

**(19) 대한민국특허청(KR)**
(12) 공개특허공보(A)**(11) 공개번호** 10-2025-0083082
(43) 공개일자 2025년06월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/70 (2018.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/01 (2021.01) A61B 5/021 (2025.01)
G06N 20/00 (2019.01) G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01) G16H 10/60 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/30 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/70 (2018.01)
A61B 5/01 (2021.01)

(21) 출원번호 10-2024-0137012

(22) 출원일자 2024년10월08일

심사청구일자 2024년10월08일

(30) 우선권주장

1020230168498 2023년11월28일 대한민국(KR)

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

이화민

충청남도 아산시 배방읍 연화로 11, 607동 902호
(연화마을STXKAN6단지아파트)

김영민

서울특별시 도봉구 삼양로 602, 101동 303호 (쌍문동, 에드가쌍문)

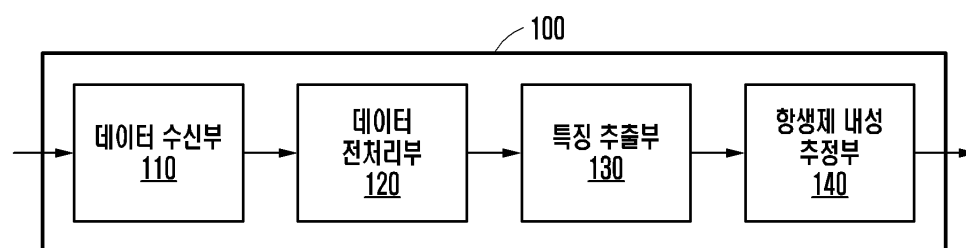
(74) 대리인

특허법인 무한

전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 **항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 장치 및 방법****(57) 요약**

항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 장치 및 방법이 개시된다. 항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 장치는, 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 데이터, 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 데이터 및 사용자에게 대한 항생제 사용 이력을 포함하는 항생제 프로파일 데이터를 수신하는 데이터 수신부, 사용자 정보 데이터, 생체 징후 데이터 및 항생제 프로파일 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 데이터들을 병합하는 데이터 전처리부, 병합된 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 특징 추출부 및 학습된 항생제 내성 추정 모델에 특징 데이터를 입력하는 것에 의해 항생제 내성 추정 모델로부터 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득하는 항생제 내성 추정부를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1

(52) CPC특허분류

A61B 5/021 (2025.01)
A61B 5/4848 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/09 (2023.01)
G16H 10/60 (2021.08)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/30 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711179291
과제번호	00156439
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	ICT혁신인재4.0(고려대학교)
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711181356
과제번호	2021R1A2C100929013
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개연연구사업 - 중견연구
연구과제명	클라우드 컴퓨팅 환경에서 딥러닝 기반 심정지 예측 시스템 개발
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2021.03.01 ~ 2024.02.29

명세서

청구범위

청구항 1

항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 장치에 있어서,

항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 데이터, 상기 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 데이터 및 상기 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 포함하는 항생제 프로파일 데이터를 수신하는 데이터 수신부;

상기 사용자 정보 데이터, 상기 생체 징후 데이터 및 상기 항생제 프로파일 데이터의 결측 값을 대체하고 상기 결측 값이 대체된 데이터들을 병합하는 데이터 전처리부;

상기 병합된 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 특징 추출부; 및

학습된 상기 항생제 내성 추정 모델에 상기 특징 데이터를 입력하는 것에 의해 상기 항생제 내성 추정 모델로부터 상기 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득하는 항생제 내성 추정부

를 포함하는,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 생체 징후 데이터는,

적어도 상기 사용자의 체온, 상기 사용자의 혈압 및 맥박, 상기 사용자의 최대 호흡 값 각각에 대한 평균 값들을 포함하는 것인,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 사용자 정보 데이터는,

상기 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함하는 것인,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

데이터 전처리부는,

MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 상기 결측 값을 대체하는,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 항생제 내성 추정 모델은,

로지스틱 회귀 모델(logistic regression; LR), XGBoost(extreme gradient boosting; XGBoost) 모델, LGBM(light gradient boosting machine; LGBM) 모델, CatBoost 모델, MLP(multi-layer perceptron; MLP) 모델 및 MTL(multi task learning; MTL) 모델 중 적어도 하나에 기초한 것인,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 특징 추출부는,

SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 상기 특징 데이터를 추출하는,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 7

제3항에 있어서,

상기 특징 데이터는,

적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 상기 위험도 지수 데이터 및 상기 사용자의 입원 기간 데이터를 포함하는 것인,

항생제 내성 추정 장치.

청구항 8

항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 장치에 있어서,

항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 학습 데이터, 상기 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 학습 데이터 및 상기 사용자에게 대한 항생제 사용 이력을 나타내는 항생제 프로파일 학습 데이터를 수신하는 데이터 수신부;

상기 사용자 정보 학습 데이터, 상기 생체 징후 학습 데이터 및 상기 항생제 프로파일 학습 데이터의 결측 값을 대체하고 상기 결측 값이 대체 된 학습 데이터들을 병합하는 데이터 전처리부;

상기 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 특징 추출부; 및

상기 특징 데이터를 입력한 상기 항생제 내성 추정 모델로부터 획득한 결과 데이터, 상기 사용자 정보 학습 데이터, 상기 생체 징후 학습 데이터 및 상기 항생제 프로파일 학습 데이터를 이용하여 상기 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 항생제 내성 추정 모델 학습부

를 포함하는,

학습 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 생체 징후 학습 데이터는,

적어도 상기 사용자의 체온, 상기 사용자의 혈압 및 상기 사용자의 최대 호흡 값 각각에 대한 평균 값들을 포함하는 것이고,
상기 항생제 프로파일 학습 데이터는,
타겟 항생제의 처방 데이터 및 상기 타겟 항생제의 내성 여부를 나타내는 배양 검사 결과 데이터를 포함하는 것인,
학습 장치.

청구항 10

제8항에 있어서,
상기 사용자 정보 학습 데이터는,
상기 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함하는 것인,
학습 장치.

청구항 11

제8항에 있어서,
데이터 전처리부는,
MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 상기 결측 값을 대체하는,
학습 장치.

청구항 12

제8항에 있어서,
상기 특징 추출부는,
SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 상기 특징 데이터를 추출하는,
학습 장치.

청구항 13

제10항에 있어서,
상기 특징 데이터는,
적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 상기 위험도 지수 데이터 및 상기 사용자의 입원 기간 데이터를 포함하는 것인,
학습 장치.

청구항 14

제8항에 있어서,
상기 항생제 내성 추정 모델은,
로지스틱 회귀 모델(logistic regression; LR), XGBoost(extreme gradient boosting; XGBoost) 모델,

LGBM(light gradient boosting machine; LGBM) 모델, CatBoost 모델, MLP(multi-layer perceptron; MLP) 모델 및 MTL(multi task learning; MTL) 모델 중 적어도 하나에 기초한 것인, 학습 장치.

청구항 15

제8항에 있어서,
상기 항생제 내성 추정 모델 학습부는,
하드 파라미터 공유(hard-parameter sharing) 및 소프트 파라미터 공유(soft-parameter sharing) 중 적어도 하나에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 상기 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는,
학습 장치.

청구항 16

항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 방법에 있어서,
항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 데이터, 상기 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 데이터 및 상기 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 포함하는 항생제 프로파일 데이터를 수신하는 동작;
상기 사용자 정보 데이터, 상기 생체 징후 데이터 및 상기 항생제 프로파일 데이터의 결측 값을 대체하고 상기 결측 값이 대체된 데이터들을 병합하는 동작;
상기 병합된 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 동작; 및
학습된 상기 항생제 내성 추정 모델에 상기 특징 데이터를 입력하는 것에 의해 상기 항생제 내성 추정 모델로부터 상기 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득하는 동작
을 포함하는,
항생제 내성 추정 방법.

청구항 17

제16항에 있어서,
상기 사용자 정보 데이터는,
상기 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함하는 것이고,
상기 특징 데이터는,
적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 상기 위험도 지수 데이터 및 상기 사용자의 입원 기간 데이터를 포함하는 것인,
항생제 내성 추정 방법.

청구항 18

항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 방법에 있어서,
항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 학습 데이터, 상기 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 학습 데이터 및 상기 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 나타내는 항생제 프로파일 학습 데이터를 수신하는 동작;
작;

상기 사용자 정보 학습 데이터, 상기 생체 징후 학습 데이터 및 상기 항생제 프로파일 학습 데이터의 결측 값을 대체하고 상기 결측 값이 대체 된 학습 데이터들을 병합하는 동작;

상기 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 동작; 및

상기 특징 데이터를 입력한 상기 항생제 내성 추정 모델로부터 획득한 결과 데이터, 상기 사용자 정보 학습 데이터, 상기 생체 징후 학습 데이터 및 상기 항생제 프로파일 학습 데이터를 이용하여 상기 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 동작

을 포함하는,

학습 방법.

청구항 19

제18항에 있어서,

상기 학습 시키는 동작은,

하드 파라미터 공유(hard-parameter sharing) 및 소프트 파라미터 공유(soft-parameter sharing) 중 적어도 하나에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 상기 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 동작

을 포함하는,

학습 방법.

청구항 20

하드웨어와 결합되어 제16항 내지 제19항 중 어느 하나의 항의 방법을 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 아래 개시는 항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 항생제 내성은 병원균의 특정 항생제에 대한 저항성을 나타내는 것이다. 항생제 내성 예측을 위해 미생물 배양 및 감수성 검사, 유전자 분석 기반 검사, 기계 학습 기반의 검사 또는 바이오마커 분석을 이용한 검사가 사용될 수 있다. 항생제의 내성을 예측 함으로써, 환자에 대한 적절한 항생제를 사용하는 것을 통해 환자의 회복 시간을 단축하고 항생제 내성 확산을 방지할 수 있다. 또한, 항생제의 내성 예측 및 항생제의 사용을 조절 하는 것을 통해 항생제 남용 및 오용을 방지할 수 있다.

발명의 내용

과제의 해결 수단

[0005] 일 실시예에 따른, 항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 장치는, 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 데이터, 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 데이터 및 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 포함하는 항생제 프로파일 데이터를 수신하는 데이터 수신부, 사용자 정보 데이터, 생체 징후 데이터 및 항생제 프로파일 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 데이터들을 병합하는 데이터 전처리부, 병합된 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 특징 추출부 및 학습된 항생제 내성 추정 모델에 특징 데이터를 입력하는

것에 의해 항생제 내성 추정 모델로부터 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득하는 항생제 내성 추정부를 포함할 수 있다.

- [0006] 생체 징후 데이터는, 적어도 사용자의 체온, 사용자의 혈압 및 맥박, 사용자의 최대 호흡 값 각각에 대한 평균 값들을 포함할 수 있다.
- [0007] 사용자 정보 데이터는, 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함할 수 있다.
- [0008] 데이터 전처리부는, MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 결측 값을 대체할 수 있다.
- [0009] 항생제 내성 추정 모델은, 로지스틱 회귀 모델(logistic regression; LR), XGBoost(extreme gradient boosting; XGBoost) 모델, LGBM(light gradient boosting machine; LGBM) 모델, CatBoost 모델, MLP(multi-layer perceptron; MLP) 모델 및 MTL(multi task learning; MTL) 모델 중 적어도 하나에 기초한 것일 수 있다.
- [0010] 특징 추출부는, SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 특징 데이터를 추출할 수 있다.
- [0011] 특징 데이터는, 적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 위험도 지수 데이터 및 사용자의 입원 기간 데이터를 포함하는 것일 수 있다.
- [0012] 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 장치는, 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 학습 데이터, 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 학습 데이터 및 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 나타내는 항생제 프로파일 학습 데이터를 수신하는 데이터 수신부, 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체 된 학습 데이터들을 병합하는 데이터 전처리부, 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 특징 추출부 및 특징 데이터를 입력한 항생제 내성 추정 모델로부터 획득한 결과 데이터, 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터를 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 항생제 내성 추정 모델 학습부를 포함할 수 있다.
- [0013] 생체 징후 학습 데이터는, 적어도 사용자의 체온, 사용자의 혈압 및 사용자의 최대 호흡 값 각각에 대한 평균 값들을 포함하는 것이고, 항생제 프로파일 학습 데이터는, 타겟 항생제의 처방 데이터 및 타겟 항생제의 내성 여부를 나타내는 배양 검사 결과 데이터를 포함하는 것일 수 있다.
- [0014] 사용자 정보 학습 데이터는, 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함하는 것일 수 있다.
- [0015] 항생제 내성 추정 모델 학습부는, 하드 파라미터 공유(hard-parameter sharing) 및 소프트 파라미터 공유(soft-parameter sharing) 중 적어도 하나에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0016] 일 실시예에 따른, 항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 방법은, 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 데이터, 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 데이터 및 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 포함하는 항생제 프로파일 데이터를 수신하는 동작, 사용자 정보 데이터, 생체 징후 데이터 및 항생제 프로파일 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 데이터들을 병합하는 동작, 병합된 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 동작 및 학습된 항생제 내성 추정 모델에 특징 데이터를 입력하는 것에 의해 항생제 내성 추정 모델로부터 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0017] 사용자 정보 데이터는, 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함하는 것이고, 특징 데이터는, 적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 위험도 지수 데이터 및 사용자의 입원 기간 데이터를 포함하는 것일 수 있다.
- [0018] 일 실시예에 따른, 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 방법은, 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보 학습 데이터, 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 학습 데이터 및 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 나타내는 항생제 프로파일 학습 데이터를 수신하는 동작, 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체 된 학습 데이터들을 병합하는 동작,

병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 동작 및 특징 데이터를 입력한 항생제 내성 추정 모델로부터 획득한 결과 데이터, 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터를 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 동작을 포함할 수 있다.

[0019] 학습 시키는 동작은, 하드 파라미터 공유(hard-parameter sharing) 및 소프트 파라미터 공유(soft-parameter sharing) 중 적어도 하나에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 동작을 포함할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0021] 도 1은 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 장치를 설명하기 위한 블록도이다.
 도 2는 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 장치를 설명하기 위한 블록도이다.
 도 3은 일 실시예에 따른 생체 징후 데이터를 설명하기 위한 도면이다.
 도 4는 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
 도 5는 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
 도 6은 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 방법의 동작들을 설명하기 위한 흐름도이다.
 도 7은 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 방법의 동작들을 설명하기 위한 흐름도이다.

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 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. 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] 본 문서에서 사용되는 '~부'라는 용어는 소프트웨어 또는 FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, '~부'는 어떤 역할들을 수행한다. 그렇지만, '~부'는 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. '~부'는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 예를 들어, '~부'는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로

시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들, 및 변수들을 포함할 수 있다. 구성요소들과 '~부'들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 '~부'들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 '~부'들로 더 분리될 수 있다. 뿐만 아니라, 구성요소들 및 '~부'들은 디바이스 또는 보안 멀티미디어카드 내의 하나 또는 그 이상의 CPU들을 재생시키도록 구현될 수도 있다. 또한, '~부'는 하나 이상의 프로세서를 포함할 수 있다.

[0028] 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.

[0030] 도 1은 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 장치를 설명하기 위한 블록도이다.

[0031] 항생제 내성 추정 장치(100)는 사용자에게 대하여 타겟 항생제의 내성 여부를 추정하기 위한 장치이다. 도 1을 참조하면, 항생제 내성 추정 장치(100)는 데이터 수신부(110), 데이터 전처리부(120), 특징 추출부(130) 및 항생제 내성 추정부(140)를 포함할 수 있다. 항생제 내성 추정 장치(100)는 데이터 수신부(110), 데이터 전처리부(120), 특징 추출부(130) 및 항생제 내성 추정부(140)의 동작들은 프로세서 및 메모리에 기초하여 수행될 수 있다.

[0032] 프로세서는 메모리에 저장된 인스트럭션들을 수행할 수 있다. 프로세서는 CPU(central processing unit), GPU(graphics processing unit), NPU(neural network processing unit), MPU(media processing unit), DPU(data processing unit), VPU(vision processing unit), 비디오 프로세서(video processor), 이미지 프로세서(image processor), 디스플레이 프로세서(display processor), 마이크로 프로세서(microprocessor), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array), 또는 이들의 어느 조합을 포함할 수 있다.

[0033] 메모리는 프로세서에 의해 수행될 수 있는 인스트럭션들을 저장할 수 있다. 메모리는 프로세서에 의해 실행될 수 있는 인스트럭션들을 저장할 수 있다. 프로세서에 의해 실행 가능한 인스트럭션들은 프로세서에 의해 실행될 때, 프로세서가 이미지 처리 방법 또는 변환 모델의 훈련 방법을 수행하도록 할 수 있다. 메모리는 프로세서와 통합될 수 있다. 예를 들어, RAM(read only memory; RAM) 또는 플래시 메모리는 집적 회로 마이크로프로세서 등에 배열될 수 있다. 또한, 메모리는 외부 디스크 드라이브, 저장소 어레이 또는 데이터베이스 시스템에 의해 이용 가능한 다른 저장 장치와 같은 별도의 장치를 포함할 수 있다. 메모리 및 프로세서는 작동적으로 결합될 수 있거나 I/O 포트, 네트워크 연결 등을 통해 서로 통신할 수 있어, 프로세서는 메모리에 저장된 파일을 읽을 수 있다. 메모리는 명령을 저장하는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체일 수 있고, 메모리에 저장된 인스트럭션은 프로세서에 의해 실행될 때, 이미지 처리 방법 또는 이미지 처리 모델의 훈련 방법을 실행하도록 적어도 하나의 프로세서를 프롬프트할 수 있다.

[0034] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체는, 읽기 전용 메모리(read only memory; ROM), 임의 액세스 프로그래밍 가능 읽기 전용 메모리(programmable read only memory; PROM), 전기적 삭제 가능한 프로그래밍 가능 읽기 전용 메모리(electrically erasable programmable read only memory EEPROM), 임의 액세스 메모리(random access memory; RAM), 동적 임의 액세스 메모리(dynamic random access memory; DRAM), 정적 임의 액세스 메모리(static random access memory; SRAM), 플래시 메모리, 비휘발성 메모리, CD-ROM, CD-R, CD+R, CD-RW, CD+RW, DVD-ROM, DVD-R, DVD+R, DVD-RW, DVD+RW, DVD-RAM, BD-ROM, BD-R, BD-R LTH, BD-RE, BLU-RAY 또는 광 디스크 메모리, 하드 디스크 드라이브(hard disk drive; HDD), 솔리드 스테이트 하드 디스크(solid state drive; SSD), 카드 메모리(예: 멀티미디어 카드, 보안 디지털(secure digital; SD) 카드 또는 초고속 디지털(extreme digital; XD) 카드), 자기 테이프, 플로피 디스크, 광자기 데이터 저장 장치, 광 데이터 저장 장치, 하드 디스크, 솔리드 스테이트 디스크 및 기타 장치를 포함할 수 있다.

[0035] 데이터 수신부(110)는 사용자 정보 데이터, 사용자의 생체 징후를 나타내는 생체 징후 데이터 및 항생제 프로파일 데이터를 수신할 수 있다. 사용자 정보 데이터는 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 사용자 정보 데이터는 사용자의 이름, 나이 주소 등과 같은 개인 정보를 포함할 수 있다. 일 실시예에 따른 사용자 정보 데이터는 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함할 수 있다. 기저 질환은 이미 가지고 있는 만성적이거나 장기적인 질병을 나타낼 수 있다. 사용자의 병력에 기초한 정보는 개인정보에 해당되므로 사용자 정보 학습 데이터는 기저 질환에 기초한 위험

도 지수를 포함할 수 있다.

- [0036] 생체 징후 데이터는 생체 신호를 측정하여 얻은 데이터를 나타낸다. 예를 들어, 생체 징후 데이터는 사용자의 체온, 사용자의 혈압 및 맥박, 사용자의 호흡 값 또는 각각에 대한 평균 값들을 포함할 수 있다.
- [0037] 항생제 프로파일 데이터는 사용자에 대한 항생제 사용 이력을 나타내는 데이터이다. 예를 들어, 항생제 프로파일 데이터는 항생제 처방 여부 및/또는 항생제 Piperacillin, Tazobactam 또는 Meropenem 등에 대한 항생제 사용 이력을 포함할 수 있다.
- [0038] 데이터 전처리부(120)는 결측 값을 대체하고, 결측 값이 대체된 데이터들을 병합할 수 있다. 일 실시예에서, 데이터 전처리부(120)는 MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 결측 값을 대체할 수 있다. MICE는 결측 값을 하나의 값으로 채우는 것이 아니라, 여러 번의 반복적인 대체 과정을 통해 생성한 다수의 대체(multiple imputation)를 생성 하여 결측 값을 보다 정확히 대체하는 방법이다. 예를 들어, 생체 징후 데이터 중 사용자의 체온 또는 혈압에 결측 값이 존재하는 경우, 사용자의 체온 또는 혈압에 대한 다수의 대체(또는 대체 값)을 생성하는 것에 기초하여 결측 된 값을 대체 할 수 있다.
- [0039] 특징 추출부(130)는 병합된 데이터로부터 특징 데이터를 추출할 수 있다. 예를 들어, 특징 추출부(130)는 병합된 데이터로부터 SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 특징 데이터를 추출할 수 있다. SHAP-value는 각각의 특징들이 모델의 출력 값에 미치는 영향에 기초하여 입력 데이터로부터 특징 데이터를 추출하는 방법이다. 예를 들어, 병합된 데이터들 중 환자의 항생제 사용 이력 및 기저 질환이 항생제 내성 추정 모델의 출력 값에 영향을 미치는 경우, 특징 추출부(130)는 항생제 프로파일 데이터 및 사용자 정보 데이터를 특징으로 추출할 수 있다.
- [0040] 항생제 내성 추정부(140)는 학습된 항생제 내성 추정 모델에 특징 데이터를 입력하는 것에 의해 항생제 내성 추정 모델로부터 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득할 수 있다. 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델은 로지스틱 회귀 모델(logistic regression; LR), XGBoost(extreme gradient boosting; XGBoost) 모델, LGBM(light gradient boosting machine; LGBM) 모델, CatBoost 모델, MLP(multi-layer perceptron; MLP) 모델 및 MTL(multi task learning; MTL) 모델 중 적어도 하나에 기초한 것일 수 있다. 예를 들어, 항생제 내성 추정 모델은 다중 학습 기반의 MTL 모델일 수 있다. 항생제 내성 추정부(140)는 특징 데이터를 MTL모델에 입력하는 것을 통해 MTL모델로부터 타겟 항생제(예: Piperacillin)에 대한 항생제 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득할 수 있다. 다중 학습 기반의 MTL 모델은 도 4 및 도 5에서 보다 자세히 설명하도록 한다.
- [0042] 도 2는 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 장치를 설명하기 위한 블록도이다.
- [0043] 학습 장치(200)는 항생제 내성 추정을 위한 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 장치이다. 도 2를 참조하면, 학습 장치(200)는 데이터 수신부(210)부, 데이터 전처리부(220), 특징 추출부(230) 및 항생제 내성 추정 모델 학습부(240)를 포함할 수 있다. 데이터 수신부(210)부, 데이터 전처리부(220), 특징 추출부(230) 및 항생제 내성 추정 모델 학습부(240)의 동작들은 프로세서 및 메모리에 기초하여 수행될 수 있다.
- [0044] 프로세서는 메모리에 저장된 인스트럭션들을 수행할 수 있다. 프로세서는 CPU(central processing unit), GPU(graphics processing unit), NPU(neural network processing unit), MPU(media processing unit), DPU(data processing unit), VPU(vision processing unit), 비디오 프로세서(video processor), 이미지 프로세서(image processor), 디스플레이 프로세서(display processor), 마이크로 프로세서(microprocessor), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array), 또는 이들의 어느 조합을 포함할 수 있다.
- [0045] 메모리는 프로세서에 의해 수행될 수 있는 인스트럭션들을 저장할 수 있다. 메모리는 프로세서에 의해 실행될 수 있는 인스트럭션들을 저장할 수 있다. 프로세서에 의해 실행 가능한 인스트럭션들은 프로세서에 의해 실행될 때, 프로세서가 이미지 처리 방법 또는 변환 모델의 훈련 방법을 수행하도록 할 수 있다. 메모리는 프로세서와 통합될 수 있다. 예를 들어, RAM(read only memory; RAM) 또는 플래시 메모리는 집적 회로 마이크로프로세서 등에 배열될 수 있다. 또한, 메모리는 외부 디스크 드라이브, 저장소 어레이 또는 데이터베이스 시스템에 의해 이용 가능한 다른 저장 장치와 같은 별도의 장치를 포함할 수 있다. 메모리 및 프로세서는 작동적으로 결합될 수 있거나 I/O 포트, 네트워크 연결 등을 통해 서로 통신할 수 있어, 프로세서는 메모리에 저장된 파일을 읽을 수 있다. 메모리는 명령을 저장하는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체일 수 있고, 메모리에 저장된 인스트럭션

은 프로세서에 의해 실행될 때, 이미지 처리 방법 또는 이미지 처리 모델의 훈련 방법을 실행하도록 적어도 하나의 프로세서를 프롬프트할 수 있다.

[0046] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체는, 읽기 전용 메모리(read only memory; ROM), 임의 액세스 프로그래밍 가능 읽기 전용 메모리(programmable read only memory; PROM), 전기적 삭제 가능한 프로그래밍 가능 읽기 전용 메모리(electrically erasable programmable read only memory EEPROM), 임의 액세스 메모리(random access memory; RAM), 동적 임의 액세스 메모리(dynamic random access memory; DRAM), 정적 임의의 액세스 메모리(static random access memory; SRAM), 플래시 메모리, 비휘발성 메모리, CD-ROM, CD-R, CD+R, CD-RW, CD+RW, DVD-ROM, DVD-R, DVD+R, DVD-RW, DVD+RW, DVD-RAM, BD-ROM, BD-R, BD-R LTH, BD-RE, BLU-RAY 또는 광 디스크 메모리, 하드 디스크 드라이브(hard disk drive; HDD), 솔리드 스테이트 하드 디스크(solid state drive; SSD), 카드 메모리(예: 멀티미디어 카드, 보안 디지털(secure digital; SD) 카드 또는 초고속 디지털(extreme digital; XD) 카드), 자기 테이프, 플로피 디스크, 광자기 데이터 저장 장치, 광 데이터 저장 장치, 하드 디스크, 솔리드 스테이트 디스크 및 기타 장치를 포함할 수 있다.

[0047] 데이터 수신부(210)부는 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터를 수신할 수 있다. 사용자 정보 학습 데이터는 항생제 내성 추정 모델을 학습시키기 위해 사용되는 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보를 나타낸다. 예를 들어, 사용자 정보 학습 데이터는 사용자 이름, 나이, 주소 등을 포함하는 개인 정보를 포함할 수 있다. 일 실시예에 따른 사용자 정보 학습 데이터는 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함할 수 있다. 기저 질환은 이미 가지고 있는 만성적이거나 장기적인 질병을 나타낼 수 있다. 사용자의 병력에 기초한 정보는 개인정보에 해당되므로, 기저 질환에 기초한 위험도 지수는 사용자 정보 학습 데이터에 포함될 수 있다.

[0048] 생체 징후 학습 데이터는 항생제 내성 추정 모델을 학습시키기 위해 생체 신호를 측정하여 얻은 학습 데이터이다. 생체 징후 학습 데이터는 적어도 사용자의 체온, 사용자의 혈압 및 사용자의 최대 호흡 값 각각에 대한 평균 값들을 포함할 수 있다.

[0049] 항생제 프로파일 학습 데이터는 항생제 내성 추정 모델을 학습시키기 위해 사용되는 사용된 항생제 사용 이력을 나타내는 데이터이다. 예를 들어, 항생제 프로파일 학습 데이터는 항생제 처방 여부 및/또는 항생제 Piperacillin, Tazobactam 또는 Meropenem 등에 대한 항생제 사용 이력을 포함할 수 있고, 항생제의 내성 여부를 나타내는 배양 검사 결과 데이터를 포함할 수 있다.

[0050] 데이터 전처리부(220)는 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 학습 데이터를 병합할 수 있다. 데이터 전처리부(220)는 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 학습 데이터들을 병합할 수 있다. 예를 들어, 데이터 전처리부(220)는 MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 결측 값을 대체하고, 결측 값이 대체된 학습 데이터들을 병합할 수 있다. MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 결측 값을 대체하는 것은 도 1에서 설명하였으므로, 중복되는 설명은 생략하도록 한다.

[0051] 특징 추출부(230)는 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출할 수 있다. 예를 들어, 특징 추출부(230)는 SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출할 수 있다. 추출된 특징 데이터는 적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 위험도 지수 데이터 및 사용자의 입원 기간 데이터를 포함할 수 있다. SHAP-value에 기초하여 특징을 추출하는 것은 도 1에서 설명하였으므로, 중복되는 설명은 생략하도록 한다.

[0052] 항생제 내성 추정 모델 학습부(240)는 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다. 항생제 내성 추정 모델 학습부(240)는 특징 데이터를 입력한 항생제 내성 추정 모델로부터 획득한 결과 데이터, 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터를 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 항생제 내성 추정 모델 학습부(240)는 하드 파라미터 공유(hard-parameter sharing) 및 소프트 파라미터 공유(soft-parameter sharing) 중 적어도 하나에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다. 다중 과제 학습 방법은 도 4 및 도 5에서 보다 상세히 설명하도록 한다.

[0054] 도 3은 일 실시예에 따른 생체 징후 데이터를 설명하기 위한 도면이다.

[0055] 생체 징후 데이터는 적어도 사용자(예: 환자)의 체온, 사용자의 혈압 및 맥박, 사용자의 최대 호흡 값 각각에

대한 평균 값들을 포함할 수 있다. 도 3을 참조하면, 생체 징후 데이터는 환자의 일별 최대 체온에 대한 평균 값을 포함할 수 있다.

- [0056] 일 실시예에 따른 환자의 체온은 같은 날 두 번 이상 측정될 수 있고, 여러 날에 걸쳐 연속적으로 측정될 수 있다. 예를 들어, 표(310)은 환자 A에 대한 복수의 체온 정보를 포함한다. 블록(311), 블록(312) 및 블록(313)은 4월 7일, 4월 8일 및 4월 9일 동안의 환자 A에 대한 체온 정보를 나타낸다. 블록(311)은 4월 7일에 측정된 환자 A의 복수의 체온 정보를 포함한다.
- [0057] 표(320)은 환자 A에 대한 일별 최대 체온을 나타낸다. 4월 8일 및 4월 9일에 측정된 환자 A에 대한 체온은 1번이므로, 표(310)의 블록(312) 및 블록(313)은 표(320)의 블록(322) 및 블록(323)과 각각 대응될 수 있다. 블록(321)은 4월 7일 측정된 환자 A에 대한 복수의 체온들 중 최대값을 나타낸다.
- [0058] 표(330)은 환자 A에 대한 일별 최대 체온의 평균 값을 나타낸다. 표(320)의 블록(321), 블록(322) 및 블록(323)에서 환자 A의 각 일 별 최대 체온은 38.5도, 36.5도 및 36.5도이므로, 표(330)에서 4월 7일 내지 9일의 환자 A에 대한 일별 최대 체온의 평균 값은 37.17도이다. 위 과정을 통해 결정된 환자 A에 대한 일별 최대 체온의 평균 값은 생체 징후 데이터에 포함될 수 있다.
- [0059] 위 과정은 환자에 대한 체온에만 한정되는 것은 아니며, 환자의 혈압 및 맥박, 사용자의 최대 호흡 값에도 동일하게 적용 될 수 있다.
- [0061] 도 4는 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0062] 항생제 내성 추정 모델의 학습은 학습 장치(예: 도 2의 학습 장치(200))에 의해 수행될 수 있다. 학습 장치에 의해 수행되는 항생제 내성 추정 모델은 로지스틱 회귀 모델(logistic regression; LR), XGBoost(extreme gradient boosting; XGBoost) 모델, LGBM(light gradient boosting machine; LGBM) 모델, CatBoost 모델, MLP(multi-layer perceptron; MLP) 모델 및 MTL(multi task learning; MTL) 모델 중 적어도 하나에 기초한 모델일 수 있다.
- [0063] 도 4를 참조하면, 학습 장치는 하드 파라미터 공유에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 항생제 내성 추정 모델(예: MTL 모델)을 학습시킬 수 있다. 다중 과제 학습 모델은 관련된 여러 과제를 동시에 학습시키고 각 과제 간의 상관관계를 이용하여 기계 학습 모델의 일반화 성능을 향상시킬 수 있는 방법이다. 다중 과제 학습 모델에 이용되는 하이퍼 파라미터는 그리드 서치(grid search)를 통해 최적화 될 수 있다. 하드 파라미터 공유 기초하는 다중 과제 학습 모델은 공유 레이어(410) 및 작업별 레이어(420)(또는 과제별 레이어)를 포함할 수 있다. 공유 레이어(410)는 여러 과제에서 공통적으로 학습에 이용될 수 있는 특징 데이터들을 추출하는 레이어이다. 작업별 레이어(420)는 공유레이어로부터 추출된 특징 데이터들에 기초하여 각 작업(task)별 목적에 따라 개별적으로 학습되고, 각 작업별 목적에 따른 값(또는 확률 값)을 출력하는 레이어이다.
- [0064] 학습 데이터(401)는 공유 레이어(410)에 입력될 수 있다. 공유 레이어(410)는 제1 레이어(411), 제2 레이어(412) 및 제3 레이어(413)를 포함할 수 있고 이에 제한되는 것은 아니다. 학습 데이터(401)가 공유 레이어(410)의 제1 레이어(411)에 입력되고, 제1 레이어(411)의 출력 값은 제2 레이어(412)의 입력 값으로 입력될 수 있다. 제2 레이어(412)의 출력 값은 제3 레이어(413)의 입력 값으로 입력되고 제3 레이어(413)의 출력 값은 작업별 레이어(420)로 전달될 수 있다. 공유 레이어(410)에 포함된 각 레이어들의 가중치는 역전파(backpropagation)에 의해 업데이트 될 수 있다. 공유 레이어(410)에 포함된 각 레이어들의 가중치는 총 손실에 기초하여 업데이트 될 수 있다. 공유 레이어(410)들의 가중치 업데이트는 모든 작업의 출력 값에 기초한 총 손실이 이용되므로, 여러 작업에 유용한 공통된 특징들을 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0065] 작업별 레이어(420)는 제1 작업 레이어(421), 제2 작업 레이어(422) 및 제3 작업 레이어(423)를 포함할 수 있고, 이에 제한되는 것은 아니다. 제3 레이어(413)의 출력 값은 제1 작업 레이어(421), 제2 작업 레이어(422) 및 제3 작업 레이어(423) 각각에 전달될 수 있다. 작업별 레이어(420)들 손실 값들은 각 작업별 레이어(420)의 학습에 이용될 수 있다. 공유 레이어(410)들에서의 학습과는 달리, 전체 손실을 이용하는 것이 아니라 각 작업별 손실을 각 작업 레이어에만 이용하는 것을 통해 작업별 세부적인 특징을 학습시킬 수 있다.
- [0066] 학습 장치는 위 과정을 통해 항생제 A에 대한 내성, 항생제 B에 대한 내성 및 항생제 C에 대한 내성을 추정하는 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다.

- [0068] 도 5는 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습시키는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0069] 항생제 내성 추정 모델의 학습은 학습 장치(예: 도 2의 학습 장치(200))에 의해 수행될 수 있다. 항생제 내성 추정 모델은 도 4에서 설명한 것과 같이 어느 하나의 모델로 제한되는 것은 아니며, 다중 과제 학습에 기초한 MTL 모델일 수 있다. 다중 과제 학습 방법에 관한 일반적인 설명은 중복되므로, 이하 생략하도록 한다.
- [0070] 도 5를 참조하면, 학습 장치는 소프트 가중치 공유에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 항생제 내성 추정 모델(예: MTL 모델)을 학습시킬 수 있다. 도 4의 하드 가중치 공유에 기초하는 다중 과제 학습 방법과는 달리, 소프트 파라미터(가중치) 공유에 기초하는 다중 과제 학습 방법은 공유 레이어(예: 도 4의 공유 레이어(410))를 포함하지 않을 수 있다. 소프트 파라미터 공유에 기초하는 다중 과제 학습 방법은 작업별로 독립적인 기계 학습 모델을 가지고 독립적인 기계 학습 모델의 일부 레이어들의 각 가중치를 서로 조정하는 다중 과제 학습 방법이다.
- [0071] 일 실시예에 따른 학습 데이터(511)가 제1 레이어(512)에 입력되고, 제1 레이어(512)의 출력은 제2 레이어(513)로 입력되고, 제2 레이어(513)의 출력은 제3 레이어(514)로 입력되고, 제3 레이어(514)의 출력은 제1 작업 레이어(515)로 입력되고, 제1 작업 레이어(515)는 항생제 A의 내성에 대한 예측 값을 출력할 수 있다.
- [0072] 일 실시예에 따른 학습 데이터(511)는 제1 레이어(522)에 입력되고, 제1 레이어(522)의 출력은 제2 레이어(523)로 입력되고, 제2 레이어(523)의 출력은 제3 레이어(524)로 입력되고, 제3 레이어(524)의 출력은 제2 작업 레이어(525)로 입력되고, 제2 작업 레이어(525)는 항생제 B의 내성에 대한 추정 값을 출력할 수 있다.
- [0073] 위 과정에서 항생제 A내성을 추정하기 위해 이용되는 제1 레이어(512)의 가중치는 항생제 B내성을 추정하기 위해 이용되는 제1 레이어(522)의 가중치와 서로 조정되고, 항생제 A내성을 추정하기 위해 이용되는 제2 레이어(513)의 가중치는 항생제 B내성을 추정하기 위해 이용되는 제2 레이어(523)의 가중치와 서로 조정되고, 항생제 A내성을 추정하기 위해 이용되는 제3 레이어(514)의 가중치는 항생제 B내성을 추정하기 위해 이용되는 제3 레이어(524)의 가중치와 서로 조정될 수 있다. 각 레이어별 가중치의 조정은 가중치 간의 유클리디안 거리에 기초한 정규화(예: L2 정규화) 또는 두 가중치 간의 방향성의 유사도에 기초한 코사인 유사도를 이용하여 조정될 수 있다.
- [0075] 도 6은 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 이용한 항생제 내성 추정 방법의 동작들을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0076] 항생제 내성 추정 방법의 동작들은 항생제 내성 추정 장치(예: 도 1의 항생제 내성 추정 장치(100))에 의해 수행될 수 있다.
- [0077] 동작(610)에서, 항생제 내성 추정 장치는 사용자 정보 데이터, 생체 징후 데이터 및 항생제 프로파일 데이터를 수신할 수 있다. 사용자 정보 데이터는 항생제 내성 대상인 사용자의 사용자 개인 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 사용자 정보 데이터는 사용자의 이름, 나이 주소 등과 같은 개인 정보를 포함할 수 있다. 추가적으로, 사용자 정보 데이터는 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함할 수 있다.
- [0078] 생체 징후 데이터는 사용자의 생체 신호를 측정하여 얻은 데이터를 나타낸다. 예를 들어, 생체 징후 데이터는 사용자의 체온, 사용자의 혈압 및 맥박, 사용자의 호흡 값 또는 각각에 대한 평균 값들을 포함할 수 있다. 항생제 프로파일 데이터는 사용자에게 대한 항생제 사용 이력을 나타내는 데이터이다. 예를 들어, 항생제 프로파일 데이터는 Piperacillin, Tazobactam 또는 Meropenem 등에 대한 항생제 사용 이력을 나타낼 수 있다.
- [0079] 동작(620)에서, 항생제 내성 추정 장치는 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 데이터를 병합할 수 있다.
- [0080] 항생제 내성 추정 장치는 사용자 정보 데이터, 생체 징후 데이터 및 항생제 프로파일 데이터의 결측 값을 대체할 수 있다. 예를 들어, 항생제 내성 추정 장치는 MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 결측 값을 대체할 수 있다. 항생제 내성 추정 장치는 위 과정을 통해 결측 값이 대체된 데이터들을 병합할 수 있다.
- [0081] 동작(630)에서, 항생제 내성 추정 장치는 병합된 데이터로부터 특정 데이터를 추출할 수 있다. 예를 들어, 항생제 내성 추정 장치는 병합된 데이터로부터 SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 특정 테

이터를 추출할 수 있다. 항생제 내성 추정 장치가 추출한 특징 데이터는 적어도 내성 데이터, 투여 횟수 데이터 위험도 지수 데이터 및 사용자의 입원 기간 데이터를 포함할 수 있다. 내성 데이터는 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 데이터이다. 투여 횟수 데이터는 사용자에게 사용된 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 데이터이다.

[0082] 동작(640)에서, 항생제 내성 추정 장치는 항생제 내성 추정 모델로부터 결과 데이터를 획득할 수 있다. 항생제 내성 추정 장치는 학습된 항생제 내성 추정 모델에 특징 데이터를 입력하는 것에 의해 항생제 내성 추정 모델로부터 사용자의 타겟 항생제에 대한 내성 추정 정보를 포함하는 결과 데이터를 획득할 수 있다. 예를 들어, 항생제 내성 추정 장치는 로지스틱 회귀 모델(logistic regression; LR), XGBoost(extreme gradient boosting; XGBoost) 모델, LGBM(light gradient boosting machine; LGBM) 모델, CatBoost 모델, MLP(multi-layer perceptron; MLP) 모델 및 MTL(multi task learning; MTL) 모델 중 적어도 하나에 기초한 항생제 추정 모델로부터 사용자의 항생제 내성 추정에 관한 결과 데이터를 획득할 수 있다.

[0084] 도 7은 일 실시예에 따른 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 방법의 동작들을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0085] 항생제 내성 추정 모델을 학습 시키는 학습 방법의 동작들은 학습 장치(예: 도 2의 학습 장치(200))에 의해 수행될 수 있다.

[0086] 동작(710)에서, 학습 장치는 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터를 수신할 수 있다. 사용자 정보 학습 데이터는 항생제 내성 추정 모델을 학습시키기 위해 사용되는 항생제 내성 추정 대상인 사용자의 사용자 정보를 나타낸다. 사용자 정보 학습 데이터는 사용자의 기저 질환에 기초한 위험도 지수(index)를 나타내는 위험도 지수 데이터를 포함할 수 있다.

[0087] 생체 징후 학습 데이터는 항생제 내성 추정 모델을 학습시키기 위해 생체 신호를 측정하여 얻은 학습 데이터이다. 생체 징후 학습 데이터는 적어도 사용자의 체온, 사용자의 혈압 및 사용자의 최대 호흡 값 각각에 대한 평균 값들을 포함할 수 있다.

[0088] 항생제 프로파일 학습 데이터는 항생제 내성 추정 모델을 학습시키기 위해 사용되는 항생제 사용 이력을 나타내는 데이터이다. 항생제 프로파일 학습 데이터는 타겟 항생제의 처방 데이터 및 타겟 항생제의 내성 여부를 나타내는 배양 검사 결과 데이터를 포함할 수 있다.

[0089] 동작(720)에서, 학습 장치는 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 학습 데이터를 병합할 수 있다. 학습 장치는 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터의 결측 값을 대체하고 결측 값이 대체된 학습 데이터들을 병합할 수 있다. 예를 들어, 학습 장치는 MICE(multiple imputation by chained equations; MICE)에 기초하여 결측 값을 대체하고, 결측 값이 대체된 학습 데이터들을 병합할 수 있다.

[0090] 동작(730)에서, 학습 장치는 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출할 수 있다. 예를 들어, 학습 장치는 SHAP(shapley additive explanations)-value에 기초하여 병합된 학습 데이터로부터 특징 데이터를 추출할 수 있다. 추출된 특징 데이터는 적어도 기존 항생제에 대한 내성 여부를 나타내는 내성 데이터, 항생제에 대한 투여 횟수를 나타내는 투여 횟수 데이터, 위험도 지수 데이터 및 사용자의 입원 기간 데이터를 포함할 수 있다.

[0091] 동작(740)에서, 학습 장치는 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다. 학습 장치는 특징 데이터를 입력한 항생제 내성 추정 모델로부터 획득한 결과 데이터, 사용자 정보 학습 데이터, 생체 징후 학습 데이터 및 항생제 프로파일 학습 데이터를 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 학습 장치는 하드 파라미터 공유(hard-parameter sharing) 및 소프트 파라미터 공유(soft-parameter sharing) 중 적어도 하나에 기초하는 다중 과제 학습 방법을 이용하여 항생제 내성 추정 모델을 학습시킬 수 있다. 다중 과제 학습 방법은 도 3 내지 도 5에서 상세히 설명하였으므로, 중복되는 설명은 생략 하도록 한다.

[0092] 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), 마이크로컴퓨터, 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.

[0093] 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), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embodiment)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.

[0094] 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 저장할 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.

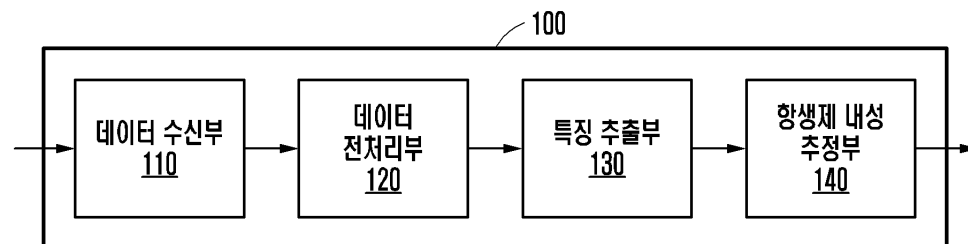
[0095] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0096] 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.

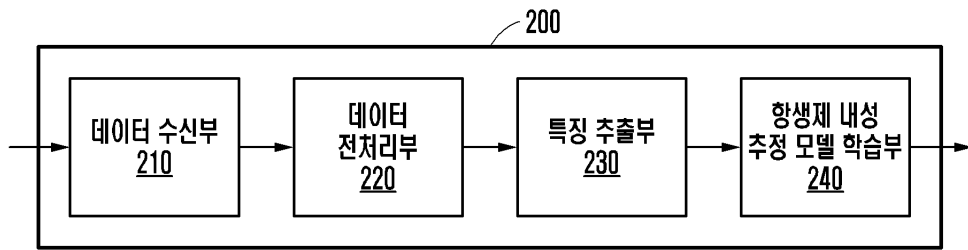
[0097] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

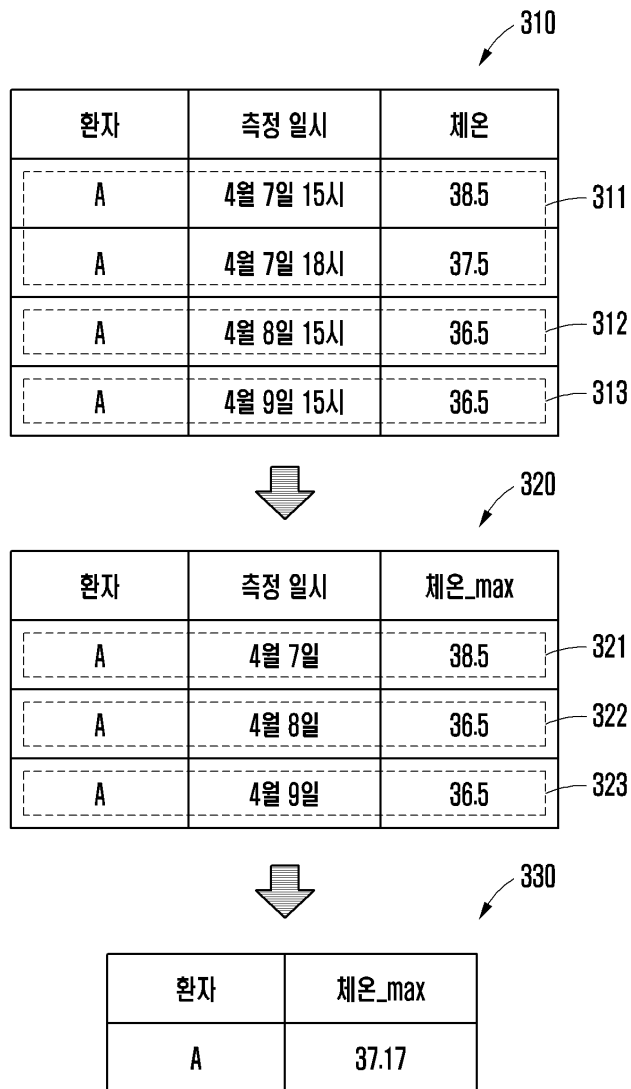
도면1



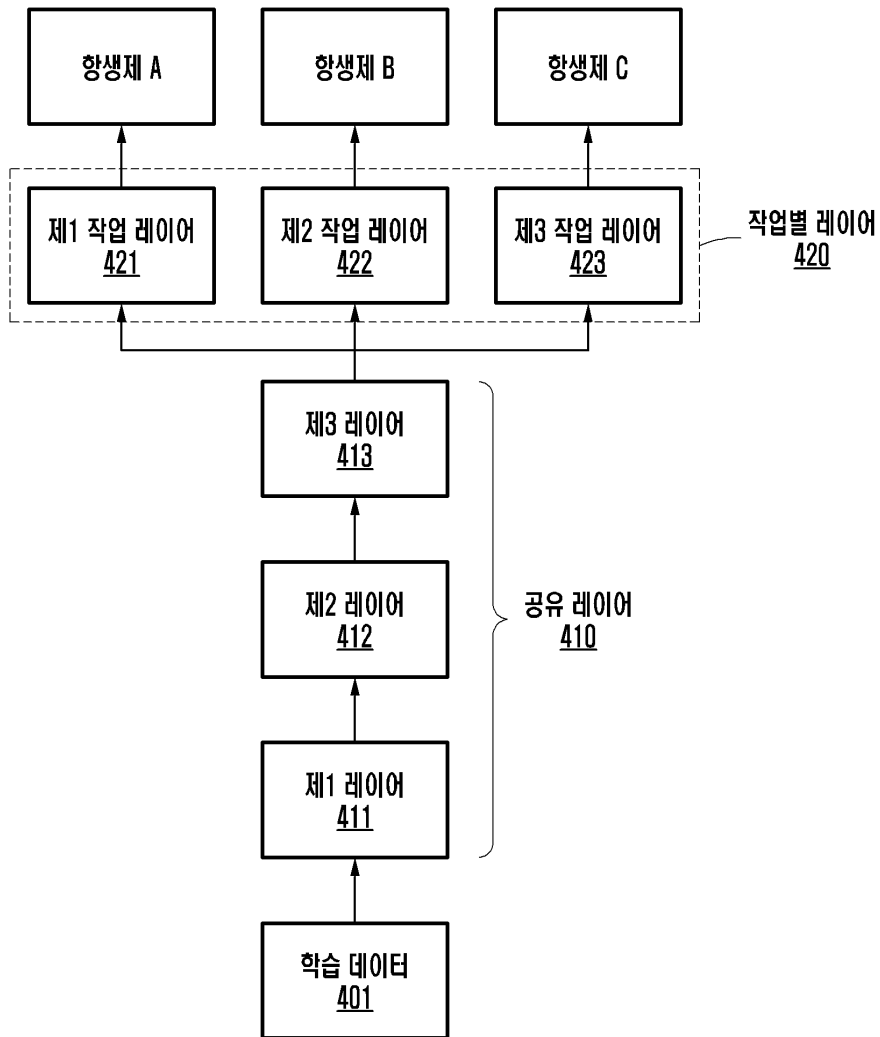
도면2



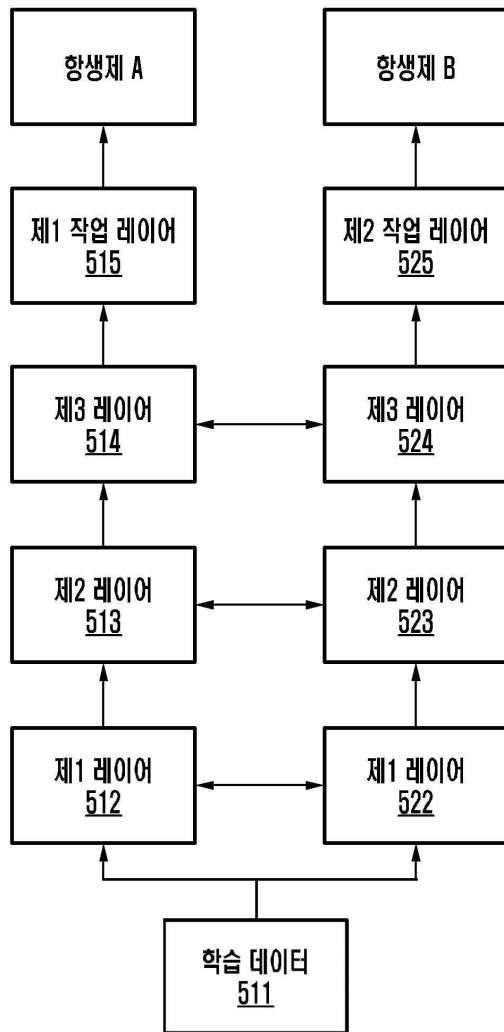
도면3



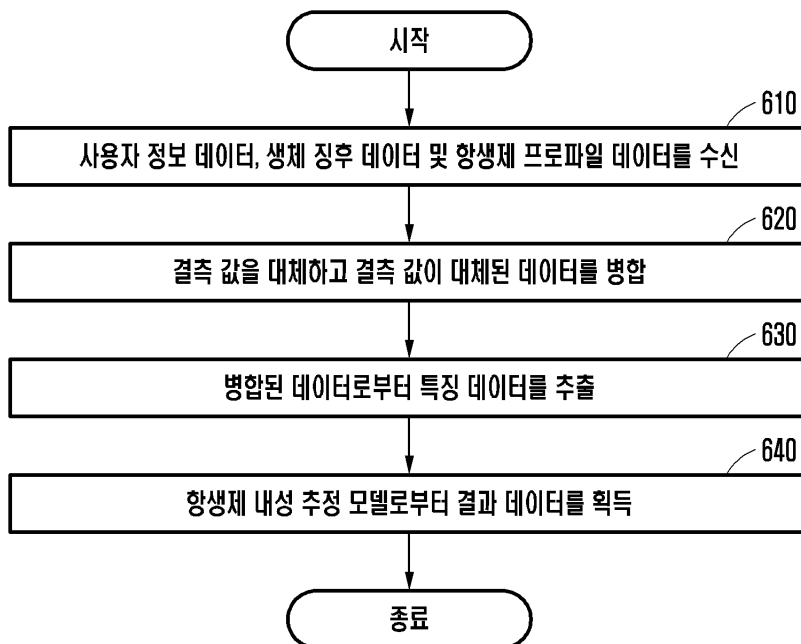
도면4



도면5



도면6



도면7

