



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0064353
(43) 공개일자 2025년05월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/20 (2018.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/349 (2021.01) G06N 20/00 (2019.01)
G16H 10/60 (2018.01) G16H 50/30 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/20 (2018.01)
A61B 5/349 (2022.01)

(21) 출원번호 10-2023-0149951

(22) 출원일자 2023년11월02일

심사청구일자 2023년11월02일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

주형준

서울특별시 강남구 선릉로 120, 10동 1405호 (대치동, 개포1,2차 우성아파트)

김종호

서울특별시 성북구 화랑로 76, 102동 3504호 (하월곡동, 코업스타클래스)

김수민

서울특별시 성북구 정릉로 338, 202호 (정릉동, 지니빌)

(74) 대리인

박기갑

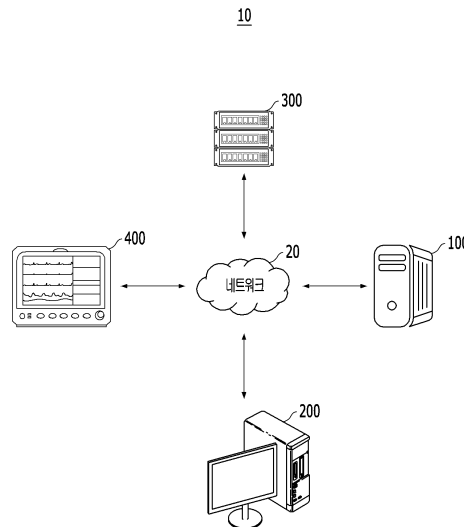
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치 및 방법

(57) 요약

인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치 및 방법이 개시되며, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법은, 미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득하는 단계, 상기 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 단계 및 상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/7264 (2025.05)

G06N 20/00 (2021.08)

G16H 10/60 (2021.08)

G16H 50/30 (2018.01)

A61B 2505/05 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465040212
과제번호	HI21C1367030023
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	의료데이터보호활용기술개발(R&D)
연구과제명	응급실 심혈관 시술 및 수술 예측 모델 개발 및 분산 환경 연합학습 인프라 구축
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법에 있어서,

미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득하는 단계;

상기 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 단계; 및

상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출하는 단계,

를 포함하는, 판단 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 타겟 변수는,

상기 임상 데이터로서 수집 가능한 복수의 후보 변수 중 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석에 기초하여 도출된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 후보 변수를 포함하도록 미리 설정되는 것인, 판단 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 추정값을 도출하는 단계는,

상기 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대체(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 상기 추정값을 연산하는 것인, 판단 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 복수의 타겟 변수는,

주호소 카테고리에 해당하는 적어도 하나의 제1유형 변수와 심전도 카테고리에 해당하는 적어도 하나의 제2유형 변수를 포함하도록 미리 설정되는 것인, 판단 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 제1유형 변수는,

흉통 주호소 및 호흡 곤란 주호소 중 적어도 하나를 포함하는 것인, 판단 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 제2유형 변수는,

Q파/주요 ST-T 변화(Q wave/major ST-T change), PR 간격(PR interval), 수정 QT 간격(Corrected QT interval), QRS 기간(QRS duration), R축(R axis) 및 심박수(Heart rate) 중 적어도 하나를 포함하는 것인, 판단 방법.

청구항 7

제4항에 있어서,

상기 복수의 타겟 변수는,

트로포닌(Cardiac troponin), 응급환자 분류(Triage and Acuity Scale, TAS), NT-proBNP, 연령, 디다이머(D-dimer), CPK(Creatine Phosphokinase), 당 수치(Glucose), 맥박 수(Pulse rate), 체온, 성별, ALT 수치, CK-MB 수치 중 적어도 하나를 포함하는 것인, 판단 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 판단 정보는 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 포함하고,

상기 분석 모델은,

상기 임상 데이터가 입력되는 입력 레이어, 은닉 레이어 및 상기 확률값을 도출하는 출력 레이어를 포함하는 계층 구조를 가지는 딥러닝 모델인 것을 특징으로 하는, 판단 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 은닉 레이어는,

텐스 레이어, 배치 정규화 레이어 및 드롭아웃 레이어를 포함하는 계층 구조로 이루어지는 것을 특징으로 하는, 판단 방법.

청구항 10

관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법에 있어서,

복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비하는 단계;

상기 학습 데이터에 포함된 상기 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 단계;

상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행하여 상기 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정하는 단계; 및

대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 상기 임상 데이터에 포함된 상기 타겟 변수를 이용하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 상기 학습 데이터를 이용하여 학습시키는 단계,

를 포함하는, 학습 방법.

청구항 11

인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치에 있어서,

미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득하는 수집부;

상기 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 결측 처리부; 및

상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출하는 분석 수행부,

를 포함하는, 판단 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 복수의 타겟 변수는,

상기 임상 데이터로서 수집 가능한 복수의 후보 변수 중 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석에 기초하여 도출된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 후보 변수를 포함하도록 미리 설정되는 것인, 판단 장치.

청구항 13

제11항에 있어서,

상기 분석 수행부는,

상기 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대치(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 상기 추정값을 연산하는 것인, 판단 장치.

청구항 14

제11항에 있어서,

상기 복수의 타겟 변수는,

주호소 카테고리에 해당하는 적어도 하나의 제1유형 변수와 심전도 카테고리에 해당하는 적어도 하나의 제2유형 변수를 포함하도록 미리 설정되고,

상기 제1유형 변수는,

흉통 주호소 및 호흡 곤란 주호소 중 적어도 하나를 포함하고,

상기 제2유형 변수는,

Q파/주요 ST-T 변화(Q wave/major ST-T change), PR 간격(PR interval), 수정 QT 간격(Corrected QT interval), QRS 기간(QRS duration), R축(R axis) 및 심박수(Heart rate) 중 적어도 하나를 포함하는 것인, 판단 장치.

청구항 15

관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 장치에 있어서,

복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비하는 수집부;

상기 학습 데이터에 포함된 상기 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 결측 처리부;

상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행하여 상기 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정하는 변수 설정부; 및

대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 상기 임상 데이터에 포함된 상기 타겟 변수를 이용하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 상기 학습 데이터를 이용하여 학습시키는 학습 수행부,

를 포함하는, 학습 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본원은 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치 및 방법에 관한 것이다. 예를 들면, 본원은 변수선택과 결측치 재생성을 통한 딥러닝 기반 응급환자의 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 관상동맥 재개통술은 관상동맥의 협착이나 폐쇄를 개선하여 심근에 충분한 혈액과 산소를 공급하는 치료 방법이

며, 이는 크게 경피적 관동맥 중재술(Percutaneous Coronary Intervention)과 관상동맥우회수술(Coronary Artery Bypass Graft) 두 가지 방식으로 구분될 수 있다.

- [0003] 특히, 관상동맥은 심장 근육에 산소와 영양을 공급하는 중요한 혈관이지만, 만약 협착이나 폐쇄가 발생하면 심근경색이나 협심증과 같은 심각한 상태가 발병하여 사망으로 이어질 수 있으므로, 관상동맥 재개통술을 신속하게 수행하는 것이 매우 중요하다.
- [0004] 일반적으로 관상동맥에 문제가 생기면, 환자들은 갑작스러운 증상인 흉통 등으로 응급실을 방문하게 되며, 현재 응급실에서는 관상동맥 재개통술이 필요한 환자를 식별하기 위해 심장 전문의의 지식과 TIMI(Thrombolysis in myocardial infarction) 점수와 같은 평가 절차를 적용하나, 이러한 평가 절차는 시간이 오래 걸릴 수 있어서 환자들의 치료에 지연을 초래할 수 있다.
- [0005] 따라서, 심장전문가가 부족하거나 경험이 적은 의료진을 위한 응급 환자의 관상동맥 재개통술 수행 여부를 신속히 판단하기 위해 전자의무기록 데이터를 활용할 수 있는 인공지능 기반의 분석 시스템에 대한 개발이 필요할 실정이다.
- [0006] 한편, 응급실의 임상데이터는 종종 결측이 발생할 수 있고, 전자의무기록 데이터의 경우 임상 변수마다 단위가 달라 값의 차이가 큰 특징이 있어, 임상데이터를 분석 대상으로 활용하는 인공지능 모델에 편향을 발생시킬 수 있기 때문에 각 변수를 동등한 범위로 맞춰주는 것이 중요하다.
- [0007] 본원의 배경이 되는 기술은 한국등록특허공보 제10-2560516호에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본원은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 응급 환자의 관상동맥 재개통술 수행 여부를 신속히 판단하기 위해 전자의무기록 데이터를 적절한 전처리 단계를 거친 후, 분석을 수행할 수 있는 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치 및 방법을 제공하려는 것을 목적으로 한다.
- [0009] 다만, 본원의 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법은, 미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득하는 단계, 상기 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 단계 및 상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 또한, 상기 복수의 타겟 변수는, 상기 임상 데이터로서 수집 가능한 복수의 후보 변수 중 SHAP(Shapley Additive exPlanations) 분석에 기초하여 도출된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 후보 변수를 포함하도록 미리 설정될 수 있다.
- [0012] 또한, 상기 추정값을 도출하는 단계는, 상기 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대체(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 상기 추정값을 연산할 수 있다.
- [0013] 또한, 상기 복수의 타겟 변수는, 주호소 카테고리에 해당하는 적어도 하나의 제1유형 변수와 심전도 카테고리에 해당하는 적어도 하나의 제2유형 변수를 포함하도록 미리 설정될 수 있다.
- [0014] 또한, 상기 제1유형 변수는, 흉통 주호소 및 호흡 곤란 주호소 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0015] 또한, 상기 제2유형 변수는, Q파/주요 ST-T 변화(Q wave/major ST-T change), PR 간격(PR interval), 수정 QT 간격(Corrected QT interval), QRS 기간(QRS duration), R축(R axis) 및 심박수(Heart rate) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0016] 또한, 상기 복수의 타겟 변수는, 트로포닌(Cardiac troponin), 응급환자 분류(Triage and Acuity Scale, TAS), NT-proBNP, 연령, 디다이머(D-dimer), CPK(Creatine Phosphokinase), 당 수치(Glucose), 맥박 수(Pulse rate),

체온, 성별, ALT 수치, CK-MB 수치 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0017] 또한, 상기 판단 정보는 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 포함할 수 있다.

[0018] 또한, 상기 분석 모델은, 상기 임상 데이터가 입력되는 입력 레이어, 은닉 레이어 및 상기 확률값을 도출하는 출력 레이어를 포함하는 계층 구조를 가지는 딥러닝 모델일 수 있다.

[0019] 또한, 상기 은닉 레이어는, 텐스 레이어, 배치 정규화 레이어 및 드롭아웃 레이어를 포함하는 계층 구조로 이루어질 수 있다.

[0020] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법은, 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비하는 단계, 상기 학습 데이터에 포함된 상기 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 단계, 상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행하여 상기 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정하는 단계 및 대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 상기 임상 데이터에 포함된 상기 타겟 변수를 이용하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 상기 학습 데이터를 이용하여 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0021] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치는, 미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득하는 수집부, 상기 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 결측 처리부 및 상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출하는 분석 수행부를 포함할 수 있다.

[0022] 또한, 상기 분석 수행부는, 상기 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대치(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 상기 추정값을 연산할 수 있다.

[0023] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 장치는, 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비하는 수집부, 상기 학습 데이터에 포함된 상기 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 상기 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 상기 결측 항목에 대한 추정값을 도출하는 결측 처리부, 상기 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 상기 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행하여 상기 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정하는 변수 설정부 및 대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 상기 임상 데이터에 포함된 상기 타겟 변수를 이용하여 상기 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 상기 학습 데이터를 이용하여 학습시키는 학습 수행부를 포함할 수 있다.

[0024] 상술한 과제 해결 수단은 단지 예시적인 것으로서, 본원을 제한하려는 의도로 해석되지 않아야 한다. 상술한 예시적인 실시예 외에도, 도면 및 발명의 상세한 설명에 추가적인 실시예가 존재할 수 있다.

발명의 효과

[0025] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 응급 환자의 관상동맥 재개통술 수행 여부를 신속히 판단하기 위해 전자의무기록 데이터를 적절한 전처리 단계를 거친 후, 분석을 수행할 수 있는 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

[0026] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 연쇄 방정식을 활용한 다중 대치 방법을 통해 실제 데이터와 유사한 재생성 데이터를 획득함으로써 데이터의 결측치를 효과적으로 보완하여, 인공지능 기반의 분석 모델의 성능을 향상시키고 보다 정확한 예측이 이루어지도록 할 수 있다.

[0027] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, SHAP(SHapley Additive exPlanations) 기반의 변수 선택 방식을 통해 관상동맥 재개통술에 주요한 변수를 추출하여 새로운 표지자를 개발할 수 있다.

[0028] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 유사한 변수들을 카테고리별로 나눈 다음 주요 변수 추출 작업을 수행하기 때문에, 중복된 정보를 줄이고 분석이 용이한 이점이 있다.

- [0029] 진술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 심장전문의가 부족한 병원이나 경험이 적은 의료진을 위해서, 관상동맥 재개통술 판단에 주요한 변수인 Cardiac troponin, N-proBNP, D-dimer, CK-MB와 같은 변수들을 측정하지 않았어도, 해당 변수들을 재생성할 수 있어 관상동맥 재개통술을 필요로 하는 환자들을 신속하게 탐지할 수 있다.
- [0030] 진술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 응급실 등을 방문한 환자들 이 적시에 적절한 치료를 받을 수 있고, 관상동맥의 협착이나 폐쇄로 인한 심장 문제에 대한 조기 대응이 가능해질 수 있으며, 이에 따라 사망률이 감소하고 환자들의 생존율과 치료 효과가 개선될 수 있다.
- [0031] 다만, 본원에서 얻을 수 있는 효과는 상기된 바와 같은 효과들로 한정되지 않으며, 또 다른 효과들이 존재할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0032] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템의 개략적인 구성도이다.
- 도 2는 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템의 분석 프로세스를 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 3은 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 수집하여 전처리를 수행한 학습 데이터를 예시적으로 나타낸 도표이다.
- 도 4는 복수의 후보 변수 중 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석에 기초하여 선정되는 타겟 변수를 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 5는 인공지능 기반의 분석 모델을 구축하는 프로세스를 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 6은 인공지능 기반의 분석 모델의 계층 구조를 나타낸 개념도이다.
- 도 7은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치와 연계된 실험예로서, 인공지능 기반의 분석 모델을 이용한 분석 성능을 나타낸 그래프이다.
- 도 8은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치의 개략적인 구성도이다.
- 도 9는 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- 도 10은 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법에 대한 동작 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0033] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.
- [0034] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결" 또는 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.
- [0035] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에", "상부에", "상단에", "하에", "하부에", "하단에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.
- [0036] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성 요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0037] 본원은 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치 및 방법에 관한 것이다. 예를 들면, 본원은 변수선택과 결측치 재생성을 통한 딥러닝 기반 응급환자의 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템에 관한 것이다.
- [0038] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템의 개략적인 구성도이다.
- [0039] 도 1을 참조하면, 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템(10)은, 본원의 일 실시예에 따

른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치(100)(이하, '판단 장치(100)'라 한다.), 사용자 단말(200), 데이터베이스(300) 및 계측 디바이스(400)를 포함할 수 있다.

[0040] 한편, 본원의 실시예에 관한 설명에서 판단 장치(100)는 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터로 이루어진 학습 데이터를 이용하여 인공지능 기반의 분석 모델을 학습시키는 기능을 수행하는 '관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 장치(100)'로 달리 지칭될 수 있다.

[0041] 판단 장치(100), 사용자 단말(200), 데이터베이스(300) 및 계측 디바이스(400) 상호간은 네트워크(20)를 통해 통신할 수 있다. 네트워크(20)는 단말들 및 서버들과 같은 각각의 노드 상호간에 정보 교환이 가능한 연결 구조를 의미하는 것으로, 이러한 네트워크(20)의 일 예에는, 3GPP(3rd Generation Partnership Project) 네트워크, LTE(Long Term Evolution) 네트워크, 5G 네트워크, WIMAX(World Interoperability for Microwave Access) 네트워크, 인터넷(Internet), LAN(Local Area Network), Wireless LAN(Wireless Local Area Network), WAN(Wide Area Network), PAN(Personal Area Network), wifi 네트워크, 블루투스(Bluetooth) 네트워크, 위성 방송 네트워크, 아날로그 방송 네트워크, DMB(Digital Multimedia Broadcasting) 네트워크 등이 포함되나 이에 한정되지는 않는다.

[0042] 사용자 단말(200)은 예를 들면, 스마트폰(Smartphone), 스마트패드(SmartPad), 태블릿 PC등과 PCS(Personal Communication System), GSM(Global System for Mobile communication), PDC(Personal Digital Cellular), PHS(Personal Handyphone System), PDA(Personal Digital Assistant), IMT(International Mobile Telecommunication)-2000, CDMA(Code Division Multiple Access)-2000, W-CDMA(W-Code Division Multiple Access), Wibro(Wireless Broadband Internet) 단말기 같은 모든 종류의 무선 통신 장치일 수 있다.

[0043] 또한, 본원의 실시예에 관한 설명에서 데이터베이스(300)는 예를 들어 본원에서 개시하는 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템(10)이 구축되는 병원, 의료기관 등과 연계하여 구축되는 전자의무기록(Electronic Medical Record, EMR) 시스템, 의료 영상 저장/전송 시스템(Picture Archiving and Communication System, PACS) 등의 운용을 위한 서버 내지 디바이스일 수 있다. 예시적으로 데이터베이스(300)를 통해 해당 병원, 의료기관 내 환자의 생체 정보를 포함하는 임상 데이터가 수집 및 관리될 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.

[0044] 또한, 본원의 실시예에 관한 설명에서 계측 디바이스(400)는 환자 모니터(Patient Monitor), 인공 호흡기(Ventilator), 의약품주입펌프(Infusion Pump) 등을 포함하는 측정 기기, 의료/치료 기기, 수술 도구, 로봇 등 대상 환자에 대한 임상 데이터를 획득할 수 있는 다양한 디바이스를 폭넓게 포함할 수 있다.

[0045] 도 2는 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템의 분석 프로세스를 설명하기 위한 개념도이다.

[0046] 도 2를 참조하면, 본원에서 개시하는 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템(10)은 응급실을 방문한 환자 등을 지칭하는 대상 환자에 대하여 획득되는 임상 데이터(예를 들면, 입원 시 계측 디바이스(400) 등을 통해 확보된 전자의무기록 데이터 등)를 활용해 적절한 전처리 단계를 거친 후, 인공지능 기반의 분석 모델을 통해 해당 대상 환자의 관상동맥 재개통술 실시 여부를 판단하도록 동작하는 시스템일 수 있다.

[0047] 구체적으로 도 2의 (a)를 참조하면, 판단 장치(100)는 전자의무기록데이터 등을 이용하여 임상 데이터 중 필요 데이터를 선별 추출하여 인공지능 기반의 분석 모델의 학습을 위한 학습 데이터로서 활용할 수 있으며, 도 2의 (b)를 참조하면, 판단 장치(100)는 수집된 학습 데이터에 걸쳐 항목이 존재하는 경우, 결측치를 누락되지 않은 나머지 임상 변수들을 활용하여 대체하고, 재생성된 데이터에서 변수들의 범위를 맞추고 분석 모델에 편향을 방지하기 위해 표준화를 적용할 수 있다.

[0048] 또한, 도 2의 (c)를 참조하면, 판단 장치(100)는 관상동맥 재개통술 수행 여부를 판단하도록 구축되는 분석 모델에 입력된 주요 데이터를 선별하기 위해 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 적용하며, SHAP 분석은 여러 변수의 가능한 모든 조합을 고려하여 해당 변수의 유무에 따른 평균적인 변화를 계산하여 각 변수의 중요도를 추정하는 기법으로서, 본 기법을 통해 판단 장치(100)는 분석 모델이 관상동맥 재개통술 필요 여부 판단 시, 가장 영향력이 큰 변수들을 선택하고, 덜 중요한 변수들을 제외하도록 최적화할 수 있으며, 이러한 과정은 분석 모델의 학습과 예측에 필요한 변수들을 명확하게 정의함으로써 불필요한 변수로 인한 과적합을 방지하여 분석 모델의 해석력을 높이는 과정으로 이해될 수 있다.

[0049] 또한, 도 2의 (d)를 참조하면, 판단 장치(100)는 학습된 분석 모델을 이용한 딥러닝 기반 예측을 통해 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력할 수 있고, 이에 따른 분석 모델의 성능 결과를

평가할 수 있다.

[0050] 이하에서는 판단 장치(100)의 구체적인 기능 및 동작에 대해 상세히 설명하도록 한다.

[0051] 판단 장치(100)는 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비할 수 있다. 예시적으로 판단 장치(100)는 데이터베이스(300)에 존재하는 의료기관 별 전자의무기록 데이터를 수집하는 방식으로 학습 데이터를 획득할 수 있으며, 본원의 일 실시예에 따르면, 학습 데이터로서 수집되는 각 임상 데이터는 csv 형식을 가질 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.

[0052] 한편, 학습 데이터에 포함된 복수의 후보 변수는 전문의의 소견 등을 기반으로 하여 관상동맥 재개통술 여부를 판단하기 위한 중요 변수들로 1차적으로 선별될 수 있으며, 예시적으로 복수의 후보 변수는 주호소 카테고리에 해당하는 제1유형 변수, 심전도 카테고리에 해당하는 제2유형 변수 및 임상 기본 정보 및 랩 데이터 카테고리에 해당하는 제3유형 변수로 이루어진 520개의 변수를 포함하도록 추출될 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.

[0053] 보다 구체적으로 예시하면, 제1유형 변수에 해당하는 후보 변수의 경우, 주호소를 표현하는 단어의 인덱스에 1, 그 외 단어는 0을 부여하는 원-핫 인코딩(One-hot encoding)을 통해 기존 문자열로 구축되어있는 변수를 범주형으로 처리한 478개의 파라미터를 포함하도록 설정될 수 있다.

[0054] 또한, 제2유형 변수에 해당하는 후보 변수의 경우, Heart rate, R axis, PR interval, QRS Duration, Corrected QT interval, Normal sinus rhythm, Q wave/major ST-T change, ST elevation, Minor ST-T change, Left ventricular hypertrophy, Bundle branch block, Complete AV block, Ventricular Tachycardia, Tachycardia, A-Fib with RVR, Bigeminy 등을 포함하는 16개의 파라미터를 포함하도록 설정될 수 있다.

[0055] 또한, 제3유형 변수에 해당하는 후보 변수의 경우, 예시적으로 SiO₂, Glucose, AST, WBC, Total bilirubin, Platelet count, Hemoglobin, ALT, Sodium, Amylase, Creatinine, Potassium, CPK, KTAS, Cardiac Troponin, CK-MB, D-dimer, NTproBNP, 연령(Age), 성별(Sex), 입원월(Admission Month), 수축기 혈압(Systolic Bp), 호흡수(Respiratory rate), 맥박수(Pulse rate), 이완기 혈압(Diastolic Bp), 체온(Body temperature) 등을 포함하는 26개의 파라미터를 포함하도록 설정될 수 있다.

[0056] 또한, 판단 장치(100)는 학습 데이터에서 중복하여 해당 의료기관을 방문한 환자 데이터에 관하여, 첫 번째 데이터(달리 말해, 해당 환자의 최초 입원 또는 내원 시 획득된 임상 데이터 등)만을 선택적으로 남기고, 후속 방문시 획득된 임상 데이터를 제거하는 데이터 전처리를 통해 중복된 정보로 인한 분석 모델의 학습 부담을 줄이고, 과적합을 방지할 수 있다.

[0057] 이와 관련하여 도 3은 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 수집하여 전처리를 수행한 학습 데이터를 예시적으로 나타낸 도표이다.

[0058] 또한, 판단 장치(100)는 학습 데이터에 포함된 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 결측 항목에 대한 추정값을 도출할 수 있다.

[0059] 구체적으로 판단 장치(100)는 선별된 후보 변수를 활용하여 학습 데이터에 포함된 값을 바탕으로 연쇄 방정식을 이용한 다중 대치 기법을 통해 누락되지 않은 나머지 임상 측정값을 활용해 결측치를 재생성할 수 있다. 이 때, 본원의 일 실시예에 따르면, 연속형 변수에 대한 결측치 재생성 시에는 선형 회귀를 적용하고, 범주형 변수에 대한 결측치 재생성 시에는 로지스틱 회귀를 적용하여 추정값 대치를 적용할 수 있다.

[0060] 또한, 판단 장치(100)는 재생성된 데이터에서 변수들의 범위를 맞추고 모델에 편향을 방지하기 위해 표준화를 적용할 수 있으며, 예시적으로 표준화는 하기 식 1과 같이 평균이 0에 해당하고, 표준편차가 1에 해당하도록 데이터를 전처리 하는 방식으로 수행될 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.

[0061] [식 1]

$$\text{스케일링된 값} = \frac{\text{데이터} - \text{평균값}}{\text{표준편차}}$$

[0062]

[0063] 도 4는 복수의 후보 변수 중 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석에 기초하여 선정되는 타겟 변수를 설명하기 위한 개념도이다.

- [0064] 도 4를 참조하면, 판단 장치(100)는 결측 항목이 추정값으로 대체된 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행함으로써, 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정할 수 있다.
- [0065] 달리 말해, 판단 장치(100)는 수집된 전자의무기록 기반의 학습 데이터 중에서 딥러닝 모델(분석 모델)에 적합한 변수만을 선별하기 위하여, 확보된 임상 데이터를 미리 설정된 소정의 비율 등에 따라 학습 데이터 및 테스트 데이터로 분할하고, 학습 데이터는 전술한 바와 같이 주호소 카테고리, 심전도 카테고리, 그 외 카테고리 등으로 구분될 수 있다. 이후, 분류한 카테고리 별로 SHAP 분석을 수행하여 환자의 관상동맥 재개통술 여부에 영향을 미치는 주요 변수를 타겟 변수로써 선별할 수 있으며, 이러한 선별 결과를 반영하는 그래프는 도 4에 도시된 바와 같이 개별 변수의 영향력을 상위부터 하위로 나열하도록 시각화 될 수 있다.
- [0066] 또한, 판단 장치(100)는 개별 변수의 영향력을 나타내는 중요도 값이 미리 설정된 컷오프(Cut-off) 값을 상회하는 후보 변수만을 타겟 변수로 채택할 수 있다. 예시적으로, 컷오프 값은 도 4에서 점선으로 표시될 수 있으며, 예를 들어, 구체적인 컷오프 값은 본원의 구현예에 따라서 0.2 등의 수치로 설정될 수 있다.
- [0067] 이와 관련하여 본원의 일 실시예에 따르면, 제1유형 변수에 해당하는 타겟 변수는 흉통 주호소 및 호흡 곤란 주호소 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 또한, 제2유형 변수에 해당하는 타겟 변수는 Q파/주요 ST-T 변화(Q wave/major ST-T change), PR 간격(PR interval), 수정 QT 간격(Corrected QT interval), QRS 기간(QRS duration), R축(R axis) 및 심박수(Heart rate) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0068] 또한, 제3유형 변수(그 외 카테고리)에 해당하는 타겟 변수는 트로포닌(Cardiac troponin), 응급환자 분류(Triage and Acuity Scale, TAS), NT-proBNP, 연령, 디다이머(D-dimer), CPK(Creatine Phosphokinase), 당 수치(Glucose), 맥박 수(Pulse rate), 체온, 성별, ALT 수치, CK-MB 수치 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0069] 참고로, 상술한 제1유형 변수 내지 제3유형 변수 각각에 포함된 타겟 변수의 수는 본원의 구현예에 따라서 상이하게 설정될 수 있음은 물론이며, 나아가 본원의 실시예에 따라 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보의 정확도(엄밀도), 환자 상태 심각도 등을 고려하여 컷오프 값이 조정됨으로써 제1유형 변수 내지 제3유형 변수 각각에 포함되는 타겟 변수가 가변적으로 설정될 수 있음은 물론이다.
- [0070] 또한, 판단 장치(100)는 대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 입력된 임상 데이터에 포함된 타겟 변수를 이용하여 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 학습 데이터를 이용하여 학습시킬 수 있다.
- [0071] 이와 관련하여 도 5는 인공지능 기반의 분석 모델을 구축하는 프로세스를 설명하기 위한 개념도이고, 도 6은 인공지능 기반의 분석 모델의 계층 구조를 나타낸 개념도이다.
- [0072] 도 5를 참조하면, 판단 장치(100)는 예시적으로 복수의 환자에 대하여 수집된 임상 데이터를 해당 임상 데이터의 획득 시점을 기준으로 구분하여 학습 데이터 및 테스트 데이터를 분류할 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.
- [0073] 또한, 전술한 바와 같이 학습 데이터에 포함된 임상 데이터에 대하여는 중복 환자 제거 및 결측치 재생성 전처리가 적용될 수 있으며, 전처리가 적용된 학습 데이터에 대하여 표준화(스케일링)가 적용될 수 있다. 또한, 테스트 데이터로 분류된 임상 데이터에 결측치가 존재하는 경우, 해당 결측치는 제거될 수 있으며, 결측치가 제거된 테스트 데이터에 대하여 표준화(스케일링)가 적용될 수 있다.
- [0074] 또한, 도 6을 참조하면, 판단 장치(100)가 보유하는 인공지능 기반의 분석 모델(1)은 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 산출하도록 학습될 수 있으며, 이러한 분석 모델은 임상 데이터가 입력되는 입력 레이어(11), 적어도 하나의 은닉 레이어(12) 및 확률값을 도출하는 출력 레이어(13)를 포함하는 계층 구조를 가지는 딥러닝 모델 유형일 수 있다. 또한, 예시적으로 은닉 레이어(12)는 도 6에 도시된 바와 같이 3개로 구비될 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.
- [0075] 또한, 도 6을 참조하면, 각각의 은닉 레이어(12)는 텐스 레이어(1201), 배치 정규화 레이어(1202) 및 드롭아웃 레이어(1203)를 포함하는 계층 구조로 이루어질 수 있다.
- [0076] 구체적으로 텐스 레이어(1201)는 입력값을 선형 변환하며, 배치 정규화 레이어(1202)는 가중치를 정규화하여 학습 속도와 모델 안정성을 향상시킬 수 있다. 또한, 드롭아웃 레이어(1203)는 계산된 가중치 중 일부를 랜덤으로 제거하여 과적합을 방지하는 역할을 수행하며, 한편, 판단 장치(100)는 데이터의 손실(loss)이 이전 학습보다

개선되지 않으면, 학습을 조기 종료시켜 분석 모델(1)의 과적합을 방지할 수 있다.

- [0077] 또한, 출력 레이어(13)에서는 관상동맥 재개통술 수행 여부에 대한 확률값을 출력하며, 출력된 확률값이 미리 설정된 임계 확률(예를 들면, 0.5(50%) 등) 이상일 경우, 관상동맥 재개통술이 필요하다는 판단 정보가 도출되는 것일 수 있다.
- [0078] 또한, 판단 장치(100)는 미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득할 수 있다.
- [0079] 또한, 판단 장치(100)는 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 획득한 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 결측 항목에 대한 추정값을 도출할 수 있다.
- [0080] 구체적으로 판단 장치(100)는 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대치(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 결측 항목에 대한 추정값을 연산할 수 있다.
- [0081] 또한, 판단 장치(100)는 결측 항목이 추정값으로 대체된 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출할 수 있다.
- [0082] 예를 들어, 판단 장치(100)는 분석 모델(1)에 의해 도출된 관상동맥 재개통술 수행 여부에 대한 확률값이 미리 설정된 임계 확률(예를 들면, 0.5(50%) 등) 이상일 경우, 관상동맥 재개통술이 필요하다는 내용의 판단 정보를 생성하고, 반대로, 분석 모델(1)에 의해 산출된 확률값이 임계 확률 미만이면, 관상동맥 재개통술이 불필요하다는 내용의 판단 정보를 생성하는 것일 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다.
- [0083] 도 7은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치와 연계된 실험예로서, 인공지능 기반의 분석 모델을 이용한 분석 성능을 나타낸 그래프이다.
- [0084] 도 7을 참조하면, 분석 모델(1)의 학습 결과와 해당 모델의 ROC(Receiver Operating Characteristic) 커브를 그래프로 도시할 수 있으며, 최적 에포크(Best Epochs) 값은 분석 모델(1)의 조기 종료는 어느 에포크에서 발생했는지 나타낸 것이다. 또한, 본 시뮬레이션에서 분석 모델(1)의 성능은 내부 검증데이터(파란색 그래프)와 외부 검증데이터(주황색 그래프)로 분리하여 평가되었으며, 개발데이터와 검증데이터에 대한 ROC 곡선 비교 그래프를 출력하였다. X축은 거짓 양성 비율(False positive rate)을 나타내며, Y축은 실제 양성 비율(True positive rate)을 나타낸다.
- [0085] 구체적으로 도 7을 참조하면, 본 시뮬레이션 결과, 다수의 임상 데이터로 이루어진 학습 데이터를 사용하여 구축된 분석 모델(1)을 이용한 예측 수행 결과, 실제 데이터에서 결측치 대치를 수행하지 않은 내부 검증데이터 4,487건의 성능은 정확도 0.99, 정밀도 0.55 재현율 0.56, AUPRC 0.55, AUROC 0.98 수준으로 나타났고, 분석 모델(1)의 일반화 능력을 비교하기 위해 외부 검증데이터 851건을 활용하여 모델을 평가한 결과 정확도 0.98, 정밀도 0.71, 재현율 0.50, AUPRC 0.67, AUROC 0.97 수준의 높은 예측 성능이 도출되었다.
- [0086] 도 8은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치의 개략적인 구성도이다.
- [0087] 도 8을 참조하면, 판단 장치(100)는 수집부(110), 결측 처리부(120), 변수 설정부(130), 학습 수행부(140) 및 분석 수행부(150)를 포함할 수 있다.
- [0088] 수집부(110)는 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비할 수 있다.
- [0089] 또한, 수집부(110)는 미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득할 수 있다.
- [0090] 결측 처리부(120)는 학습 데이터에 포함된 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 결측 항목에 대한 추정값을 도출할 수 있다.
- [0091] 또한, 결측 처리부(120)는 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 획득한 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 결측 항목에 대한 추정값을 도출할 수 있다.
- [0092] 구체적으로 결측 처리부(120)는 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대치(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 결측 항목에 대한 추정값을 연산할 수 있다.
- [0093] 변수 설정부(130)는 결측 항목이 추정값으로 대체된 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행함으로써, 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정할 수 있다.

- [0094] 학습 수행부(140)는 대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 입력된 임상 데이터에 포함된 타겟 변수를 이용하여 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 학습 데이터를 이용하여 학습시킬 수 있다.
- [0095] 분석 수행부(150)는 결측 항목이 추정값으로 대체된 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출할 수 있다.
- [0096] 이하에서는 상기에 자세히 설명된 내용을 기반으로, 본원의 동작 흐름을 간단히 살펴보기로 한다.
- [0097] 도 9는 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0098] 도 9에 도시된 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법은 앞서 설명된 판단 장치(100)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 판단 장치(100)에 대하여 설명된 내용은 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.
- [0099] 도 9를 참조하면, 단계 S11에서 수집부(110)는 미리 설정된 복수의 타겟 변수를 포함하는 대상 환자의 임상 데이터를 획득할 수 있다.
- [0100] 다음으로, 단계 S12에서 결측 처리부(120)는 복수의 타겟 변수 중 결측 항목이 존재하면, 획득한 임상 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 결측 항목에 대한 추정값을 도출할 수 있다.
- [0101] 구체적으로 단계 S12에서 결측 처리부(120)는 나머지 변수를 이용한 연쇄 방정식 기반의 다중 대체(Multiple Imputation by Chained Equations)를 통해 결측 항목에 대한 추정값을 연산할 수 있다.
- [0102] 다음으로, 단계 S13에서 분석 수행부(150)는 결측 항목이 상기 추정값으로 대체된 복수의 타겟 변수를 미리 구축된 인공지능 기반의 분석 모델에 입력하여 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요성에 대한 판단 정보를 도출할 수 있다.
- [0103] 상술한 설명에서, 단계 S11 내지 S13은 본원의 구현예에 따라서, 추가적인 단계들로 더 분할되거나, 더 적은 단계들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 단계는 필요에 따라 생략될 수도 있고, 단계 간의 순서가 변경될 수도 있다.
- [0104] 도 10은 본원의 일 실시예에 따른 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0105] 도 10에 도시된 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법은 앞서 설명된 판단 장치(100)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 판단 장치(100)에 대하여 설명된 내용은 도 10에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.
- [0106] 도 10을 참조하면, 단계 S21에서 수집부(110)는 복수의 후보 변수를 포함하는 임상 데이터를 복수의 환자에 대하여 수집한 학습 데이터를 준비할 수 있다.
- [0107] 다음으로, 단계 S22에서 결측 처리부(120)는 학습 데이터에 포함된 복수의 후보 변수 중 결측 항목이 존재하면, 학습 데이터에 포함된 나머지 변수를 이용하여 결측 항목에 대한 추정값을 도출할 수 있다.
- [0108] 다음으로, 단계 S23에서 변수 설정부(130)는 결측 항목이 단계 S22를 통해 도출된 추정값으로 대체된 학습 데이터를 이용하여 SHAP(SHapley Additive exPlanations) 분석을 수행함으로써, 복수의 후보 변수 중 관상동맥 재개통술 수행과 연계된 중요도가 미리 설정된 임계 수준 이상인 타겟 변수를 선정할 수 있다.
- [0109] 다음으로, 단계 S24에서 학습 수행부(140)는 대상 환자의 임상 데이터가 입력되면, 입력된 임상 데이터에 포함된 타겟 변수를 이용하여 대상 환자의 관상동맥 재개통술 수행 필요 여부에 대한 확률값을 출력하는 인공지능 기반의 분석 모델을 학습 데이터를 이용하여 학습시킬 수 있다.
- [0110] 상술한 설명에서, 단계 S21 내지 S24는 본원의 구현예에 따라서, 추가적인 단계들로 더 분할되거나, 더 적은 단계들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 단계는 필요에 따라 생략될 수도 있고, 단계 간의 순서가 변경될 수도 있다.
- [0111] 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법 및 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이

터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 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. 상기된 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0112] 또한, 전술한 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 방법 및 관상동맥 재개통술 수행 판단을 위한 인공지능 모델 학습 방법은 기록 매체에 저장되는 컴퓨터에 의해 실행되는 컴퓨터 프로그램 또는 애플리케이션의 형태로도 구현될 수 있다.

[0113] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

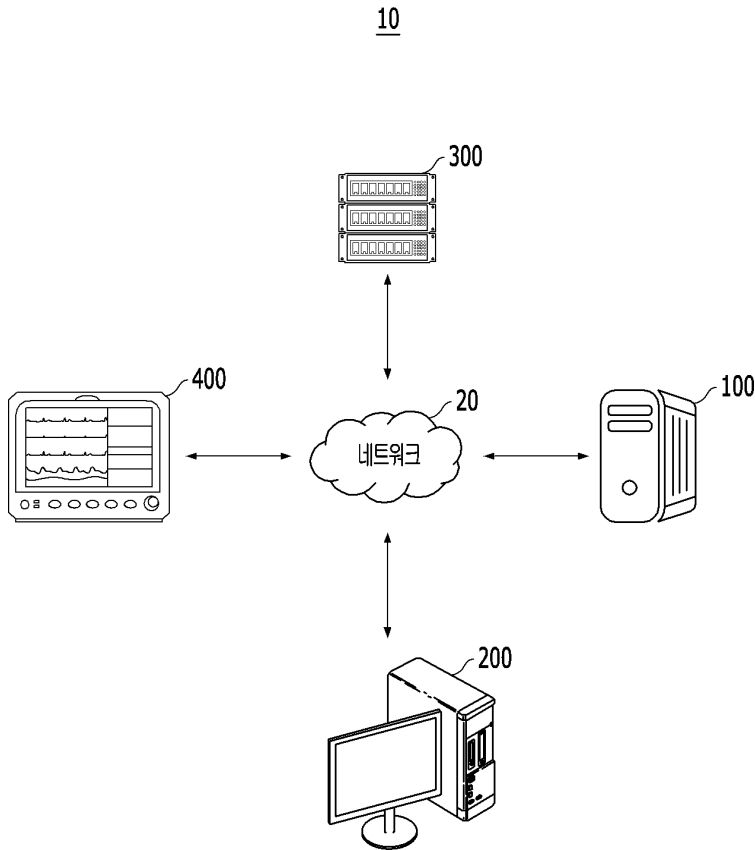
[0114] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

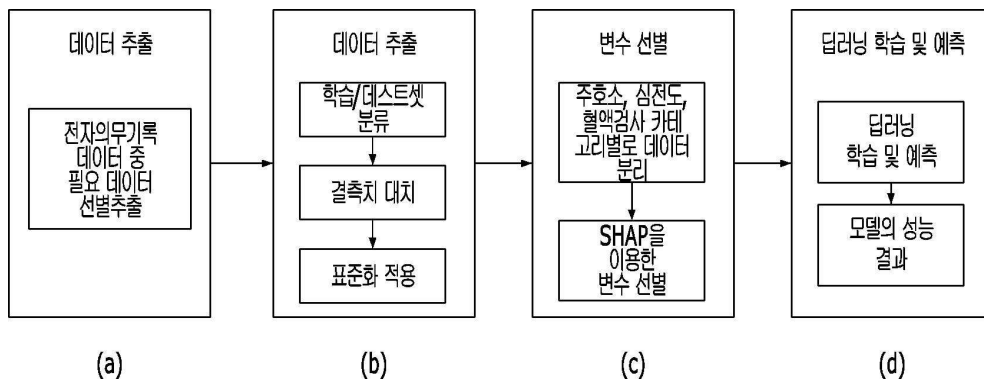
- [0115] 10: 관상동맥 재개통술 수행 판단 시스템
 100: 인공지능 기반의 관상동맥 재개통술 수행 판단 장치
 110: 수집부
 120: 결측 처리부
 130: 변수 설정부
 140: 학습 수행부
 150: 분석 수행부
 200: 사용자 단말
 300: 데이터베이스
 400: 계측 디바이스
 20: 네트워크

도면

도면1



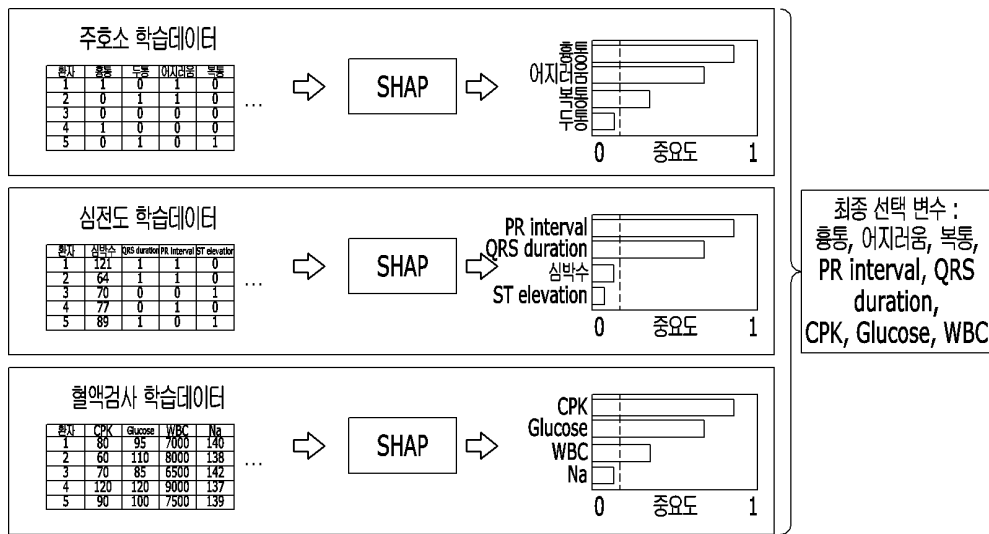
도면2



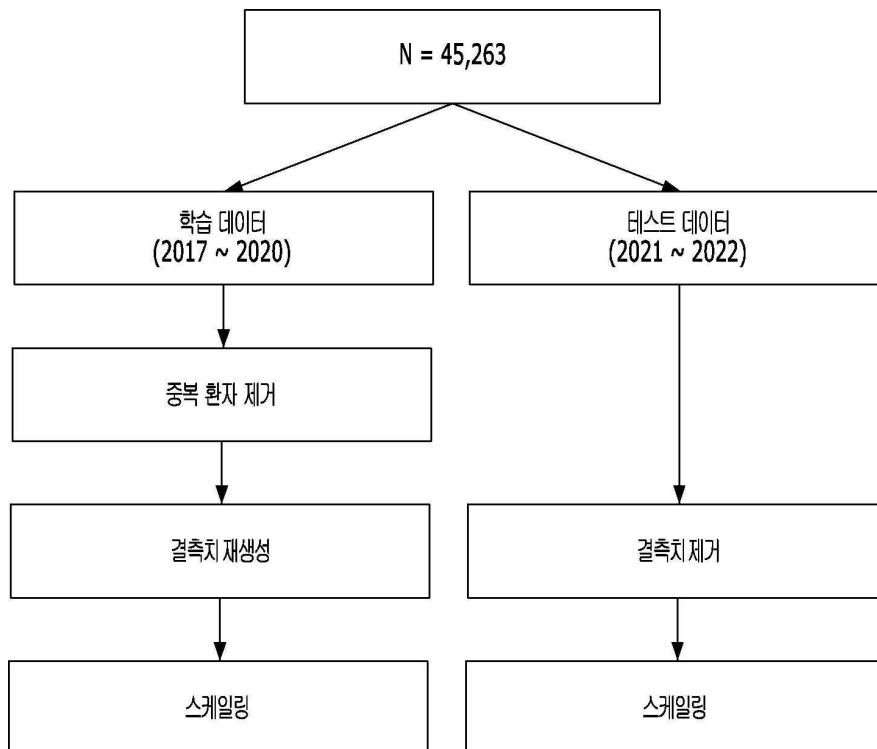
도면3

Sex	Age	Chest pain	Dyspnea	Heart rate	R axis	...	SysBP	DiaBP	Troponin	CK-MB	D-dimer	Glucose
1	0.28764	0	1	-0.00045	1.45676	...	0.67835	0.63231	0.11245	3.45012	0.91327	-0.04941
0	0.67893	1	1	0.12453	-0.00157	...	0.56744	0.45621	0.86766	-0.04521	0.41372	1.54541

도면4

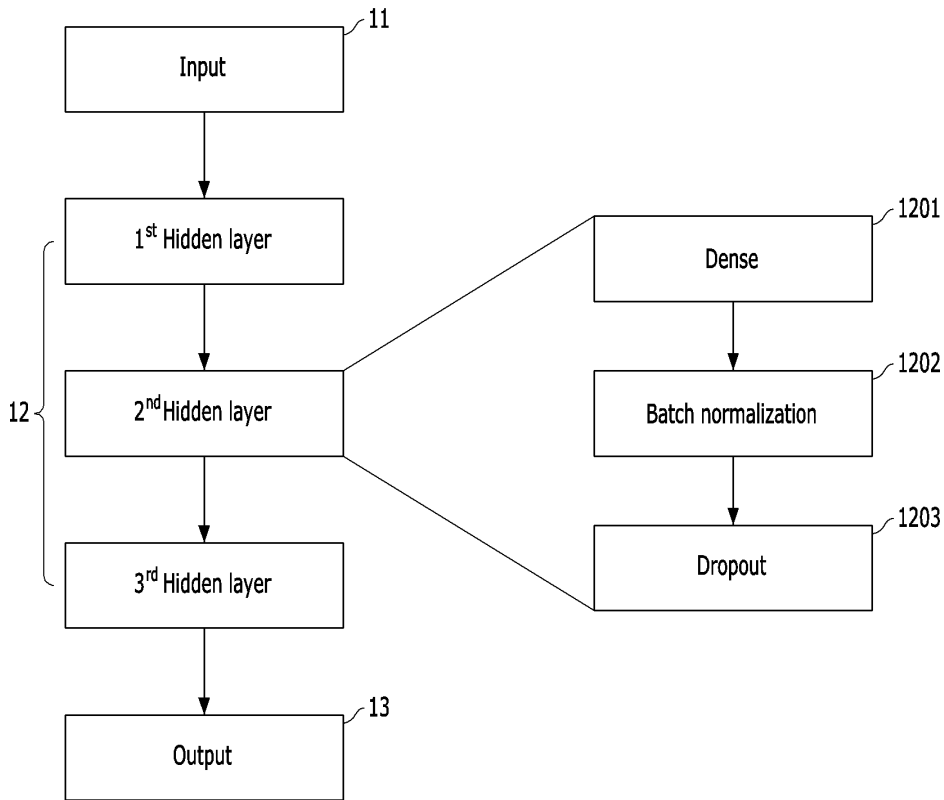


도면5



도면6

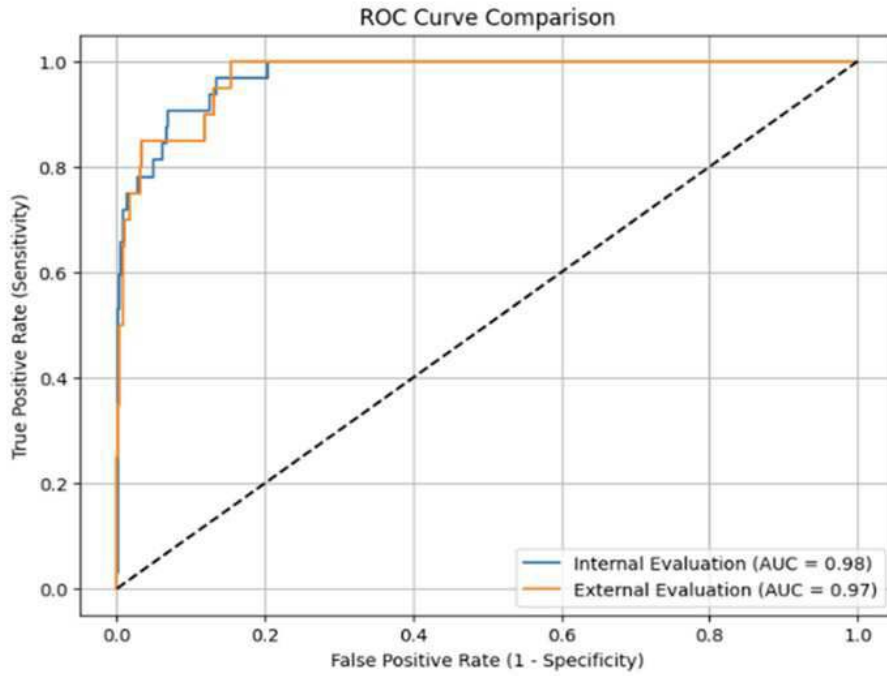
1



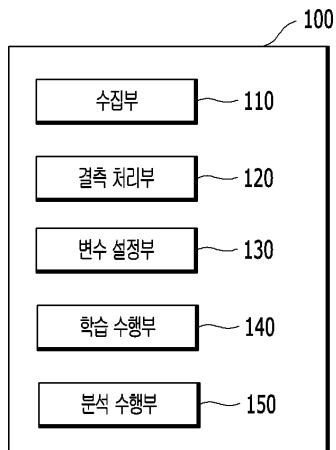
도면7

Best Epochs : 122

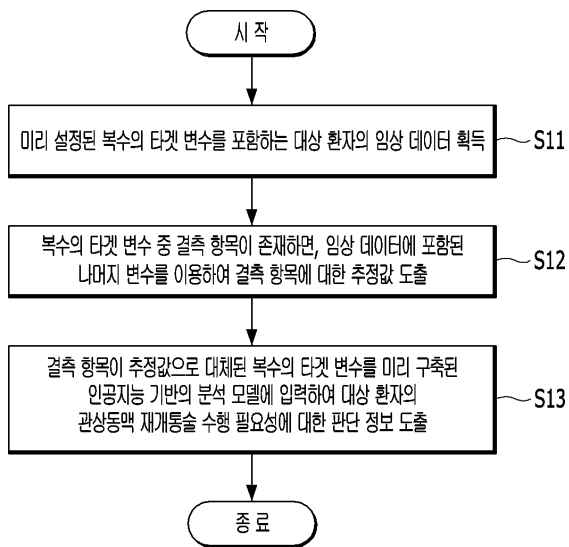
	Data Type	Accuracy	Precision	Recall	AUPRC	AUROC
0	Anam internal	0.99	0.55	0.56	0.55	0.98
1	Guro external	0.98	0.71	0.50	0.67	0.97



도면8



도면9



도면10

