및 병실 정보, 환자의 병상 재실 여부, 병상 청소 상태, 및 병실 별 세부 정보 등을 포함할 수 있으나, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0031] 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치(100)는 메모리(110) 및 프로세서(120)를 포함할 수 있다.
- [0032] 메모리(110)는 병상 점유율 예측을 위한 머신러닝 기반 점유율 예측 모델, 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키기 위한 컴퓨터로 실행 가능한 명령들(computer-executable instructions), 점유율 예측 모델의 파라미터(예: 가중치), 및 병상 정보 데이터 등을 저장할 수 있다.
- [0033] 프로세서(120)는 병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는 병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집할 수 있다. 참고로, 병실 식별 정보는 환자 점유 여부가 판단된 병실이 포함된 병실에 대한 정보일 수 있다. 예를 들어, 병실 식별 정보는 환자 점유 여부가 판단된 병실의 병실 등급 코드, 핵의학병실여부, 무균실여부, 특실여부 등의 시간에 독립적인 정보일 수 있다. 병실 식별 정보에 대하여는 이하 도 2에서 구체적으로 설명한다.

- [0034] 프로세서(120)는 병상 정보 데이터를 미리 결정된 시간 단위로 수집할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 병원 내의 병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 환자의 점유 여부가 판단된 병상을 포함하는 병실에 대한 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 1시간 간격으로 수집할 수 있다. 프로세서(120)에 의해 수집된 병상 정보 데이터는 각 카테고리를 컬럼(column)으로 하여 메모리(110)에 저장될 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)에 의해 수집된 병상 정보 데이터의 각 카테고리는 해당 데이터가 수집된 날짜, 해당 병상에 환자의 재실 여부, 병상 청소 상태, 병상이 속하는 병동 정보, 병상이 속하는 병실 정보 각각을 포함할 수 있다. 병상 정보 데이터는 병상 정보 데이터에 포함된 정보들의 카테고리를 하나의 컬럼으로 정렬하여 매시간 간격으로 수집된 데이터일 수 있다. 프로세서(120)는 병상 정보 데이터에 주말 또는 공휴일을 지시하는 데이터를 추가함으로써 병상 정보 데이터의 날짜를 구분할 수 있다. 프로세서(120)에 의해 주말 또는 공휴일을 지시하는 데이터가 추가된 데이터에 대하여 이하 도 3에서 구체적으로 설명한다.
- [0035] 프로세서(120)는 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터(ward data)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 수집된 병상 정보 데이터 중 특정 병동에 포함된 병상 정보 데이터를 기준으로 병동 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)에 의해 수집된 병상 정보 데이터는 '내과 병동'에 속하는 병상에 대한 데이터, '외과 병동'에 속하는 병상에 대한 데이터, 또는 '소아 병동'에 속하는 병상에 대한 데이터 등을 포함할 수 있다. 프로세서(120)는 수집된 병상 정보 데이터 중 '내과 병동'에 속하는 병상에 대한 데이터를 기준으로 내과 병동 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서(120)는 '외과 병동'에 속하는 병상에 대한 데이터를 기준으로 외과 병동 데이터를 생성할 수 있다. 위에서는 일 예시로서 프로세서(120)에 의해 각 병동에 대한 병동 데이터를 생성하는 것을 설명하였으나, 프로세서(120)는 복수의 병동들 각각에 해당하는 복수의 병동 데이터를 동시에 생성할 수도 있다. 프로세서(120)에 의해 생성된 병동 데이터는 병동 약어, 병동 정원, 병동 재원, 병동 점유율 비율 및 해당 병동 데이터가 수집된 날짜에 대한 정보를 포함할 수 있다. 병동 데이터에 대하여 이하 도 2에서 구체적으로 설명한다.
- [0036] 프로세서(120)는 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실 데이터(hospital room data)를 생성할 수 있다. 프로세서(120)가 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초하여 병실 데이터를 생성하는 방법은, 위에서 병상 데이터를 생성하는 방법과 동일하므로 반복하지 않는다. 프로세서(120)는 시간에 독립적인 병실 식별 정보에 기초하는 병실 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 시간에 독립적인 병실 식별 정보는, 병상 정보 데이터가 수집된 주기와 무관하게, 해당 병상이 포함된 병실을 식별하기 위한 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 시간에 독립적인 병실 식별 정보는 프로세서(120)에 의해 환자의 점유 여부가 판단된 병상이 속하는 병실의 층수, 해당 병실의 호수, 해당 병실의 등급 코드 등을 포함할 수 있다. 프로세서(120)에 의해 생성된 병실 데이터에 대하여 구체적으로 도 2에서 설명한다.
- [0037] 프로세서(120)는 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝시킬 수 있다. 프로세서(120)는 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 병동 데이터 중 적어도 하나를 윈도우를 통해 미리 결정된 기간 단위의 데이터 묶음으로 나눌 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 7일 단위로 데이터를 구분하는 윈도우를 통해 병실 데이터를 매 7일 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 매 7일 단위로 구분된 병실 데이터 각각은 일주일 간 병실 내의 병상에 대한 환자 점유 여부를 나타내는 정보를 포함할 수 있다. 다른 예를 들어, 프로세서(120)는 3일 단위로 데이터를 구분하는 윈도우를 통해 병실 데이터를 매 3일 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 매 3일 단위로 구분된 병실 데이터 각각은 매 7일 단위로 구분된 병실 데이터 각각에 비해 더 짧은 기간 동안의 병상에 대한 환자 점유 변화에 대한 정보를 포함할 수 있다.
- [0038] 프로세서(120)는 생성된 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝시킬 수 있다. 참고로, 머신러닝 기반 점유율 예측 모델은 복수의 레이어를 포함하는 뉴럴 네트워크 등을 포함할 수 있다. 점유율 예측 모델은 기계 학습 기법으로 지도식(supervised) 학습을 통해 입력 데이터 및 출력 데이터를 서로 매핑할 수 있다. 지도식 학습의 경우, 상술한 머신러닝 기반 점유율 예측 모델은 트레이닝 입력(예: 트레이닝을 위한 병동 데이터 또는 병실 데이터) 및 해당 트레이닝 입력에 매핑된 트레이닝 출력(예: 트레이닝을 위한 병동 데이터 또는 병실 데이터에 대해 전문가 등에 의해 병상의 점유율을 나타내는 값으로 분류된 참값(ground truth))의 쌍을 포함하는 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 트레이닝될 수 있다. 예를 들어, 머신러닝 기반 점유율 예측 모델은 트레이닝 입력으로부터 트레이닝 출력을 출력하도록 트레이닝될 수 있다. 트레이닝 중의 모델은 트레이닝 입력에 응답하여 임시 출력을 생성할 수 있고, 임시 출력 및 트레이닝 출력(예를 들어,

참값) 간의 손실이 최소화되도록 트레이닝 될 수 있다. 트레이닝 과정 동안 머신러닝 기반 점유율 예측 모델의 파라미터(예: 복수의 레이어들 간의 연결 가중치)가 손실에 따라 업데이트될 수 있다. 다만, 해당 트레이닝 방법은 일 예시에 불과하며, 점유율 예측 모델을 트레이닝 시키는 방법은 이에 제한되지 않는다.

[0039] 참고로, 제안된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델은, 시간에 의존적인 정보(예: 동적 데이터(dynamic data)) 뿐만 아니라 시간에 독립적인 정보(예: 정적 데이터(static data))를 동시에 입력으로 할 수 있는 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 머신러닝 기반 점유율 예측 모델은 동적 데이터를 입력으로 하는 제1 모델과, 정적 데이터를 입력으로 하는 제2 모델이 결합된 모델을 포함할 수 있다. 구체적인 머신러닝 기반 점유율 예측 모델에 대하여는 이하 도 5에서 구체적으로 설명한다.

[0040] 프로세서(120)는 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력할 수 있다. 프로세서(120)는, 예를 들어, '현재' 병상 정보 데이터에 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 적용함으로써, '원하는 시점'의 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 예측 정보를 출력할 수 있다.

[0042] 도 2는 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치가 병원 내 병상 점유율을 예측하는 방법의 순서도를 나타낸다.

[0043] 단계(210)에서, 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 병상 별로 환자가 점유하는지 여부 및 해당하는 병상을 지시하는 병실 식별 정보를 포함하는 병상 정보 데이터를 주기적으로 수집할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 예를 들어, 1시간 간격으로 환자의 병상 점유 여부, 병상의 청소 상태, 및 데이터 수집 시간 정보(예: 연, 월, 일, 시간, 요일 등)를 수집할 수 있다. 동시에 병상 점유율 예측 장치는 해당 병상을 포함하는 병실에 대한 병식 식별 정보를 수집할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 예를 들어, 환자가 병상을 점유하고 있는 경우에는 1로 치환된 데이터를, 환자가 병상을 점유하지 않는 경우에는 0으로 치환된 데이터를 수집할 수 있다. 예를 들어, 하나의 병실에 총 6개의 병상이 있고, 총 5명의 환자가 입원 중인 경우를 가정하면, 병상 점유율 예측 장치는 환자의 병상 점유 여부를 5로 수집할 수 있다.

[0044] 단계(220)에서, 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보에 기초한 병동 데이터를 생성할 수 있다. 아래 표 1은 병상 점유율 예측 장치에 의해 생성된 병동 데이터의 일 예시를 나타낸다.

표 1

[0045]	병동 데이터	병동 약어, 병동 데이터의 수집 연도, 수집 월, 수집 일, 수집 요일, 주말 여부, 공휴일 여부, 병동 재원, 병동 정원, 병동 점유율 비율
--------	---------------	---

[0046] 표 1에서, 병동 약어는 수집된 병상 정보 데이터에 대응하는 병상이 포함된 병동을 구별하기 위한 데이터를 나타낸다. 예를 들어, 병동 약어는 병원 내 해당 병상이 속하는 '동'과 '층'을 합친 숫자 데이터 일 수 있다. 예를 들어, 병원 내 서관, 동관, 신관 등의 건물이 포함된 경우, 서관7층에 위치한 71병동의 병동 약어는 '71'의 숫자 데이터를 나타낼 수 있고, 동관7층에 위치한 73병동의 병동 약어는 '73'의 숫자 데이터를 나타낼 수 있으며, 신관7층에 위치한 75병동의 병동 약어는 '75'의 숫자 데이터를 나타낼 수 있다. 병동 약어 중 중환자실과 같은 환자의 입원 및 퇴원의 빈도가 변칙적인 병동을 구분하기 위한 데이터로서 영문 약어 데이터들은 배제될 수 있다. 예를 들어, 병동 약어 중 외과(또는 GS), 정형외과(또는 PS), 신경외과(또는 NS) 등과 같은 영어 약어 데이터들은 배제될 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 병동 약어를 통해 수집된 병상 정보 데이터가 어떤 병동에 속하는 병상에 대한 데이터인지를 구분할 수 있다. 표 1에서, 병동 데이터의 수집 연도, 수집 월, 수집 일, 수집 요일은 병동 데이터가 수집된 시점에 대응하는 정보를 나타낸다. 예를 들어, 병상 정보 데이터가 2023년 11월 09일 목요일에 수집된 경우, 병상 점유율 예측 장치는 병동 데이터 수집 연도로 2023년, 수집 월로 11월, 수집 일로 09일, 수집 요일로 목요일을 구분하여 병동 데이터를 생성할 수 있다. 병동 데이터에 수집 연도, 수집 월, 수집 일, 수집 요일을 나타내는 데이터로 인하여, 병동 데이터는 시계열적 정보가 포함된 동적 데이터(dynamic data)를 나타낼 수 있다. 표 1의 병동 데이터 중 주말 여부, 공휴일 여부, 병동 재원, 병동 정원, 병동 점유율 비율에 대한 구체적인 설명은 이하 도 3에서 자세히 한다.

[0047] 단계(230)에서, 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실에서 시간에 의존하는 환자 점유 정보 또는 시간에 독립적인 병실 식별 정보 중 적어도 하나에 기초한 병실

데이터를 생성할 수 있다. 아래 표 2는 병상 점유율 예측 장치에 의해 생성된 병실 데이터의 예시를 나타낸다.

표 2

[0048]	병실 데이터	환자 점유 정보	병실 약어, 병실 데이터의 수집 연도, 수집 월, 수집 일, 수집 요일, 주말 여부, 공휴일 여부, 병실 재원, 병실 정원, 병실 점유율 비율
		병실 식별 정보	병실등급코드, 핵의학병실여부, 무균실여부, 격리병실여부, 뇌파검사실여부, 관찰실여부, 신장이식병실여부, 간이식병실여부, SUBICU여부, 특실여부, 소형1인실여부, 단기병실여부, 정신건강의학과2인실여부, 정신건강의학과개방병동여부

[0049] 표 2에서, 환자 점유 정보와 관련된 병실 약어, 병실 데이터의 수집 연도, 수집 월, 수집 일, 수집 요일, 주말 여부, 공휴일 여부, 병실 재원, 병실 정원, 병실 점유율 비율에 대한 설명은 표 1에서 설명한 병동 데이터와 중복되므로 생략한다. 표2에서 시간에 독립적인 병실 식별 정보는 정적 데이터(static data)를 나타낼 수 있다. 다시 말해, 병실 식별 정보는 시간에 따라 주기적으로 병상 정보 데이터가 수집되더라도 일정하게 유지되는 데이터를 나타낼 수 있다. 병실 식별 정보는 병상 정보 데이터가 수집된 병상이 포함된 병실의 고유한 특성을 나타내는 정보를 나타낼 수 있다. 예를 들어, 입원 환자의 질환 특성이 변칙적이지 않은 경우, 해당 환자가 입원한 병실의 정보를 나타낼 수 있다. 다시 말해, 표 2에서 병실 식별 정보는 시간에 따라 환자의 입원 및 퇴원의 횟수가 빈번한 병실에 대한 정보를 제외한 정보일 수 있다. 예를 들어, 분만실여부, ICU(intensive care unit)여부, NMTR(nuclear medicine treatment room)여부 등과 같은 정보는 해당 병실에 대한 환자의 점유 여부가 시계열적 변화가 많으므로, 병실 식별 정보에서 제외될 수 있다. 달리 말해, 병상 점유율 예측 장치는, 비응급(non-emergency) 상황에 활용되는 병실의 속성을 고려하여 병실 식별 정보에 기초한 병실 데이터를 생성할 수 있다.

[0050] 단계(240)에서, 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된, 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시킬 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는, 병실 데이터에서 표 2의 환자 점유 정보 및 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 기간 단위로 구분하여 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 표2의 환자 점유 정보를 3일 또는 7일 간 수집된 데이터 단위로 구분하는 윈도우를 통해 매 3일간 병실 데이터를 포함하는 트레이닝 데이터 또는 매 7일간 병실 데이터를 포함하는 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 다른 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병동 데이터를 7일 또는 30일 간 수집된 데이터 단위로 구분하는 윈도우를 통해 매 7일간 병동 데이터를 포함하는 트레이닝 데이터 또는 매 30일간 병동 데이터를 포함하는 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 수집된 데이터를 3일, 7일 또는 30일 단위로 구분하는 윈도우에 기초하여 생성된 트레이닝 데이터를 이용하여 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 트레이닝 시킬 수 있다.

[0051] 단계(250)에서, 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 트레이닝된 머신러닝 기반 점유율 예측 모델을 입력된 임의의 병상 정보 데이터에 적용함으로써, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력할 수 있다.

[0053] 도 3은 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치의 병상 점유율 예측 동작에 대한 블록도다.

[0054] 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 주기적으로 수집된 병상 정보 데이터에 기초하여, 병동 데이터 및 병실 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는, 병동 동적 데이터(310), 병실 동적 데이터(311) 및 병실 정적 데이터(312)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병동 동적 데이터(310)에는 미리 설정된 시간 간격으로 수집된 병상 정보 데이터 중 대상 병동에 포함된 병상에 대한 병상 정보 데이터가 누적된 데이터가 포함될 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 점유율 비율을 결정할 수 있고, 시점 데이터는 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병상 정보 데이터가 수집된 시점이 공휴일에 해당하지 않는 경우 0의 값을, 공휴일에 해당하는 경우 1의 값을, 공휴일 여부를 나타내는 컬럼 데이터로 저장할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 공휴일 여부를 나타내는 컬럼 데이터를 수집된 병상 정보 데이터와 결합함으로써 병동 동적 데이터(310)를 생성할 수 있다.

- [0055] 참고로, 병원의 경우 주말이나 공휴일에 병원에 입원하는 환자들의 비율이 평일에 병원에 입원하는 환자들의 비율과 차이가 있을 수 있다. 예를 들어, 주말이나 공휴일에 병원 내 병동 점유율은 약 80%에 대응하고, 주말이나 공휴일이 아닌 날에 병원 내 병동 점유율은 약 89%에 대응하여, 약 9%의 차이를 나타낼 수 있다. 다른 예를 들어, 주말이나 공휴일에 병원 내 병실 점유율은 약 79%에 대응하고, 주말이나 공휴일이 아닌 날에 병원 내 병실 점유율은 약 88%에 대응하여, 약 9%의 차이를 나타낼 수 있다. 다시 말해, 주말이나 공휴일이 아닌 날의 병원 점유율 차이가 약 9% 정도를 나타낼 수 있으므로, 점유율을 예측하는 일자가 주말이나 공휴일인지 또는 주말이나 공휴일이 아닌지를 구분하는 것이 병상 점유율 예측의 정확성을 향상시킬 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 공휴일 또는 주말 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 나타내는 시점 데이터를 수집된 병상 정보 데이터와 결합함으로써, 수집된 병상 정보 데이터의 수집 시점이 주말 또는 공휴일에 해당하는지를 구분할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는, 수집된 병상 정보 데이터의 수집 시점을 주말 또는 공휴일에 해당하는 데이터와 주말 또는 공휴일에 해당하지 않는 데이터로 구분함으로써 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델에 의한 병원 내 병상 점유율 예측 정확도를 향상시킬 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 시점 데이터에 기초하여, 병상 정보 데이터가 수집된 일자를 기준으로 기준 년도, 기준 월, 기준 주, 기준 일, 기준 요일 변수를 파생하여 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치에 의해 주기적으로 수집된 raw data 형태의 병상 정보 데이터는, 기준일자(예: 20231118)와 기준시각(예:1530)을 숫자 데이터 형태일 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 시점 데이터에 기초하여, 수집된 병상 정보 데이터를 각각 기준 년도(예:2023), 기준 월(예:11), 기준 주(예: 1년을 52주로 정의한 후 해당 주가 대응하는 숫자), 기준 일(예:18), 기준 시각(예: 1500), 및 기준 요일(월) 변수로 파생하여 생성하고 새로운 컬럼에 저장할 수 있다. 다른 예를 들어, 병실 동적 데이터(311)에는 미리 설정된 시간 간격으로 수집된 병상 정보 데이터 중 대상 병실에 포함된 병상에 대한 병상 정보 데이터가 누적된 데이터가 포함될 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 병상 정보 데이터의 병상 정보 데이터의 수집 시점을 구분하는 시점 데이터 및 수집된 병상 정보 데이터를 결합한 결과로부터 각 병상이 포함된 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 점유율 비율을 결정할 수 있고, 시점 데이터는 수집 시점이 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함할 수 있다. 병실 동적 데이터(311)에 포함된 시점 데이터로서, 주말 또는 공휴일 중 적어도 하나에 속하는지 여부를 지시하는 정보를 포함하는 시점 데이터에 대한 설명은 위의 병동 동적 데이터(310)에서의 설명과 중복되므로 반복하지 않는다.
- [0056] 병실 정적 데이터(312)는 병상이 속하는 대상 병실에 관련된 정보 중 시간에 독립적인 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 도1 내지 도 2에서 설명한 바와 같이, 병실 정적 데이터(312)는 대상 병상이 속하는 병실의 식별 정보(예: 병실 등급 코드, 핵의학병실여부, 무균실여부 등)를 포함할 수 있다.
- [0057] 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 병동 동적 데이터(310)를 전처리함으로써 제1 모델 입력 데이터(320)를 생성할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는, 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 수집된 병상 정보 데이터 중 각 병상이 포함된 병동에 환자가 입실 가능한 상태를 지시하는 데이터가 포함되거나, 현재 퇴원 환자가 존재하는 상태를 지시하는 데이터가 포함된 경우, 해당 데이터를 추출할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 추출된 데이터가 환자 입실 가능 또는 환자 퇴실을 지시하는 경우 대상 병동에 환자가 없음을 의미하므로 숫자 0으로, 그 반대의 경우 1로 데이터를 전처리할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터의 전처리 결과(예: 환자 입실 가능 시 0, 아닌 경우 1로 치환)를 포함하는 제1 모델 입력 데이터(320)를 생성할 수 있다.
- [0058] 병상 점유율 예측 장치는 병동 별 병동 재원 정보 및 병동 정원 정보에 기초하여 병상 점유율 값을 생성할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 병동 별 병동 재원 정보, 병동 정원 정보, 및 병상 점유율 값에 기초하여 제1 모델 입력 데이터(320)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 수집된 병상 정보 데이터 중 대상 병동에 포함된 병상이 환자에 의해 점유된 경우 병동 재원 정보를 지시하는 데이터를 1로 결정할 수 있다. 다시 말해, 병동 재원 정보는 대상 병동에 포함된 병상을 점유하는 환자 존재를 의미하는 데이터 1을 모두 더한 값에 대응할 수 있다. 병동 정원 정보는 대상 병동 내의 병상 개수를 모두 더한 값에 대응할 수 있다. 따라서, 병상 점유율 예측 장치는, 병동 재원 정보를 병동 정원 정보로 나눈 값에 대응하는 현재 병실 점유율 값을 포함하는 제1 모델 입력 데이터(320)를 생성할 수 있다.
- [0059] 종합하면, 병상 점유율 예측 장치는, 병동 동적 데이터(310) 중, 병상이 포함된 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 환자 입실 가능 시 0 그 반대의 경우 1로 전처리한 데이터 및 병동 재원 정보를 병동 정원 정보로 나눈 값에 대응하는 현재 병동 점유율 값을 포함하는 제1 모델 입력 데이터(320)를 생성할 수 있다.
- [0060] 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 병실 동적 데이터(311)를 전처리함으로써, 제2 모델 입력 데이터

(321)를 생성할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는, 수집된 병상 정보 데이터로부터 각 병상이 포함된 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치가 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하는 방법은 위에서 설명한 병동의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터를 추출하는 과정과 중복되므로 반복하여 설명하지 않는다. 병상 점유율 예측 장치는 병실 별 병실 재원 정보 및 병실 재원 정보에 기초하여 병실 점유율 값을 생성할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 병실 별 병실 재원 정보, 병실 정원 정보, 및 병실 점유율 값에 기초하여 제2 모델 입력 데이터(321)를 생성할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치가 제2 모델 입력 데이터(321)를 생성하는 방법은, 위에서 설명한 제1 모델 입력 데이터(320)를 생성하는 방법과 중복되므로 설명을 생략한다.

- [0062] 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는, 병실 동적 데이터(311) 및 병실 정적 데이터(312)를 포함하는 병실 데이터에 기초하여 제3 모델 입력 데이터(322)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 제3 모델 입력 데이터(322)는 제2 모델 입력 데이터(321)와 병실 정적 데이터(312)를 전처리한 데이터가 결합된 데이터를 포함할 수 있다. 이하에서는 병실 정적 데이터(312)를 전처리함으로써 생성된 데이터에 대해 구체적으로 설명한다.
- [0063] 병상 점유율 예측 장치는, 병실 정적 데이터(312)에 대응하는 시간에 독립적인 병실 식별 정보를 해당 병실을 지시하는 제1 식별 정보 및 제1 식별 정보 외의 제2 식별 정보로 분리할 수 있다.
- [0064] 참고로 병실 정적 데이터(312)에 대응하는 시간에 독립적인 병실 식별 정보는 병상 정보 데이터가 주기적으로 수집되는 기간 동안, 환자의 비응급(non-emergency)을 지시하는 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 분만실, 중환자실과 같은 환자의 입실 또는 퇴실이 잦은 병실 세부 정보는 시간에 따라 자주 변형되므로, 병실 정적 데이터(312)에 대응하는 시간에 독립적인 병실 식별 정보에서 배제될 수 있다.
- [0065] 병상 점유율 예측 장치에 의해 제1 식별 정보 및 제2 식별 정보를 분리하는 동작을 설명하기 위해, 아래 표 3에서 임의의 병실 A에 대한 병실 식별 정보의 존재를 가정한다.

표 3

병실 A	핵의학병실여부	무균실여부	소형1인실여부	특실여부	단기병실여부
	0	0	0	X	X

- [0067] 표 3의 병실 A에 대한 병실 식별 정보는 병실 A가 핵의학병실, 무균실, 및 소형1인실에 해당하는 것을 나타낸다. 동시에 표 3의 병실 A에 대한 병실 식별 정보는 병실 A가 특실 및 단기병실에 해당되지 않는다는 것을 나타낸다. 병상 점유율 예측 장치는 표 3에서 병실 A의 정보를 지시하는 핵의학병실여부, 무균실여부 및 소형1인실여부를 제1 식별 정보로, 그 외의 특실여부, 단기병실여부를 제2 식별 정보로 분리할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 분리된 제1 식별 정보 및 제2 식별 정보를 각각 미리 결정된 수치 값으로 변형할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 위의 예시에서, 핵의학병실여부, 무균실여부, 소형1인실여부를 지시하는 데이터를 1로, 특실여부, 단기병실여부를 지시하는 데이터를 0으로 변형할 수 있다.
- [0068] 병상 점유율 예측 장치는 미리 결정된 수치 값(예: 해당하는 경우 1, 해당하지 않는 경우 0)과 병실의 환자 입실 가능 여부를 지시하는 데이터, 병실 정원 정보, 병실 재원 정보 및 병실 점유율 값을 결합함으로써, 제3 모델 입력 데이터(322)를 생성할 수 있다.
- [0069] 병상 점유율 예측 장치는 제1 내지 제3 모델 입력 데이터(320, 321, 322)에 윈도우(330, 331, 332)를 적용함으로써, 미리 결정된 기간에 대응하는 크기의 데이터를 획득할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병동 동적 데이터(310)에 기초하여 생성된 제1 모델 입력 데이터(320)에는 7일 또는 30일에 대응하는 윈도우(330)를 적용할 수 있다. 다른 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병실 동적 데이터(311)에 기초하여 생성된 제2 모델 입력 데이터(321)에는 3일 또는 7일에 대응하는 윈도우(331)를 적용할 수 있다. 또 다른 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 제3 모델 입력 데이터(322)에 3일 또는 7일에 대응하는 윈도우(332)를 적용할 수 있다. 다시 말해, 병상 점유율 예측 장치는, 병동 데이터에 기초하는 입력 데이터(320)에 대하여는 7일 또는 30일의 윈도우(330)를 적용할 수 있고, 병실 데이터에 기초하는 입력 데이터(321, 322)에는 3일 또는 7일의 윈도우(331, 332)를 적용할 수 있다. 윈도우(330, 331, 332) 각각의 기간은 병실의 경우 상대적으로 병동에 비하여 시간에 따른 환자 점유 변화가 크기 때문에, 병동 데이터에 대한 윈도우(330) 기간에 비하여 병실 데이터에 대

한 윈도우(331, 332) 기간이 짧을 수 있다.

[0070] 병상 점유율 예측 장치는, 제1 모델 입력 데이터(320)에 윈도우(330)를 적용함으로써 생성된 데이터를 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델(340)에 입력함으로써, 병동에 대한 환자의 점유율 예측 결과를 출력할 수 있다. 또한, 병상 점유율 예측 장치는, 제2 모델 입력 데이터(321)에 윈도우(331)를 적용함으로써 생성된 데이터 또는 제3 모델 입력 데이터(322)에 윈도우(332)를 적용함으로써 생성된 데이터를 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델(340)에 입력함으로써, 병실에 대한 환자의 점유율 예측 결과를 출력할 수 있다.

[0072] 도 4는 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치가 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 서로 다른 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 시키는 것을 나타낸다.

[0073] 일 실시예에 따른, 병상 점유율 예측 장치는 병동 데이터를 미리 결정된 기간 단위로 구분하는 윈도우(420)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병동 데이터를 7일 또는 30일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병동 데이터에 기초하는 입력 데이터(예: input A)에 7일 단위로 구분하는 윈도우(420)(예: window 7)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. Window 7을 적용함으로써 생성된 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 된 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 이하에서 ward 7 days 모델이라 명명한다. 다른 예를 들어 병상 점유율 예측 장치는 병동 데이터에 기초하는 입력 데이터(예: input A)에 30일 단위로 구분하는 윈도우(420)(예: window 30)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. Window 30을 적용함으로써 생성된 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 된 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 이하에서 ward 30 days 모델이라 명명한다.

[0074] 병상 점유율 예측 장치는 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보를 미리 결정된 기간 단위로 구분하는 윈도우(421, 422)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보를 3일 또는 7일 중 적어도 하나의 기간 단위로 구분한 것에 기초하여 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병실 데이터 중 병실 동적 데이터만에 기초하는 입력 데이터(예: input B)에 3일 단위로 구분하는 윈도우(421)(예: window 3)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 병실 동적 데이터만에 기초하는 입력 데이터에 Window 3을 적용함으로써 생성된 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 된 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 이하에서 room 3 days 모델이라 명명한다. 다른 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병실 데이터 중 병실 동적 데이터만에 기초하는 입력 데이터(예: input B)에 7일 단위로 구분하는 윈도우(421)(예: window 7)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 병실 동적 데이터만에 기초하는 입력 데이터에 window 7을 적용함으로써 생성된 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 된 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 이하에서 room 7 days 모델이라 명명한다. 또 다른 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 병실 동적 데이터 및 병실 정적 데이터를 결합한 데이터에 기초하는 입력 데이터(예: input C)에 3일 또는 7일 단위로 구분하는 윈도우(422)(예: window 3 또는 window 7)를 적용함으로써 트레이닝 데이터를 생성할 수 있다. 병실 동적 데이터와 병실 정적 데이터의 결합에 기초하는 입력 데이터에 window 3 또는 window 7을 적용함으로써 생성된 트레이닝 데이터 각각에 기초하여 트레이닝 된 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델 각각을 이하에서 room static 3 days 모델, room static 7 days 모델이라 명명한다. 아래 표 4는 서로 다른 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝시킨 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델의 성능을 비교하는 표이다.

표 4

	Model	MAE	MSE	RMSE	R2 Score
Ward					
	Ward 7 Days	0.057	0.007	0.082	0.582
	Ward 30 Days	0.062	0.009	0.093	0.458
Room					
	Room 3 Days	0.126	0.053	0.231	0.294
	Room 7 Days	0.123	0.052	0.227	0.317
	Room Static 3 Days	0.124	0.057	0.239	0.246
	Room Static 7 Days	0.123	0.051	0.226	0.320

[0075]

[0076]

표 4에서 MAE(mean absolute error)는 모델의 예측 값과 실제 병상 점유율 간의 절대적인 차이를 나타내는 평균 절대 오차를 나타내고, MSE(mean square error)는 모델의 예측 값과 실제 병상 점유율 간의 차이를 제곱하여 평균을 구한 값으로, 이상치에 민감한 평균 제곱 오차를 나타내며, RMSE(root mean square error)는 MSE의 양의 제곱근으로, MSE를 구한 뒤 다시 제곱근을 취한 값을, R2 Score는 모델의 예측 값과 실제 값 사이의 상관관계로서 독립 변수가 종속 변수를 얼마나 잘 설명하는지 보여준다. 표 4는 병실 동적 데이터와 병실 정적 데이터를 결합한 병실 데이터에 기초하여 생성된 입력 데이터에 window 7을 적용함으로써 획득한 트레이닝 데이터에 기초하여 트레이닝 시킨 모델의 성능이 병실 동적 데이터만을 기초하여 생성된 트레이닝 시킨 모델의 성능보다 우수한 것을 확인할 수 있다. 즉, 표 4는 병실 점유율 예측 모델 중 room static 7 days 모델의 성능이 가장 우수한 것을 나타낸다.

[0078]

도 5는 일 실시예에 따른 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델 아키텍처를 나타낸다.

[0079]

일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치는 주기적으로 수집된 병상 정보 데이터에 기초한 입력 데이터에 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델을 적용함으로써 병원 내 병상 점유율 정보를 출력할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치에 포함된 머신러닝 기반의 점유율 예측 모델은, 정적 데이터(예: 시간에 독립적인 병실 식별 정보) 및 동적 데이터(예: 병실 데이터 중 시간에 의존적인 정보)를 동시에 입력 받는 것에 기초하여, 병상 점유율을 예측할 수 있다.

[0080]

병상 점유율 예측 장치는 병실 데이터에서 시간에 의존적인 정보 및 병동 데이터 중 적어도 하나를 미리 결정된 시간 단위로 구분한 것에 기초하여 생성된 동적 데이터에, LSTM 레이어(long short term memory layer)를 포함하는 제1 모델(510)을 적용함으로써, 동적 데이터의 시계열적 정보를 포함하는 제1 출력을 추출할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델(510)은 도 3의 제1 모델 입력 데이터(320) 또는 제2 모델 입력 데이터(321)과 같은 동적 데이터(예: dynamic valuables, 병동 데이터, 또는 병실 데이터 중 시간에 의존적인 환자 점유 정보 등)를 입력받아, 동적 데이터의 시계열적 정보를 포함하는 제1 출력을 추출하는 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델(510)은 양방향으로 입력 데이터를 처리하는 Bi-LSTM(bidirectional long short term memory) 레이어를 포함할 수 있다.

[0081]

참고로 Bi-LSTM은 RNN(recurrent neural network)의 한 종류로, 순차적 데이터 또는 시퀀스 데이터를 처리하는데 사용될 수 있다. Bi-LSTM은 입력 데이터에 대한 이전 시점과 이후 시점의 정보를 동시에 고려할 수 있다. Bi-LSTM은 두개의 LSTM 레이어를 포함할 수 있고, 하나의 LSTM 레이어는 입력 데이터를 앞에서 뒤로 처리하고, 다른 하나의 LSTM 레이어는 입력 데이터를 뒤에서 앞으로 처리할 수 있다. Bi-LSTM은 두개의 LSTM 레이어를 통해 처리된 데이터를 병합하여 최종 출력을 생성할 수 있다. Bi-LSTM은 양방향으로 입력 데이터를 처리함으로써 입력 데이터의 시계열적 정보를 보존하는 출력을 생성할 수 있다.

[0082]

제1 모델(510)은 복수의 Bi-LSTM 레이어를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델(510)은 제1 레이어 및 제2 레이어에 Bi-LSTM 레이어를 포함할 수 있다.

[0083]

제1 모델(510)의 Bi-LSTM 레이어에서 LeakyReLu 연산이 수행될 수 있다. 참고로, LeakyReLu 연산은 입력이 음수더라도 0이 아닌 매우 작은 값을 입력과 곱하여 출력하는 연산을 나타낼 수 있다.

- [0084] 제1 모델(510)은 Attention 레이어를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델(510)은 Bi-LSTM 레이어와 연결된 attention layer를 포함할 수 있다. 제1 모델(510)에 포함된 Attention 레이어는 Bi-LSTM 레이어의 출력 중 점유율 예측 결과에 큰 영향을 미치는 값에 높은 가중치를 부여함으로써, 해당 값에 집중하는 데이터를 생성할 수 있다.
- [0085] 병상 점유율 예측 장치는 병실 데이터에서 시간에 독립적인 병실 식별 정보에 기초하여 생성된 정적 데이터에, 텐스 레이어(dense layer)를 포함하는 제2 모델(520)을 적용함으로써, 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 추출할 수 있다. 예를 들어 제2 모델(520)은 정적 데이터(예: Static valuables, 병실 데이터 중 병실 식별 정보 등)를 입력 받아, 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 추출하는 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제2 모델(520)은 도 3의 제3 모델 입력 데이터(322) 중 병실 정적 데이터(312)에 기초하는 정적 데이터를 입력 받아, 병실 정적 데이터의 특징을 포함하는 제2 출력을 생성할 수 있다.
- [0086] 제2 모델(520)은 텐스 레이어(dense layer)를 포함할 수 있다. 제2 모델에 포함된 텐스 레이어에서 드랍 아웃(drop out) 연산이 수행될 수 있다. 참고로 드랍 아웃 연산은, 서로 연결된 레이어에서 0부터 1사이의 확률로 뉴런을 제거(drop)하는 연산을 나타낼 수 있다. 예를 들어, 드랍아웃 비율이 0.5라고 가정하고, 4개의 뉴런(또는 노드)가 존재한다고 가정하면, 드랍아웃 연산은 4개의 뉴런 각각을 0.5의 확률로 제거하는 연산을 나타낼 수 있다. 따라서, 드랍아웃 연산을 통해 특정 변수의 피쳐(feature)만을 과도하게 학습함으로써 발생할 수 있는 오버피팅(overfitting)을 방지할 수 있다.
- [0087] 병상 점유율 예측 장치는, 제1 출력 및 제2 출력의 결합(concatenate)에 기초하여, 병동 또는 병실 중 적어도 하나의 점유율 정보를 출력할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 제1 출력 및 제2 출력을 결합할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 제1 출력 및 제2 출력을 결합함으로써 동적 데이터의 시계열적 특징뿐만 아니라 정적 데이터의 특징을 보전할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 제1 출력 및 제2 출력이 결합된 데이터를 텐스 레이어(540)에 입력함으로써 0내지 1사이의 값을 갖는 병상 점유율 정보를 출력할 수 있다.
- [0089] 도 6a 내지 도 6b는 일 실시예에 따른 병상 점유율 예측 장치에 의해 예측된 병원 내 병상 점유율 예측 결과에 대한 사용자 인터페이스 디스플레이를 나타낸다.
- [0090] 도 6a는 병원의 병동 내 병상의 점유율 현황 및 전망이 표시된 사용자 인터페이스를 나타낸다.
- [0091] 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는, 병동 데이터에 기초하여, 병동 내 전체 병상의 현재 점유 정보(610a) 및 예상 점유 정보(620a)를 출력할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 현재 점유 정보(610a) 및 예상 점유 정보(620a)를 그래프 형태로 출력할 수 있다. 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는 현재 점유 정보(610a)에 대하여 현재 사용 중인 병상 비율(예: in use 86%) 및 사용 가능한 병상 비율(예: empty 11%)을 출력할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 현재 점유 정보(610a)에 대하여, 현재 사용 중인 병상 수(예: currently used beds 458), 사용 가능한 병상 수(예: available beds)를 출력할 수 있다.
- [0092] 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는, 예상 점유 정보(620a)에 대하여, 병동에 대한 실제 점유 정보 및 예측된 점유 정보를 함께 그래프로 표현할 수 있다. 사용자는 예상 점유 정보(620a)에서 점유율 정보를 확인하고자 하는 날짜를 지정할 수 있다. 예를 들어 사용자는 예상 점유 정보(620a) 그래프에서 병상 점유율 정보를 확인하고 싶은 날짜를 클릭할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 사용자의 그래프에서의 클릭에 대응하여 선택 날짜(630a)에 대한 병동 내 병상의 예상 점유율을 표시할 수 있다.
- [0093] 도 6b는 병원의 병실 내 병상의 점유율 현황 및 전망이 표시된 사용자 인터페이스를 나타낸다.
- [0094] 예를 들어, 병상 점유율 예측 장치는, 병실 데이터에 기초하여, 사용자 인터페이스(610b)에 개별 병실 내 병상에 대한 현재 점유 정보 및 예상 점유 정보를 출력할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는 예를 들어, MICU1_01에 대응하는 병실에 대하여 88.9%의 현재 점유 정보 및 79.1%의 예상 점유 정보를 출력할 수 있다. 병상 점유율 예측 장치는, 사용자 인터페이스(610b)에 개별 병실의 사용 중인 병상의 수(621b), 예약된 병상의 수(622b), 남은 병상의 수(623b) 및 청소중인 병상의 수(624b)를 표시할 수 있다.
- [0096] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마

이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0097] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상장치(virtual equipment), 또는 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0098] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0099] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

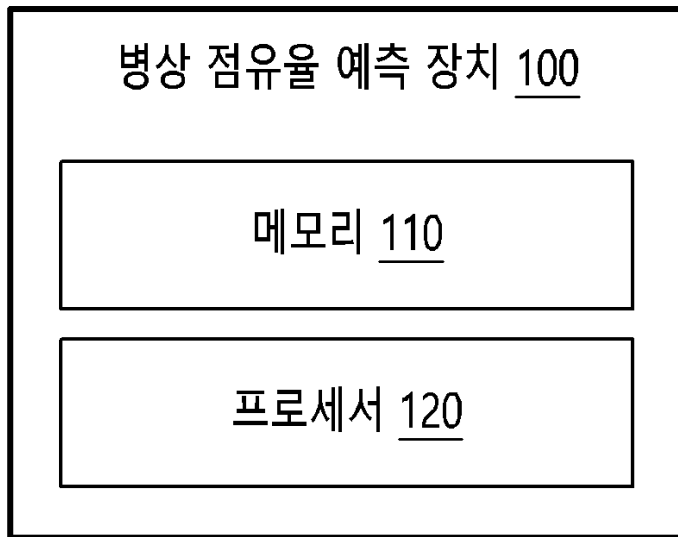
[0100] 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및 B 중 적어도 하나", "A 또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C", "A, B 및 C 중 적어도 하나", 및 "A, B, 또는 C 중 적어도 하나"와 같은 문구들 각각은 그 문구들 중 해당하는 문구에 함께 나열된 항목들 중 어느 하나, 또는 그들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다.

[0101] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

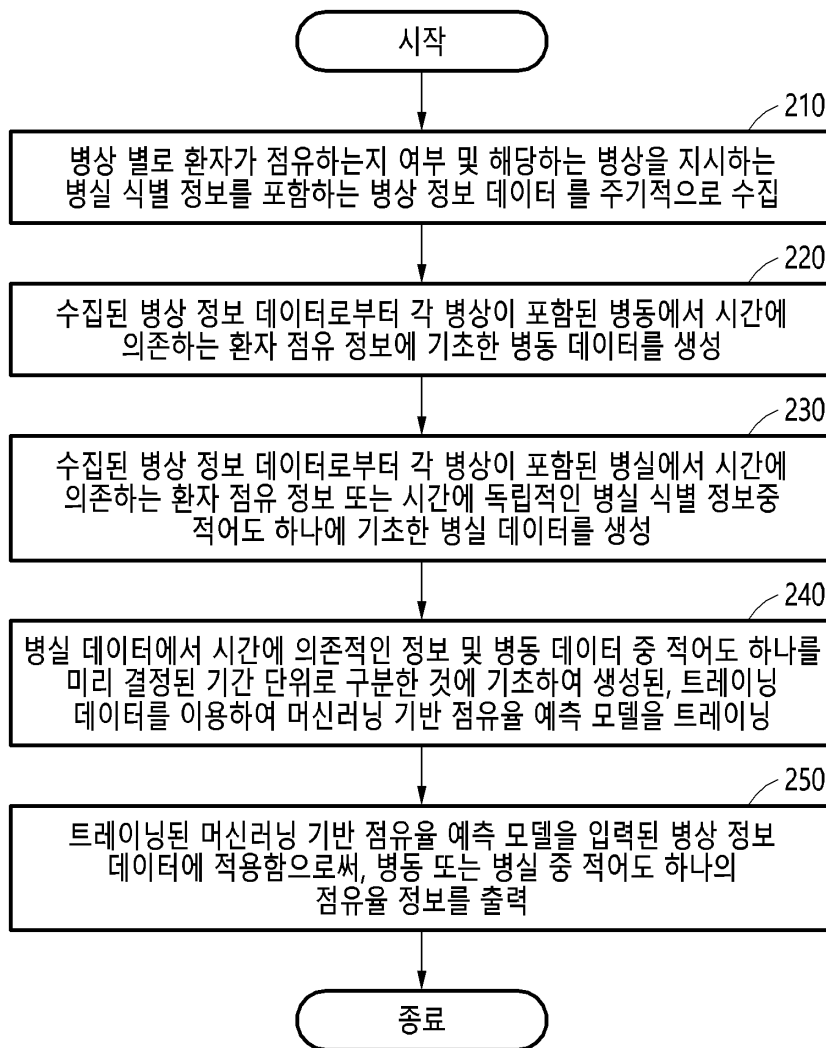
[0102] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

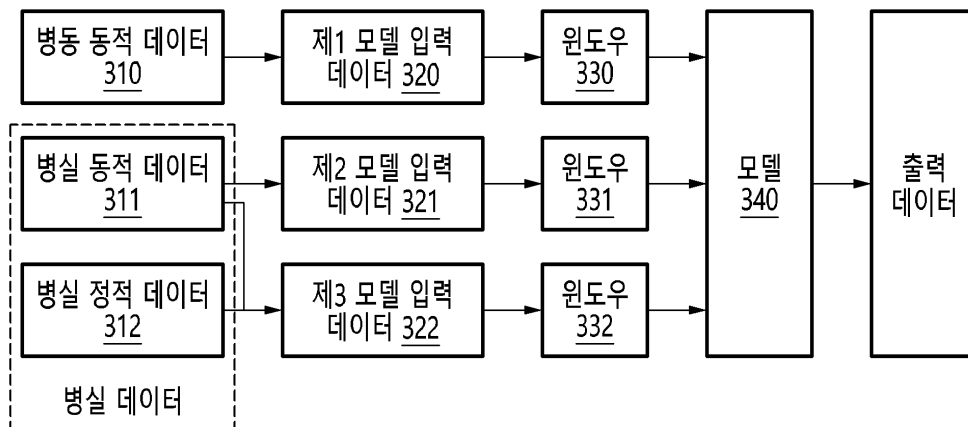
도면1



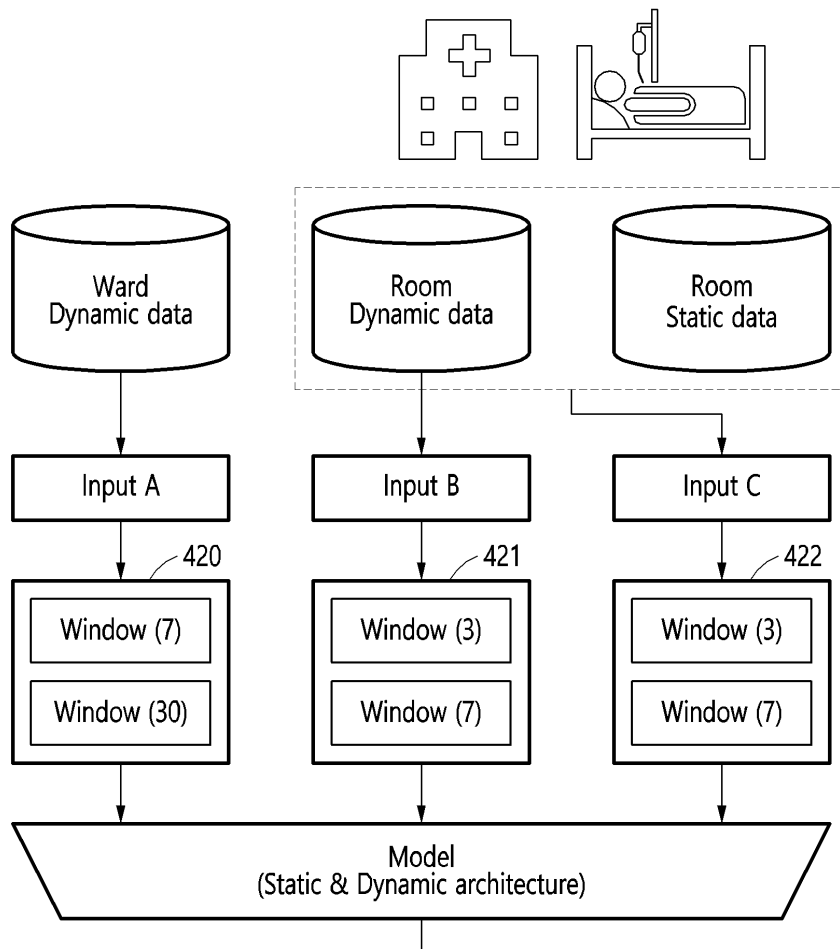
도면2



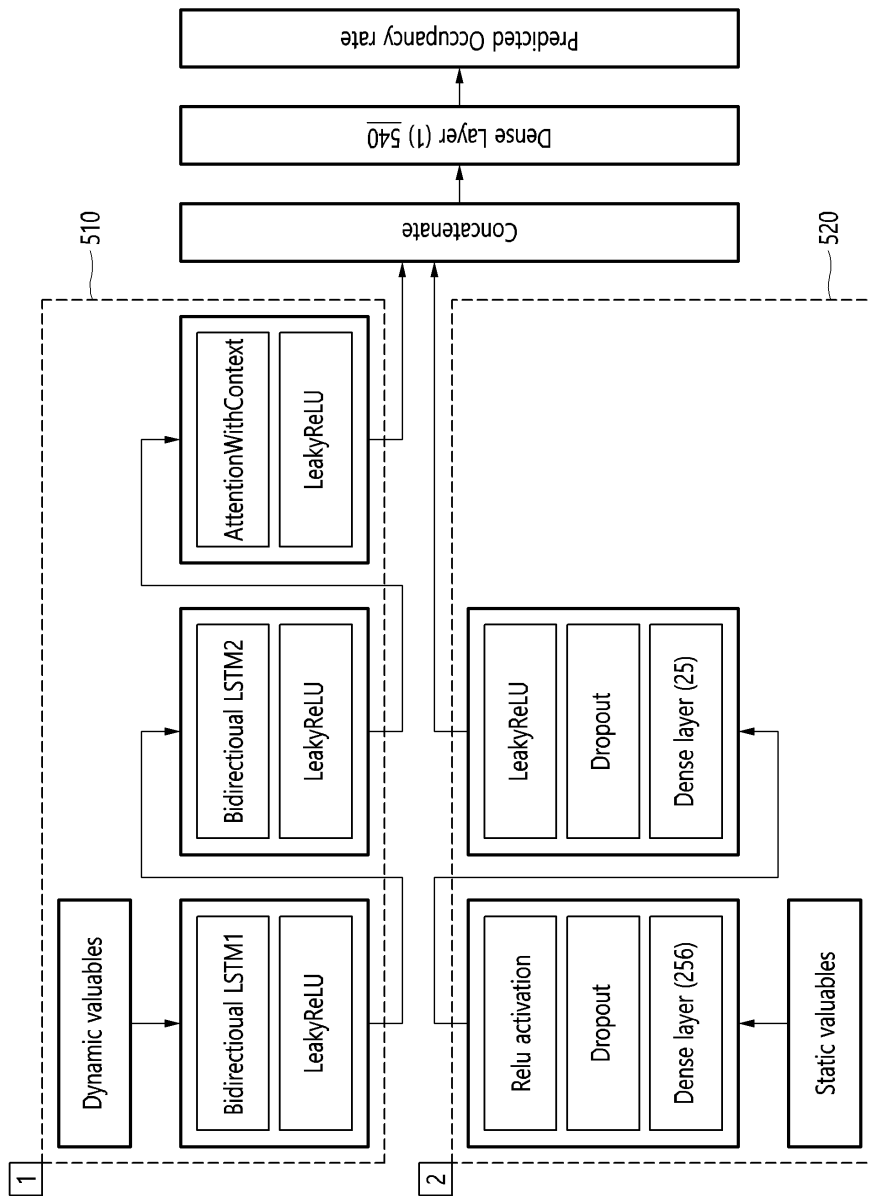
도면3



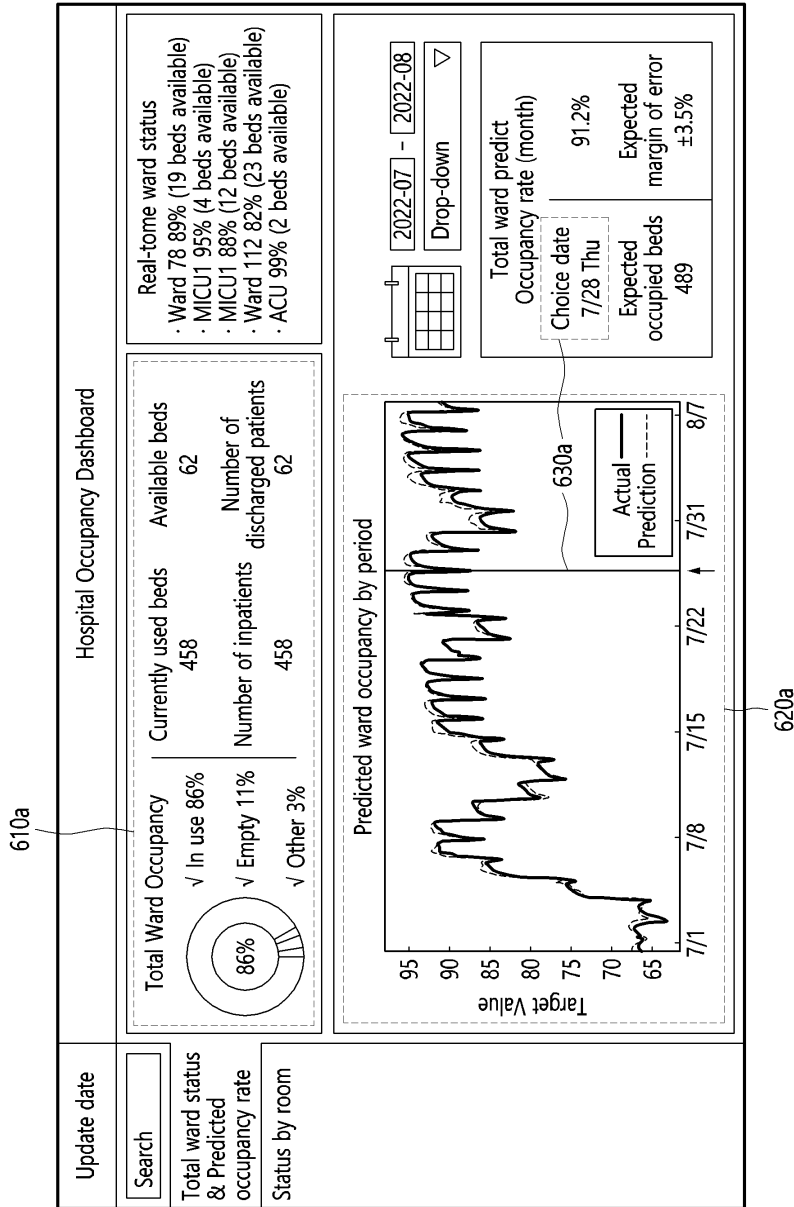
도면4



도면5



도면6a



도면6b

610b

