



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2019년03월08일
(11) 등록번호 10-1955012
(24) 등록일자 2019년02월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16C 10/00 (2019.01) G16B 40/00 (2019.01)
G16B 45/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G16H 50/30 (2018.01)
G16B 40/00 (2019.02)
(21) 출원번호 10-2017-0039140
(22) 출원일자 2017년03월28일
심사청구일자 2017년11월01일
(65) 공개번호 10-2018-0110310
(43) 공개일자 2018년10월10일
(56) 선행기술조사문헌
JP2016218869 A*
KR1020090059656 A*
KR1020130082551 A*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
한국전자통신연구원
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
한국표준과학연구원
대전 유성구 가정로 267(가정동, 한국표준과학연구원)
(72) 발명자
유재학
대전광역시 유성구 배울1로 35 405동 1101호 (관평동, 쌍용스윗닷홈)
박세진
대전 유성구 가정로 218
(74) 대리인
특허법인지명

전체 청구항 수 : 총 17 항

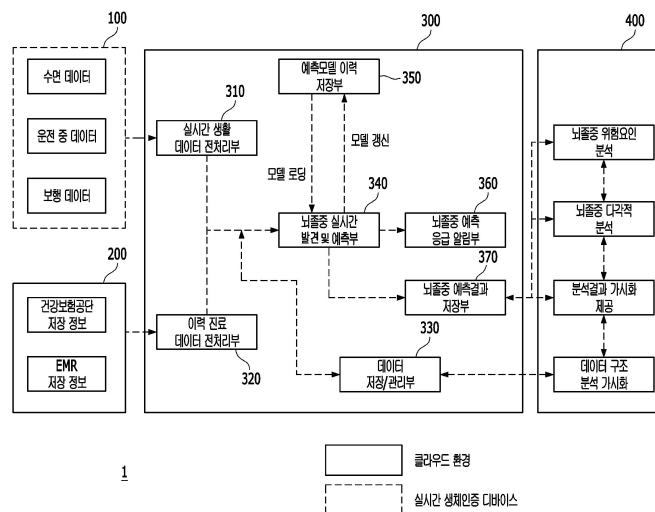
심사관 : 태정범

(54) 발명의 명칭 뇌졸중 예측과 분석 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템에 관한 것으로, 웨어러블 디바이스를 통해 실시간 생활 데이터를 수집하는 웨어러블 데이터 수집장치, 건강보험관리공단에서 제공하는 정보와 개인별 전자 의무기록 데이터를 수집하는 이력 정보 데이터 수집장치, 상기 웨어러블 데이터 수집장치 및 상기 이력 정보 데이터 수집장치로부터 수집된 데이터를 이용하여 뇌졸중 질환을 발견 및 예측하는 뇌졸중 예측장치를 포함하며, 상기 뇌졸중 발견 및 예측장치는, 상기 웨어러블 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하여 통합하는 데이터 전처리부, 상기 데이터 전처리부에서 입력되는 데이터 중 이상불 구조의 데이터를 선택하고, 선택된 데이터를 이용하여 다중의 기계학습 모델을 생성하고, 상기 다중의 기계학습 모델에 기초하여 뇌졸중을 예측하는 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부를 포함할 수 있다.

대표도



- (52) CPC특허분류
G16B 45/00 (2019.02)
G16H 50/50 (2018.01)

- (72) 발명자
무탈리
대전광역시 유성구 어은로 42 (어은동)
박홍규
대전광역시 서구 둔산중로 138, 1316호 (둔산동)
유용식
세종특별자치시 누리로 27, 613동 1201호 (한솔동, 첫마을6단지)

홍승희

대전광역시 유성구 은구비로155번안길 45 (죽동)

표철식

대전광역시 서구 만년로 25, 109동 701호 (만년동, 강변아파트)

- 이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 CRC-15-05-ETRI
부처명 국가과학기술연구회
연구관리전문기관 국가과학기술연구회
연구사업명 융합연구사업
연구과제명 자가학습형 지식융합 슈퍼브레인 핵심기술 개발
기여율 1/1
주관기관 한국전자통신연구원
연구기간 2015.12.01 ~ 2016.11.30
-

명세서

청구범위

청구항 1

뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템에 있어서,

웨어러블 디바이스를 통해 실시간 생활 데이터를 수집하는 웨어러블 데이터 수집장치,

건강보험관리공단에서 제공하는 정보와 개인별 전자의료기록 데이터를 수집하는 이력 정보 데이터 수집장치, 및
상기 웨어러블 데이터 수집장치 및 상기 이력 정보 데이터 수집장치로부터 수집된 데이터를 이용하여 뇌졸중 질환을 발견 및 예측하는 뇌졸중 발견 및 예측장치를 포함하며,

상기 뇌졸중 발견 및 예측장치는,

상기 웨어러블 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하여 통합하는 데이터 전처리부, 및

상기 데이터 전처리부에서 입력되는 데이터 중 앙상블 구조의 데이터를 선택하고, 선택된 데이터를 이용하여 다중의 기계학습 모델을 생성하고, 상기 다중의 기계학습 모델에 기초하여 뇌졸중을 예측하는 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부를 포함하며,

상기 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부는 상기 다중의 기계학습 모델로 단일 클래스 SVM의 Support Vector Data Description(SVDD) 알고리즘을 기반으로 하는 다중 클래스 SVM을 적용하고,

상기 다중 클래스 SVM은 d-차원의 입력 공간 상에 존재하는 입력 데이터의 집합에 대하여 각 클래스를 분류하기 위한 분류기를 포함하되, 상기 분류기는 각 클래스의 학습 데이터를 포함하면서 체적을 최소화하며 커널 함수를 통하여 정의된 특징 공간 상에서의 구체를 정의하며,

상기 특징 공간 상의 경계로부터 해당 데이터와의 절대거리를 상기 특징 공간 상에서 정의되는 상기 구체의 반경으로 나눔으로써 산출되는 상대 거리가 가장 큰 클래스를 상기 입력 데이터의 소속 클래스로 결정하는 것인 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 뇌졸중 발견 및 예측장치는,

복수의 예측모델이 저장되어 있으며, 상기 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부로부터 모델 명세정보와 하이퍼 파라미터를 전달 받아 예측 모델에 대한 점증적, 적응적 업데이트를 수행하는 예측모델 이력 저장부를 더 포함하며,

상기 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부는 상기 예측모델 이력 저장부로부터 상기 모델 명세정보와 하이퍼 파라미터를 로드하여 Fine Tuning하게 학습하여 상기 다중의 기계학습 모델을 생성하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부는 상기 다중의 기계학습 모델의 생성과 이에 대한 결과를 통합하고, 상기 다중의 기계학습 모델 중 예측 성능이 가장 높은 모델을 선택하여 실시간으로 뇌졸중 질환의 발견 및 예측을 수행하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부는 상기 다중의 기계학습 모델의 생성과 이에 대한 결과를 통합하고, 상기 다중의 기계학습 모델 중 예측 과정과 절차 설명이 가능한 모델을 선택하여 실시간으로 뇌졸중 질환 예측을 수

행하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 뇌졸중 발견 및 예측장치로부터 입력되는 데이터를 분석하여 저장하고 가시화하는 뇌졸중 분석장치를 더 포함하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 뇌졸중 분석장치는 상기 뇌졸중 발견 및 예측장치로부터 입력되는 데이터를 시간, 장소, 질병종류, 질병원인이라는 4개의 차원으로 구성되는 데이터 큐브로 생성하고, 각 차원별로 추상화 정도에 따라서 다양한 OLAP 연산을 통하여 다차원적으로 분석을 수행하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 뇌졸중 분석장치는 상기 데이터 큐브의 4개 차원의 조합에 따라 사실테이블의 뇌졸중 질환 발생 수, 뇌졸중 위험도, 질병 분석 값을 척도(Measure) 값으로 분석할 수 있는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 뇌졸중 분석장치는 롤-업(Roll-Up), 드릴-다운(Drill-Down), 다이스(Dice), 슬라이스(Slice) 중 적어도 하나의 OLAP 연산을 이용하여 다차원적인 분석을 수행하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 9

뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템에 있어서,

웨어러블 디바이스를 통해 실시간 생활 데이터를 수집하는 웨어러블 데이터 수집장치,

건강보험관리공단에서 제공하는 정보와 개인별 전자의무기록 데이터를 수집하는 이력 정보 데이터 수집장치, 및 상기 웨어러블 데이터 수집장치 및 상기 이력 정보 데이터 수집장치로부터 수집된 데이터를 이용하여 뇌졸중 질환을 발견 및 예측하는 뇌졸중 발견 및 예측장치를 포함하며,

상기 뇌졸중 발견 및 예측장치는,

상기 웨어러블 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하여 통합하는 데이터 전처리부, 및

상기 데이터 전처리부에서 입력되는 데이터를 계층적 다중 SVM을 이용하여 뇌졸중 질환의 유형들로 자동 분류하여 뇌졸중을 예측하는 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부를 포함하되,

상기 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부는 단일 클래스 SVM의 Support Vector Data Description(SVDD) 알고리즘을 기반으로 하는 다중 클래스 SVM를 포함하며,

상기 다중 클래스 SVM은 d-차원의 입력 공간 상에 존재하는 입력 데이터의 집합에 대하여 각 클래스를 분류하기 위한 분류기를 포함하되, 상기 분류기는 각 클래스의 학습 데이터를 포함하면서 체적을 최소화하며 커널 함수를 통하여 정의된 특징 공간 상에서의 구체를 정의하고,

상기 특징 공간 상의 경계로부터 해당 데이터와의 절대거리를 상기 특징 공간 상에서 정의되는 상기 구체의 반경으로 나눔으로써 산출되는 상대 거리가 가장 큰 클래스를 상기 입력 데이터의 소속 클래스로 결정하는 것인 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 10

삭제

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 뇌졸중 발견 및 예측장치로부터 입력되는 데이터를 분석하여 저장하고 가시화하는 뇌졸중 분석장치를 더 포함하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 뇌졸중 분석장치는 상기 뇌졸중 발견 및 예측장치로부터 입력되는 데이터를 시간, 장소, 질병종류, 질병원인이라는 4개의 차원으로 구성되는 데이터 큐브를 생성하고, 각 차원별로 추상화 정도에 따라서 OLAP 연산을 통하여 다차원적으로 분석을 수행하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 뇌졸중 분석장치는 상기 데이터 큐브의 4개 차원의 조합에 따라 사실테이블의 뇌졸중 질환 발생 수, 뇌졸중 위험도, 질병 분석 값을 척도(Measure) 값으로 분석할 수 있는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 14

제11항에 있어서,

상기 뇌졸중 분석장치는 롤-업(Roll-Up), 드릴-다운(Drill-Down), 다이스(Dice), 슬라이스(Slice) 중 적어도 하나의 OLAP 연산을 이용하여 다차원적인 분석을 수행하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템.

청구항 15

뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템에서의 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법은,

웨어러블 디바이스를 통해 사용자의 일상 생활 데이터를 수집하는 단계,

클라우드 환경에 구축되어 있는 건강보험공단 및 전자의무기록의 이력 정보 데이터를 수집하는 단계,

상기 일상 생활 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 이용하여 뇌졸중을 발견 및 예측하는 단계, 및

뇌졸중의 발견 및 예측 결과를 분석하고, 분석 결과를 가시화하는 단계를 포함하되,

상기 뇌졸중을 발견 및 예측하는 단계는,

상기 일상 생활 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 단일 클래스 SVM의 Support Vector Data Description(SVDD) 알고리즘을 기반으로 하는 다중 클래스 SVM을 이용하여 뇌졸중 질환의 유형들로 자동 분류하여 뇌졸중을 발견 및 예측하되,

상기 다중 클래스 SVM은 d-차원의 입력 공간 상에 존재하는 입력 데이터의 집합에 대하여 각 클래스를 분류하기 위한 분류기를 포함하고, 상기 분류기는 각 클래스의 학습 데이터를 포함하면서 체적을 최소화하며 커널 함수를 통하여 정의된 특징 공간 상에서의 구체를 정의하며,

상기 특징 공간 상의 경계로부터 해당 데이터와의 절대거리를 상기 특징 공간 상에서 정의되는 상기 구체의 반경으로 나눔으로써 산출되는 상대 거리가 가장 큰 클래스를 상기 입력 데이터의 소속 클래스로 결정하는 것인 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 뇌졸중을 발견 및 예측하는 단계는,

상기 일상 생활 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하는 단계,

전처리된 데이터 중 양상불 구조의 데이터를 선택하고, 선택된 데이터를 이용하여 다중의 기계학습 모델을 생성

하는 단계, 및

상기 다중의 기계학습 모델의 생성과 이에 대한 결과를 통합하고, 상기 다중의 기계학습 모델 중 예측 성능이 가장 높은 모델을 선택하여 실시간으로 뇌졸중 질환의 발견 및 예측을 수행하는 단계를 포함하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법.

청구항 17

제15항에 있어서,

상기 뇌졸중을 발견 및 예측하는 단계는,

상기 일상 생활 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하는 단계,

전처리된 데이터 중 양상불 구조의 데이터를 선택하고, 선택된 데이터를 이용하여 다중의 기계학습 모델을 생성하는 단계, 및

상기 다중의 기계학습 모델의 생성과 이에 대한 결과를 통합하고, 상기 다중의 기계학습 모델 중 예측 과정과 절차 설명이 가능한 모델을 선택하여 실시간으로 뇌졸중 질환 발견 및 예측을 수행하는 단계를 포함하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법.

청구항 18

삭제

청구항 19

제15항에 있어서,

상기 뇌졸중의 발견 및 예측 결과를 분석하고, 분석 결과를 가시화하는 단계는,

상기 뇌졸중의 발견 및 예측 결과를 시간, 장소, 질병종류, 질병원인이라는 4개의 차원으로 구성되는 데이터 큐브로 생성하는 단계, 및

상기 데이터 큐브를 각 차원별로 추상화 정도에 따라서 OLAP 연산하여 다차원적으로 분석하는 단계를 포함하는 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 뇌졸중 예측 시스템 및 방법에 관한 것으로, 다중 기계학습 또는 계층적 다중 SVM을 이용하여 뇌졸중을 실시간으로 조기발견 및 예측할 수 있는 뇌졸중 예측 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 사물인터넷(Internet of Things, 이하 IoT)보다 진보된 만물인터넷(Internet of Everything, 이하 IoE)은 우리 주변의 유형·무형의 사물들을 연결하고, 사람들에게 보다 편리하고 안전한 서비스를 제공하기 위한 기술 중 하나로 최근 다양한 분야에서 큰 관심을 받고 있다. 이러한 IoT/IoE 환경에서의 사물에 대한 범위는 일상생활을 하면서 접할 수 있는 사람, 자동차, 시계, 동·식물, 도로, 건물, 교량 등 자연 및 주변 환경을 이루는 물리적(physical) 사물들(Things)뿐만 아니라, 웹, 소셜 정보, 컴퓨터에 저장된 데이터베이스 등의 가상(Virtual)의 대상물도 광범위하게 포함될 수 있다.

[0003] 최근 IoT 및 IoE 기술은 기존의 인터넷 및 통신방법과 다르게, 다양한 사물들이 자율적으로 현재의 상황이나 적합한 서비스를 판단하고 상호 정보를 교환하며 새로운 방식의 서비스를 제공한다. IoT/IoE를 통해 제공되는 서비스로는 크게 사회적으로 발생할 수 있는 문제 해결을 지원하는 공공 IoT/IoE 서비스, 사람들의 편의성과 삶의 질을 위한 개인 IoT/IoE 서비스, 산업 및 제조업의 경쟁력 강화를 위한 산업 IoT/IoE 서비스 등으로 구분할 수 있으며, 그 밖에도 헬스케어, 농·수산업, 에너지 관리, 유통분야 등 다양한 분야에서 서비스 제공이 시도되고 있다.

[0004] 한편, 세계질병부담연구(GBD)에 의하면, 1990년부터 2013년까지 20개 주요질환에 의한 사망률 분석에서 1위와 2

위가 각각 허혈성 심장질환과 뇌졸중인 것으로 분석되었다. 뇌졸중 질환 발생에 따른 국내의 사회경제적 비용은 산출방식에 따라 차이가 있지만, 대략 2005년에 3조 7천억원, 2010년에는 4조 1500억원에 달하는 것으로 추산되고 있다. 특히, 뇌졸중 질환의 오진으로 골든타임 안에 적절한 조치를 하지 못하거나, 출혈성/허혈성 질환을 오진단하여 짧은 시간에 환자를 불구로 만들거나 사망에 이르게 할 가능성이 매우 크다. 이러한 오진을 관련하여 어지럽으로 발현한 후방부 뇌경색의 초기 진단 오류는 약 35% 정도로 높으며, 2009년 미국 시카고 쿡카운티 병원의 오진을 조사에 의하면 뇌졸중 질환 오진율이 상위 7위로 나타나고 있다. 따라서, 이러한 오진율 수치를 낮추고 뇌졸중 질환자의 발병 가능성을 예측하고 대비할 수 있는 기술 개발이 시급한 실정이다.

[0005] 국내외 연구문헌 조사에 의하면, 뇌졸중 질환에 대하여 장기적으로 발생 가능성을 예측하는 모델, 병원에서 뇌졸중의 중증도를 판단하는 모델, 뇌졸중 예후 예측 모델들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 뇌졸중 발생 장기 예측 모델은 Cox 모델(Wolf, et al., 1991), Weibull 모델(Carroll, 2003) 등이 제공되고 있으며, 기저 위험인자 정보를 이용하여 5년 또는 10년 뒤에 뇌졸중 발생 가능성을 제공하고 있다. 또한, 병원 또는 진료기관에서 뇌졸중 진단 및 치료에 소요되는 시간을 줄이기 위해 응급실 뇌졸중 인자 도구 및 선별도구 지침에 대한 연구 개발도 지속되고 있다.

[0006] 최근에는 환자 스스로 자각 증상을 판단하여 병원을 찾도록 하는 FAST 캠페인 등이 있지만, IoT/IoE 기술과 웨어러블 기기 또는 스마트 의료기기를 이용하여 급성 뇌졸중을 조기발견 하거나 예측하는 방법 및 그에 대한 장치는 아직 찾아보기 힘들다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 일 실시예는 IoT/IoE 환경에서의 사람들의 행동과 주변 생활 환경, 개인별 진료(예를 들어, EMR) 이력 데이터 및 실시간 웨어러블 의료기기로부터 수집되는 웨어러블 데이터를 기반으로 급성 뇌졸중을 실시간으로 사전에 조기발견 및 발생 시점에 즉시 예측하여 뇌졸중 발병에 대처할 수 있는 뇌졸중 조기발견과 예측 시스템 및 방법을 제공하고자 한다.

[0008] 다만, 본 실시 예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 발명의 일 측면에 따른 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템은, 웨어러블 디바이스를 통해 실시간 생활 데이터를 수집하는 웨어러블 데이터 수집장치, 건강보험관리공단에서 제공하는 정보와 개인별 전자의무기록 데이터를 수집하는 이력 정보 데이터 수집장치, 상기 웨어러블 데이터 수집장치 및 상기 이력 정보 데이터 수집장치로부터 수집된 데이터를 이용하여 뇌졸중 질환을 예측하는 뇌졸중 발견 및 예측장치를 포함한다.

[0010] 이때, 상기 뇌졸중 발견 및 예측장치는, 상기 웨어러블 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하여 통합하는 데이터 전처리부, 상기 데이터 전처리부에서 입력되는 데이터 중 양상불 구조의 데이터를 선택하고, 선택된 데이터를 이용하여 다중의 기계학습 모델을 생성하고, 상기 다중의 기계학습 모델에 기초하여 뇌졸중을 발견 및 예측하는 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부를 포함할 수 있다.

[0011] 본 발명의 다른 측면에 따른 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템은, 웨어러블 디바이스를 통해 실시간 생활 데이터를 수집하는 웨어러블 데이터 수집장치, 건강보험관리공단에서 제공하는 정보와 개인별 전자의무기록 데이터를 수집하는 이력 정보 데이터 수집장치, 상기 웨어러블 데이터 수집장치 및 상기 이력 정보 데이터 수집장치로부터 수집된 데이터를 이용하여 뇌졸중 질환을 예측하는 뇌졸중 발견 및 예측장치를 포함한다.

[0012] 이때, 상기 뇌졸중 발견 및 예측장치는, 상기 웨어러블 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 전처리하여 통합하는 데이터 전처리부, 상기 데이터 전처리부에서 입력되는 데이터를 계층적 다중 SVM을 이용하여 뇌졸중 질환의 유형들로 자동 분류하여 뇌졸중을 예측하는 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부를 포함할 수 있다.

[0013] 본 발명의 다른 측면에 따른 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법은, 웨어러블 디바이스를 통해 사용자의 일상 생활 데이터를 수집하는 단계, 클라우드 환경에 구축되어 있는 건강보험공단 및 전자의무기록의 이력 정보 데이터를 수집하는 단계, 상기 일상 생활 데이터 및 상기 이력 정보 데이터를 이용하여 뇌졸중을 발견 및 예측하는 단계,

뇌졸중 예측 결과를 분석하고, 분석 결과를 가시화하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0014] 전술한 본 발명의 과제 해결 수단 중 어느 하나에 의하면, 본 발명에서는 본 발명에서는 이력 건강검진 데이터와 웨어러블 디바이스 데이터를 이용하여 다중 기계학습 기반으로 뇌졸중을 예측할 수 있을 뿐만 아니라, 계층적 다중 SVM을 이용하여 뇌졸중을 예측함으로써, 뇌졸중을 조기 발견할 수 있다.
- [0015] 본 발명에서의 데이터 큐브 모델인 Stroke 큐브는 시간, 장소, 질병종류, 질병원인이라는 4개의 차원으로 구성되며, 각 차원별로 추상화 정도에 따라서 다양한 OLAP 연산을 통하여 다차원적인 분석을 수행할 수 있다.
- [0016] 이러한 데이터 큐브를 기반으로, 본 발명에서는 뇌졸중 질환에 대한 다차원적인 분석 및 기간별 질환 성장도 분석을 통하여 뇌졸중 질환에 내재되어 있는 잠재적 패턴을 발견하고 제공할 수 있다.
- [0017] 더하여, 본 발명에서는 Stroke 큐브를 이용하여 보다 정확하고 신속하게 뇌졸중을 조기 발견할 수 있으며, 본 발명의 데이터 큐브는 뇌졸중 의사결정과 정책 입안의 과학적인 근거로 활용될 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0018] 도 1는 본 발명의 일 실시 예에 따른 뇌졸중 조기발견 및 예측 시스템의 구성도이다.
- 도 2는 도 1의 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부의 다중 기계학습을 이용한 실시간 뇌졸중 조기발견 및 예측 방법을 설명하는 도면이다.
- 도 3은 도 1의 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부의 계층적 다중 SVM을 이용한 실시간 뇌졸중 발견 및 예측 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 뇌졸중을 포함한 다양한 질환에 대한 다차원 데이터 큐브인 Stroke큐브의 상세한 구성도이다.
- 도 5는 도 4의 데이터 큐브의 스타스키마 구성도이다.
- 도 6은 뇌졸중 질환의 다각적 분석을 위한 큐보이드 구성도이다.
- 도 7은 본 발명의 데이터 큐브 기반 뇌졸중 다각적 분석을 위한 연산 구성도이다.
- 도 8은 시간과 질병종류 차원에 대한 2차원 데이터 큐브 쿼리 결과도이다.
- 도 9는 도 8에서 Disease 차원에 대한 Drill-Down 연산 수행 결과도이다.
- 도 10은 Time 차원에 대한 개념계층 예시도이다.
- 도 11은 Location 차원에 대한 개념계층 예시도이다.
- 도 12는 Disease 차원에 대한 개념계층 예시도이다.
- 도 13은 Cause 차원에 대한 개념계층 예시도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 실시 예를 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시 예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였다.
- [0020] 명세서 전체에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0021] 이하에서는, 도면을 참조하여 본 발명의 일 실시 예에 따른 뇌졸중 예측 시스템(1) 및 방법에 대하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0022] 도 1는 본 발명의 일 실시 예에 따른 뇌졸중 예측 시스템(1)의 구성도이다.
- [0023] 도 1에 도시된 바와 같이, 뇌졸중 예측 시스템(1)은 웨어러블 데이터 수집장치(100), 이력 정보 데이터 수집장치(200), 뇌졸중 발견 및 예측장치(300), 뇌졸중 분석장치(400)를 포함한다.

- [0024] 웨어러블 데이터 수집장치(100)는 웨어러블 디바이스 사용자의 일상 생활을 데이터로 수집하는 장치로서, 수면 데이터, 운전 중 데이터, 보행 데이터와 같이 일상 생활과 관련된 데이터를 웨어러블 디바이스를 통해 수집한다.
- [0025] 본 발명에서는 일상 생활 데이터를 수면, 운전, 보행으로 예시하였으나 본 발명은 이에 한정되지 않으며, 웨어러블 디바이스를 통해 수집될 수 있는 모든 데이터를 일상 생활 데이터로 수집할 수 있다.
- [0026] 이력 정보 데이터 수집장치(200)는 클라우드 환경에 구축되어 있는 건강보험공단에서 제공하는 정보와 개인별 전자의무기록(EMR, Electronic Medical Record) 데이터를 수집한다.
- [0027] 뇌졸중 발견 및 예측 장치(300)는 실시간 생활 데이터 전처리부(310), 이력 진료 데이터 전처리부(320), 데이터 저장/관리부(330), 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340), 예측모델 이력 저장부(350), 뇌졸중 예측 응급 알람부(360), 뇌졸중 예측 결과 저장부(370)를 포함한다.
- [0028] 실시간 생활 데이터 전처리부(310)는 웨어러블 데이터 수집장치(100)에서 실시간으로 수집된 데이터를 전처리한 후, 데이터 저장/관리부(330) 및 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)로 전달한다.
- [0029] 이력 진료 데이터 전처리부(320)는 이력 정보 데이터 수집 장치(200)에서 입력된 데이터를 전처리한 후, 데이터 저장/관리부(330) 및 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)로 전달한다.
- [0030] 이때, 전처리는 Missing Value Processing, Data Cleaning, Feature Selection, Attribute Subset Selection 등 일 수 있다.
- [0031] 데이터 저장/관리부(330)는 실시간 생활 데이터 전처리부(310) 및 이력 진료 데이터 전처리부(320)에서 처리된 데이터를 저장하고, 저장된 데이터를 뇌졸중 데이터 분석장치(400)로 전달한다. 또한, 데이터 분석장치(400)로부터 분석 결과를 전달받아 저장할 수 있다.
- [0032] 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)는 전처리 된 실시간 웨어러블 데이터와 이력 진료 데이터를 이용하여 뇌졸중 질환을 조기발견 및 예측하며, 질환의 예측결과는 예측모델 이력 저장부(350), 뇌졸중 예측 응급 알람부(360) 및 뇌졸중 예측결과 저장부(370)로 전달된다. 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)의 구성 및 동작에 대해서는 하기 도 2 및 도 3을 참조하여 보다 구체적으로 설명하도록 한다.
- [0033] 예측모델 이력 저장부(350)는 기존에 저장되어 있던 복수의 예측모델을 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)로 전달하고, 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)로부터 질환의 예측결과를 모델 명세정보와 하이퍼 파라미터 등으로 전달 받아 예측모델에 대한 점증적(Incremental)/적응적(Adaptive) 업데이트를 수행한다.
- [0034] 뇌졸중 예측 응급 알람부(360)는 뇌졸중 예측결과에 따라 병원방문 진료 또는 응급 알람 정보를 제공한다.
- [0035] 뇌졸중 예측결과 저장부(370)는 예측결과를 저장하고 이를 지식화하여 저장한다.
- [0036] 이때, 지식화는 기계학습의 연관관계규칙을 통한 규칙화, 의사결정나무를 통한 규칙화, RDF 또는 OWL 등의 시멘틱 규칙화 중 하나의 방법을 통해 구현될 수 있으며, 본 발명의 뇌졸중 예측결과 저장부(370)는 이에 한정되지 않고 다양한 방법을 통해 예측결과를 지식화할 수 있다.
- [0037] 뇌졸중 분석장치(400)는 뇌졸중의 예측 결과/지식 데이터와 데이터 전처리부를 통해 저장된 데이터를 뇌졸중 질환의 위험요인, 이에 대한 다각적 분석, 분석 결과에 대한 가시화 기능을 수행하여 사용자에게 제공한다.
- [0038] 참고로, 본 발명의 실시 예에 따른 도 1에 도시된 구성 요소들은 소프트웨어 또는 FPGA(Field Programmable Gate Array) 또는 ASIC(Application Specific Integrated Circuit)와 같은 하드웨어 형태로 구현될 수 있으며, 소정의 역할들을 수행할 수 있다.
- [0039] 그렇지만 '구성 요소들'은 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니며, 각 구성 요소는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다.
- [0040] 따라서, 일 예로서 구성 요소는 소프트웨어 구성 요소들, 객체지향 소프트웨어 구성 요소들, 클래스 구성 요소들 및 태스크 구성 요소들과 같은 구성 요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다.
- [0041] 구성 요소들과 해당 구성 요소들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성 요소들로 결합되거나 추가적인 구

성 요소들로 더 분리될 수 있다.

[0042] 도 2는 도 1의 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)의 다중 기계학습을 이용한 실시간 뇌졸중 예측 방법을 설명하는 도면이다.

[0043] 도 2에서 실시간 멀티모달 건강 데이터&빅데이터(Real-time Multi-modal Health Data & Big Data)는 실시간 생활 데이터 전처리부(310) 및 이력 진료 데이터 전처리부(320)에서 전처리된 데이터이다(S210).

[0044] 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)는 전처리된 멀티모달 데이터 중 이상블 구조의 다중 뇌졸중 조기발견 및 예측모델에 적합한 데이터를 선택한다. 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)는 모델 별로 학습 및 예측 가능한 데이터들이 결정되면, 해당 알고리즘은 기 구축 또는 저장해놓은 예측 모델의 하이퍼 파라미터 및 명세정보를 로드하여 Fine Tuning하게 학습하고 다중의 기계학습 모델을 생성한다(Multi-model Learning & Model Generator, S220).

[0045] 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)는 생성한 뇌졸중 질환 조기발견 및 예측모델을 취합하고, 서비스 또는 사용자 요구에 적합하게 최상의 모델 1개 또는 여러 개를 선택하여 다중 모델별 학습모델 생성과 이에 대한 결과를 통합한다(Result Combine & Majority Voting, S230).

[0046] 마지막으로, 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)는 뇌졸중 예측 모델 중 최적의 모델을 선택하여 실시간으로 뇌졸중 질환 예측을 수행한다(Real-time Stroke Detection and Decision, S240).

[0047] 여기서 선택된 모델은 예측성능이 우수하며 예측 과정이 설명될 수 없는 블랙박스(Black Box, 예시. SVM, ANN, RF, et al.) 모델일 수 있으며, 예측성능 보다는 예측 과정과 절차 설명이 가능한 화이트박스(White Box, 예시. Association Rule Mining, Decision Tree, et al.) 모델일 수 있다.

[0048] 도 2에 도시된 바와 같이, 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)는 다중 기계학습을 이용하여 실시간 뇌졸중을 조기발견 및 예측할 수 있다.

[0049] 도 3은 도 1의 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부(340)의 계층적 다중 SVM을 이용한 실시간 뇌졸중 예측 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0050] 통계적 학습이론(Statistical Learning Theory)에 기반을 둔 SVM은 주어진 문제를 항상 전역적 최적해가 보장되는 Convex Quadratic Problem으로 변환하여 해를 구하기 때문에 패턴인식 분야에서 매우 우수한 성능을 보이고 있다. SVM의 기본 원리는 선형 분리가 가능한 문제에서부터 출발한다. d-차원의 입력데이터 x_i 가 주어졌을 때 학습 데이터의 출력으로 $\{-1, +1\}$ 처럼 이진 값으로 구분되는 문제를 고려한다. 최적 경계 초평면이 학습 데이터

$$r = \frac{|w^T x + b|}{\|w\|} \geq \frac{1}{\|w\|}$$

의 분류 함수로 주어질 때, 초평면에서 학습 데이터와의 거리 r 은 $\frac{|w^T x + b|}{\|w\|} \geq \frac{1}{\|w\|}$ 의 관계가 되고, 이하한 값의 거리에 있는 데이터는 최적 경계 초평면과 가장 가까운 거리에 위치하게 된다. 이 데이터들을

$$\rho = 2r = \frac{2}{\|w\|}$$

Support Vector라고 부른다. 따라서, 최적 경계 초평면에 의해 분류되는 두 클래스간의 거리는 ρ 가 되고, 이때 ρ 를 분류 한도(Margin of Separation)라 정의한다.

[0051] 이진 분류기라는 SVM의 기능적 한계로 인하여, 주어진 문제가 현재 다루고자 하는 트래픽 분류와 같이 다중 분류 문제에는 SVM을 직접적으로 적용할 수가 없다. 그러므로 해당 클래스만을 독립적으로 표현하는 단일 클래스 분류기(One-class SVM)로서 결정 경계면을 선택하는 것이 다중 클래스 SVM의 설계 시 보다 유리하다. 따라서 본 발명에서는 단일 클래스 SVM의 대표적인 알고리즘인 Support Vector Data Description (SVDD)을 기반으로 다중 클래스 SVM를 설계하여 뇌졸중 질환의 유형들을 자동 분류하고 예측할 수 있는 새로운 장치를 제안한다.

[0052] d-차원의 입력공간상에 존재하는 K-데이터의 집합 $D_k = \{x_i^k \in R^d \mid i=1, \dots, N_k\}; k=1, \dots, K$ 가 주어졌을 경우, 각각의 클래스를 분류하기 위한 분류기는 각 클래스의 학습 데이터를 포함하면서 체적을 최소화하는 구체(Sphere)를 구하는 문제로 정의되며, 수학적 1의 최적화 문제를 통하여 수식화 된다.

[0053] [수학식1]

$$\min L_o(R_k^2, a_k, \xi_k) = R_k^2 + C \sum_{i=1}^{N_k} \xi_i^k$$

$$s.t. \|x_i^k - a_k\|^2 \leq R_k^2 + \xi_i^k, \xi_i^k \geq 0, \forall i$$

[0054]

[0055] 여기에서, a_k 는 k-번째 클래스를 표현하는 구체의 중심이며, R_k^2 은 구체의 반경의 제곱, ξ_i^k 는 k-번째의 클래스에 속한 i-번째 학습 데이터가 구체에서 벗어나는 정도를 나타내는 벌점 항이며, C는 상대적 중요성을 조정하는 상수(Trade-off Constant)이다.

[0056] 수학식 2에서는 수학식 3에 관한 쌍대 문제(Dual Problem)을 구하기 위하여 라그랑제 함수(Lagrange Function) L을 도입한다.

[0057] [수학식 2]

$$L(R_k^2, a_k, \xi_k, \alpha_k, \eta_k) = R_k^2 + C \sum_{i=1}^{N_k} \xi_i^k + C \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k [(x_i^k - a_k)^T (x_i^k - a_k) - R_k^2 - \xi_i^k] - \sum_{i=1}^{N_k} \eta_i^k \xi_i^k$$

$$where \alpha_i^k \geq 0, \eta_i^k \geq 0, \forall i$$

[0058]

[0059] 수학식 2는 R_k^2, a_k, ξ_k 변수에 대해서는 최소값을 변수 α_k, η_k 에 대해서는 최대값을 가져야하므로, 아래의 조건식인 수학식 3을 만족해야 한다.

[0060] [수학식 3]

$$\frac{\partial L}{\partial R_k^2} = 0: \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_k^2} = 0: C - \alpha_i^k - \eta_i^k = 0 \therefore \alpha_i^k \in [0, C], \forall i$$

$$\frac{\partial L}{\partial R_k^2} = 0: a_k = \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k x_i^k$$

[0061]

[0062] 수학식 3에서 라그랑제 함수 L에 대입하면, 아래 수학식 4의 쌍대 문제를 얻을 수 있다.

[0063] [수학식 4]

$$\min \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k \langle x_i^k, x_j^k \rangle - \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k \langle x_i^k, x_i^k \rangle$$

$$s.t. \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1, \alpha_i^k \in [0, C], \forall i$$

[0064]

[0065] 입력 공간상에서 정의되는 구체는 매우 간단한 형태의 영역만을 나타낼 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 커널 함수(Kernel Function) k를 통하여 정의된 고차원의 특징 공간(Feature Space) F 위에서 정의되는 구체를 사용하는 방향으로 확장될 수 있다. 각 사물 또는 서비스들의 독립적인 클래스는 각자의 특징공간에서 자신의 경계를 보다 정확하게 표현할 수 있으므로, 시스템(1)의 학습은 각각의 클래스들이 매핑되는 특징공간의 독립성을 고려하여 아래의 수학식 5에 해당되는 Convex QP(Quadratic Problem) 문제의 해답을 얻음으로써 이루어진다.

[0066] [수학식 5]

$$\min \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k) - \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k k_k(x_i^k, x_i^k)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1, \alpha_i^k \in [0, C], \forall i$$

[0067]

[0068] 특히 가우시안 커널(Gaussian Kernel)을 사용할 경우, $k(x, x) = 1$ 이 성립하므로 위의 수학식 5는 아래의 수학식 6과 같이 단순화 된다.

[0069] [수학식 6]

$$\min \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k = 1, \alpha_i^k \in [0, C], \forall i$$

[0070]

[0071] 학습 종료 후 적용 과정에서, 각 사물 또는 서비스 클래스의 결정함수는 수학식 7과 같이 정의된다.

[0072] [수학식 7]

$$f_k(x) = R_k^2 - [1 - 2 \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k k_k(x_i^k, x) + \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k)] \geq 0$$

[0073]

[0074] 서로 다른 특징 공간상에서 정의되는 단일 SVM의 출력 $f_k(x)$ 값은 각 클래스의 특징 공간상의 경계로부터 해당 테스트 데이터와의 절대 거리를 의미함으로, 서로 다른 특징 공간상의 절대거리를 비교하여 소속 클래스를 결정하는 것은 바람직하지 않다. 따라서 특징 공간상의 절대거리 $f_k(x)$ 를 특징 공간상에서 정의되는 구형체의 반경 R_k 로 나눔으로서 상대적 거리 $\hat{f}_k(x) = f_k(x) / R_k$ 을 계산하고, 상대거리가 가장 큰 클래스를 입력 데이터 x의 소속 클래스로 결정한다(아래의 수학식 8 참조).

[0075] [수학식 8]

$$Class\ of\ x \equiv \operatorname{argmax}_{k=1, \dots, K} \hat{f}_k(x)$$

$$\equiv \operatorname{argmax}_k \left[\left\{ R_k^2 - \left(1 - 2 \sum_{i=1}^{N_k} \alpha_i^k k_k(x_i^k, x) + \sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \alpha_i^k \alpha_j^k k_k(x_i^k, x_j^k) \right) \right\} / R_k \right]$$

[0076]

[0077] 이와 같은 과정에 따라, 도 3에서의 건강 데이터(P1)를 기반으로, SVM을 통해 먼저 정상과 뇌졸중인지 여부를 판별하게 되고(S310), 뇌졸중으로 판별된 경우 뇌졸중의 타입이 무엇인지 분류한다(S320). 그 다음 각 뇌졸중 타입 별로 구체적인 뇌졸중을 분류할 수 있다(S330).

[0078] 상기 도 2 및 도 3에 도시된 바와 같이, 본 발명에서는 이력 건강검진 데이터와 웨어러블 디바이스 데이터를 이용하여 다중 기계학습 기반으로 뇌졸중을 예측할 수 있을 뿐만 아니라, 계층적 다중 SVM을 이용하여 뇌졸중을 예측함으로써, 뇌졸중을 조기 발견할 수 있다.

[0079] 또한, 본 발명에서는 뇌졸중의 조기발견 및 예측결과를 저장하고 지식화함으로써, 뇌졸중 질환에 대한 위험요인 및 다차원적 분석을 수행할 수 있다.

[0080] 뇌졸중 질환에 대한 위험요인 및 다차원적 분석은 도 1의 뇌졸중 분석장치에서 시행되며, 하기 도 4 내지 도 13을 참조하여 보다 구체적으로 설명하도록 한다.

[0081] 도 4는 뇌졸중을 포함한 다양한 질환에 대한 다차원 데이터 큐브(P2)의 구성도이고, 도 5는 도 4의 데이터 큐브(P2)의 스타스키마 구성도이다.

[0082] 뇌졸중 분석장치(400)는 실시간 웨어러블 디바이스 데이터와 장기간에 걸쳐 축적된 뇌졸중 관련 질환 데이터에 내재되어 있는 잠재적 패턴 또는 지식을 발견하여, 뇌졸중 질환의 예측 및 조기발견 정확도를 높이기 위해서 다각적 분석이 가능한 데이터 큐브 모델(P2)을 구축할 수 있다.

[0083] 도 4에 도시된 바와 같이, 데이터 큐브(P2)는 뇌질환을 비롯한 다양한 질환을 대상으로 구축될 수 있으며, 개념 계층구조의 추상화 정도에 따른 다차원적 분석을 실시할 수 있다.

[0084] 데이터 큐브(P2)는 데이터들이 여러 개의 차원으로 모델링 될 수 있는 구조로서, 차원(Dimension)과 사실(Fact)로 정의된다. 본 발명에서는 일 예로서 시간(Time), 장소(Location), 질병 종류(Disease), 질병 원인(Cause)이라는 4개의 차원으로 구성되며, 각 차원의 추상화 정도에 따라 다양한 OLAP(On-Line Analytical Processing) 연산으로 분석을 수행할 수 있다. 사실 테이블은 4개의 차원들에 대하여 각각의 키(Key)로써 연결된다. 본 발명에서 새롭게 제안하는 StrokeCube로 명명된 데이터 큐브 모델(P2)은 4개의 차원 테이블과 3개의 사실 테이블로 구성하였으며, 4개 차원의 조합에 따라 사실테이블의 뇌졸중 질환 발생 수, 뇌졸중 위험도, 질병 분석 값을 척도(Measure) 값으로 분석하여 제공된다. 본 발명에서는 스타 스키마(Star Schema)를 다차원 분석

모델로 사용하였으며, 데이터 큐브(P2)를 위한 스타 스키마는 도 5와 같이 표현될 수 있다.

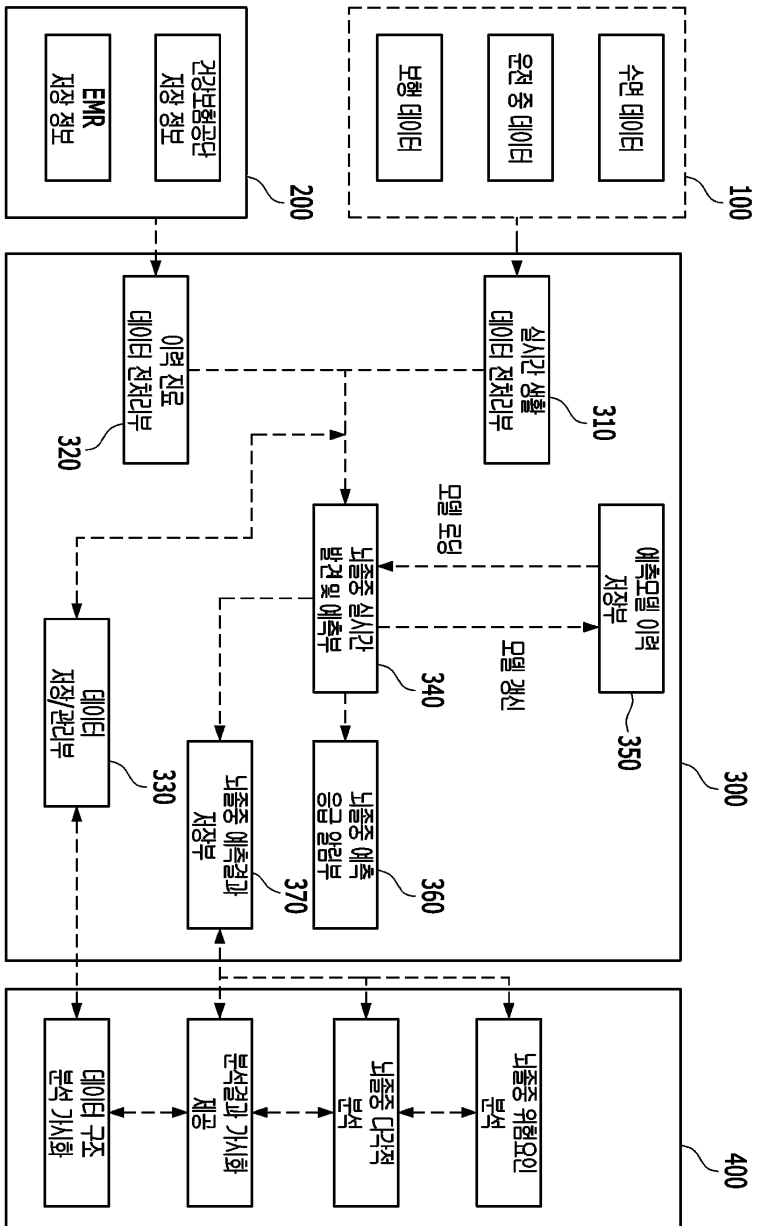
- [0085] 도 5에서, 척도로 정의한 stroke count는 뇌졸중 발생 건수를 계산하는 척도로 시간별, 지역별, 위험요인별 발생 빈도를 분석하여 제공한다. Level of Stroke는 뇌졸중 예측에 대한 위험도 레벨에 대한 평가 척도로, 저위험군에서 고위험군으로 위험 정도를 알려주는 척도이다(예시. 저위험군 level 1 ~ 고위험군 level 5). 마지막으로, Disease Analysis 척도는 뇌졸중 발생 원인 및 요인에 대한 분석 정보를 제공하는 척도를 의미한다.
- [0086] 이와 같이, 본 발명에서 제안하는 데이터 큐브(P2)는 뇌졸중 질환에 대한 예측과 조기발견을 위한 의사결정과 뇌졸중 관련 정책 입안의 과학적 근거로 활용될 수 있다.
- [0087] 도 6은 뇌졸중 질환의 다각적 분석을 위한 큐보이드 구성도이다.
- [0088] 도 6에 도시된 바와 같이, 본 발명의 뇌졸중 분석장치(400)는 주어진 차원들(Time, Location, Disease, Cause)의 집합으로 큐보이드(Cuboid) 격자(Lattice)를 구축하였으며, 각 큐보이드는 서로 다른 단계에서 뇌졸중 발생 건수와 위험도 및 원인 분석 결과를 제공한다.
- [0089] 가장 낮은 수준의 요약을 의미하며, 가장 높은 수준의 요약을 갖는 0차원 큐보이드를 정점 큐보이드(Apex Cuboid)라 한다.
- [0090] 도 7은 본 발명의 데이터 큐브 기반 뇌졸중 다각적 분석을 위한 연산 구성도이다.
- [0091] 도 7에서 도시된 바와 같이, 데이터 분석 장치(400)의 OLAP는 방대한 양의 이력데이터를 관리, 요약(Summarization), 집계(Aggregation)하기 위한 도구를 제공한다. 이러한 OLAP은 뇌졸중 질환의 예측 및 다각적 분석 목적에 따라 요약과 집계 결과를 선택한 차원에 따라 다양한 관점에서 보여줄 수 있다. 본 발명에서는 롤-업(Roll-Up), 드릴-다운(Drill-Down), 다이스(Dice)와 슬라이스(Slice) 등의 다양한 OLAP 연산을 이용하여 다차원적인 분석을 수행할 수 있다.
- [0092] 롤-업 연산은 선택한 차원에 대한 개념계층을 따라 올라가거나 차원 축소에 의하여 데이터 큐브에 대한 집계를 수행하는 연산이다.
- [0093] 드릴-다운 연산은 롤-업의 반대 연산으로, 선택한 차원의 정보를 더욱 상세히 제공하는 연산을 의미한다.
- [0094] 다이스 연산은 2개 또는 그 이상의 차원을 선택하여 부분적인 큐브를 만들어주는 연산이며, 슬라이스 연산은 주어진 큐브에서 한 차원을 선택하여 부분적인 큐브를 만드는 연산을 의미한다.
- [0095] 도 8은 시간과 질병종류 차원에 대한 2차원 데이터 큐브 쿼리 결과도이다.
- [0096] 뇌졸중 분석장치(400)는 하기 쿼리식1과 같이 질의한 결과에 대해 도 8과 같은 분석 데이터를 제공할 수 있다.
- [0097] [쿼리식 1]
- [0098] Dice for Time = “January 2015 ~ December 2015” AND
- [0099] Disease = “ALL” AND Measure = “stroke count”
- [0100] 도 8은 쿼리식 1의 질의인 time, disease의 2차원에 대하여 나타내고 있으며, 도 8에서 표기된 사실, 즉 척도는 Stroke Count 값이다.
- [0101] 이때, 본 발명은 Stroke Count에 한정하지 않고 Disease Count까지 포함될 수 있다.
- [0102] 도 9는 도 8에서 Disease 차원에 대한 Drill-Down 연산 수행 결과도이다.
- [0103] 뇌졸중 분석장치(400)는 도 8의 쿼리 결과에 대하여 하기 쿼리식 2와 같이 질의한 후 도 9와 같은 분석 데이터를 제공할 수 있다.
- [0104] [쿼리식 2]
- [0105] Dice for Time = “April and October and November in 2015” AND
- [0106] Disease = “each disease types” AND Measure = “stroke count”
- [0107] 쿼리식 2에 따라, 뇌졸중 분석장치(400)는 Disease 차원에 대한 Drill-Down 연산을 수행하고, 질병 발생 빈도수가 많은 3월과 10월, 11월에 대하여 Dice 연산하여 도 9와 같은 분석 결과를 제공한다.

- [0108] 도 9의 분석 결과로 인해, 계절별로 발생하는 질병 현황이 다름을 확인할 수 있으며, 특정 질환 이력자 및 발생 가능성이 높은 고령자들에게 사전 알람 및 주의 경보를 제공할 수도 있다.
- [0109] 데이터 분석 장치(400)의 개념계층(Concept Hierarchy)은 하위 개념 집합으로부터 상위 개념 집합까지 일반적인 개념들의 사상이 연속적으로 매핑되는 것을 의미한다(A Sequence of Mapping). 이러한 개념계층에 대해서 도 10 내지 도 13에 예시한다.
- [0110] 도 10은 시간(Time) 차원에 대한 개념계층 예시도이고, 도 11은 장소(Location) 차원에 대한 개념계층 예시도이고, 도 12는 Disease 차원에 대한 개념계층 예시도이고, 도 13은 Cause 차원에 대한 개념계층 예시도이다.
- [0111] 도 10에 도시된 바와 같이, 시간 차원 테이블에서의 속성들은 부분순서(Partial Order)를 갖는 격자(lattice) 구조로서, 시간 차원에 대한 개념계층은 하위 개념인 10 분(minutes)로부터 < 시(hour) < 일(day) < {월(month), 분기(quarter); 주(week)} < 년(year)의 상위 개념을 갖는 계층으로 정의하였다.
- [0112] 도 11에 도시된 장소(Location) 차원에 대한 개념계층은 최하위 집(Home) 로부터 국가를 포함하는' 모두(all)에 이르는 계층적 트리 구조로 정의하였다.
- [0113] 도 12에 도시된 질병(Disease) 차원에 대한 개념계층은 질병 종류에 대한 개념계층으로, 질병 유형에 대한 분류 정보를 기반의 하위 개념부터 각 질병에 대한 최상위 개념인 Specific Types 계층으로 정의하였다.
- [0114] 도 13에 도시된 질병원인(Cause) 차원에 대한 개념계층은 질병 원인들에 대한 유형별 개념계층으로, 하위 개념인 '각 질병원인 타입(Each Cause Types)' 레이어에서 '제어 타입(Control Types)' 레이어 개념으로 매핑되는 구조를 갖도록 정의하였다.
- [0115] 이와 같이, 본 발명에서 StrokeCube로 명명된 데이터 큐브는 시간, 장소, 질병종류, 질병원인이라는 4개의 차원으로 구성되며, 각 차원별로 추상화 정도에 따라서 다양한 OLAP 연산을 통하여 다차원적인 분석을 수행할 수 있다.
- [0116] 이러한 데이터 큐브를 기반으로, 본 발명에서는 뇌졸중 질환에 대한 다차원적인 분석 및 기간별 질환 성장도 분석을 통하여 뇌졸중 질환에 내재되어 있는 잠재적 패턴을 발견하고 제공할 수 있다.
- [0117] 더하여, 본 발명에서는 StrokeCube로 명명된 데이터 큐브를 이용하여 보다 정확하고 신속하게 뇌졸중을 조기 발견할 수 있으며, 본 발명의 데이터 큐브는 뇌졸중 의사결정과 정책 입안의 과학적인 근거로 활용될 수 있다.
- [0118] 본 발명의 일 실시 예에 따른 뇌졸중 예측 방법은 컴퓨터에 의해 실행되는 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램 또는 컴퓨터에 의해 실행 가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈, 또는 반송파와 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.
- [0119] 본 발명의 방법 및 장치는 특정 실시 예와 관련하여 설명되었지만, 그것들의 구성 요소 또는 동작의 일부 또는 전부는 범용 하드웨어 아키텍처를 갖는 컴퓨터 시스템을 사용하여 구현될 수 있다.
- [0120] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시 예들은 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.
- [0121] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

- [0122] 100: 웨어러블 데이터 수집장치

- 200: 이력 정보 데이터 수집장치
- 300: 뇌졸중 발견 및 예측장치
- 310: 실시간 생활 데이터 전처리부
- 320: 이력 진료 데이터 전처리부
- 330: 데이터 저장/관리부
- 340: 뇌졸중 실시간 발견 및 예측부
- 350: 예측모델 이력 저장부
- 360: 뇌졸중 예측 응급 알림부
- 370: 뇌졸중 예측 결과 저장부
- 400: 뇌졸중 분석장치

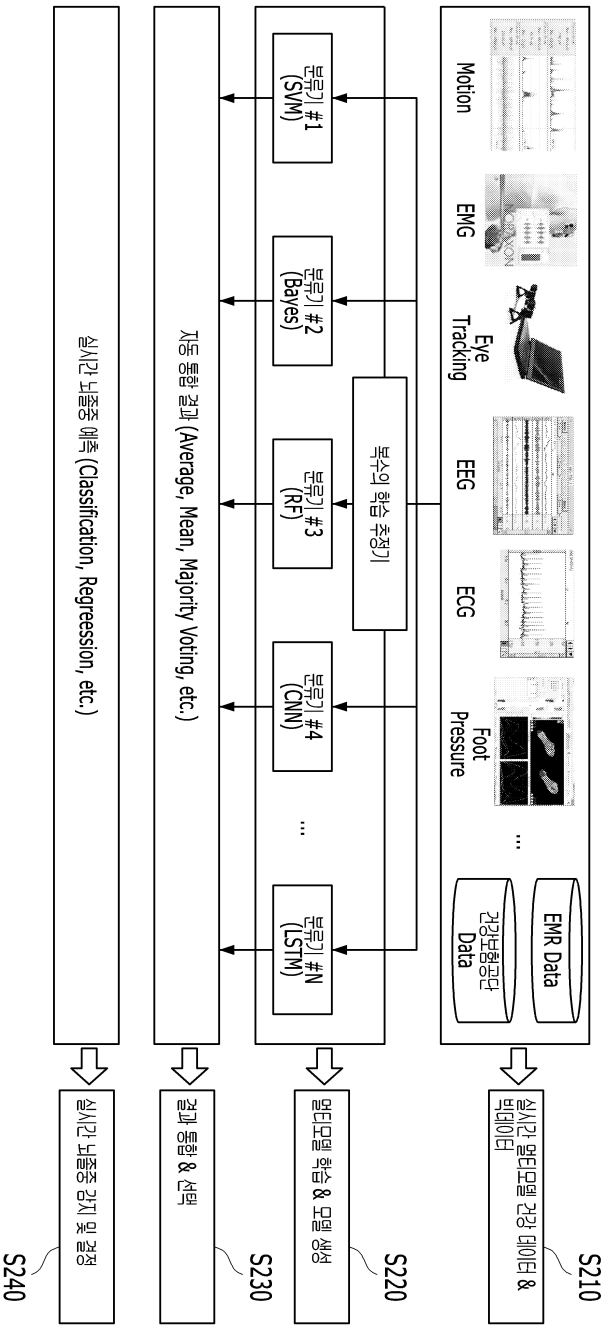


1

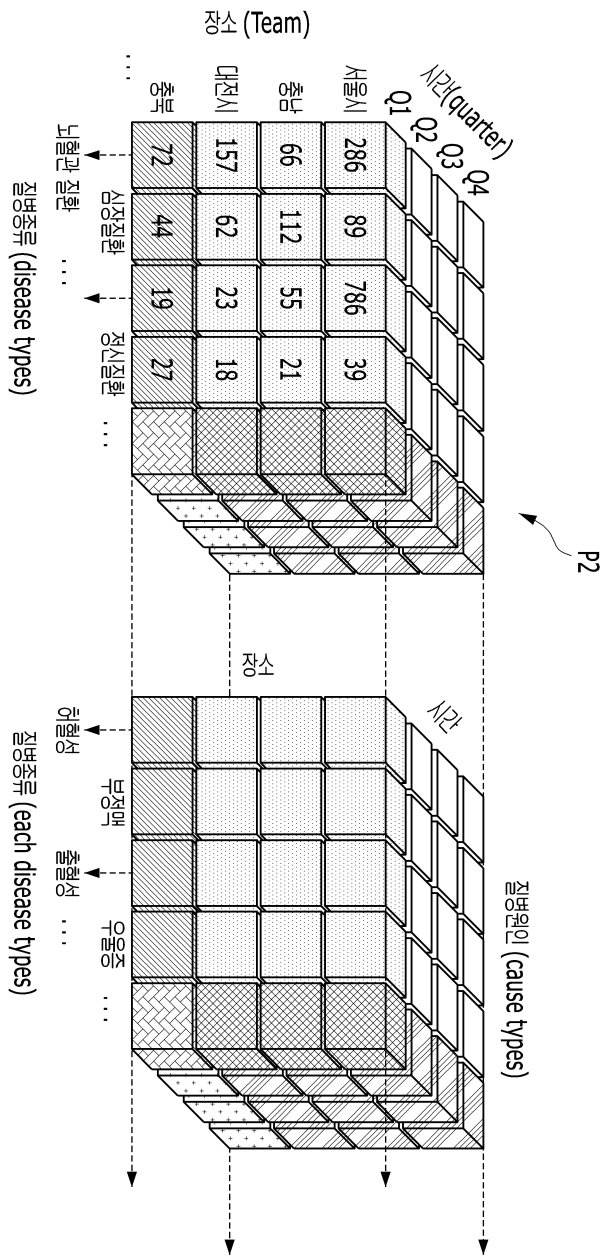
도면

도면1

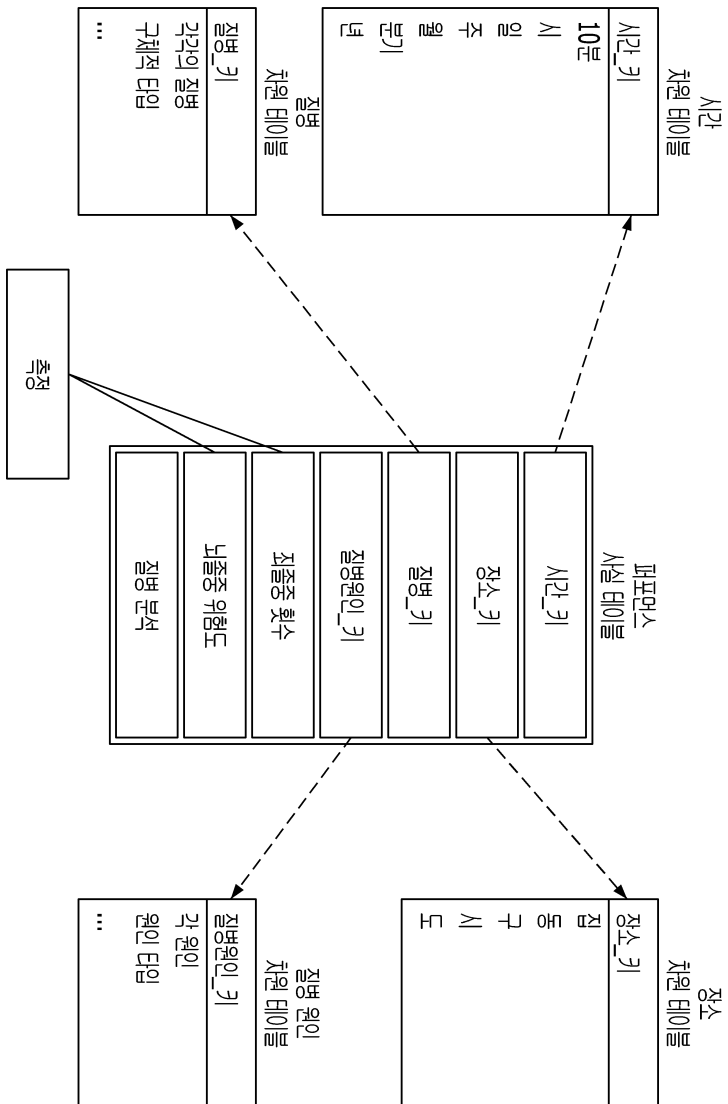
도면2

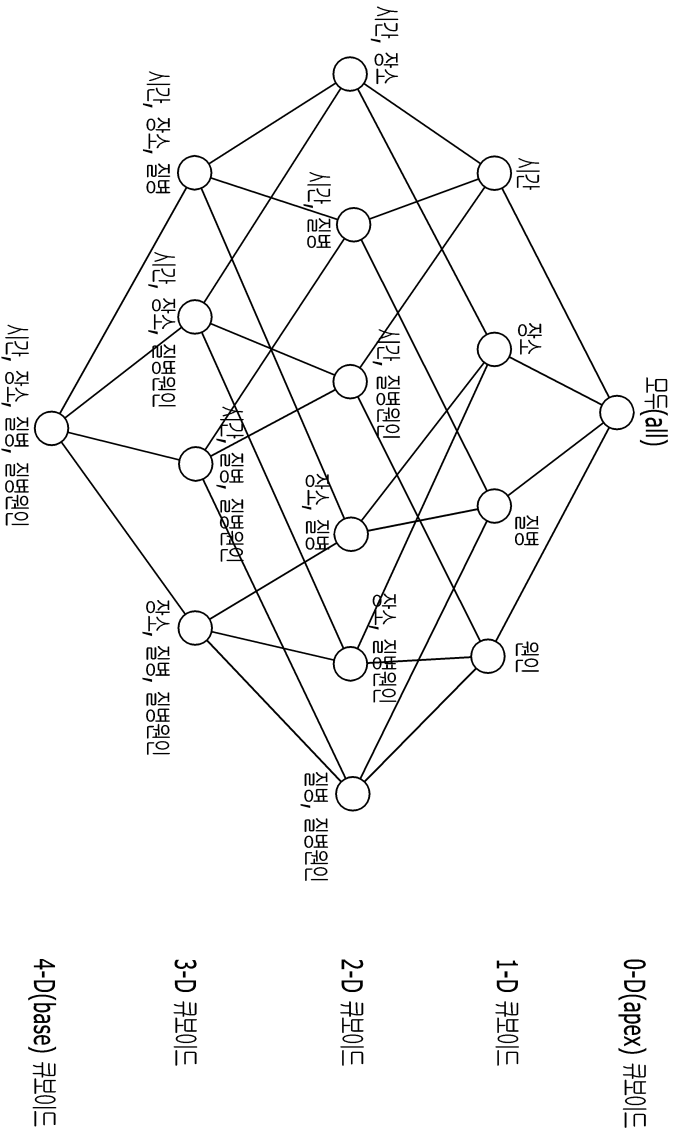


도면4



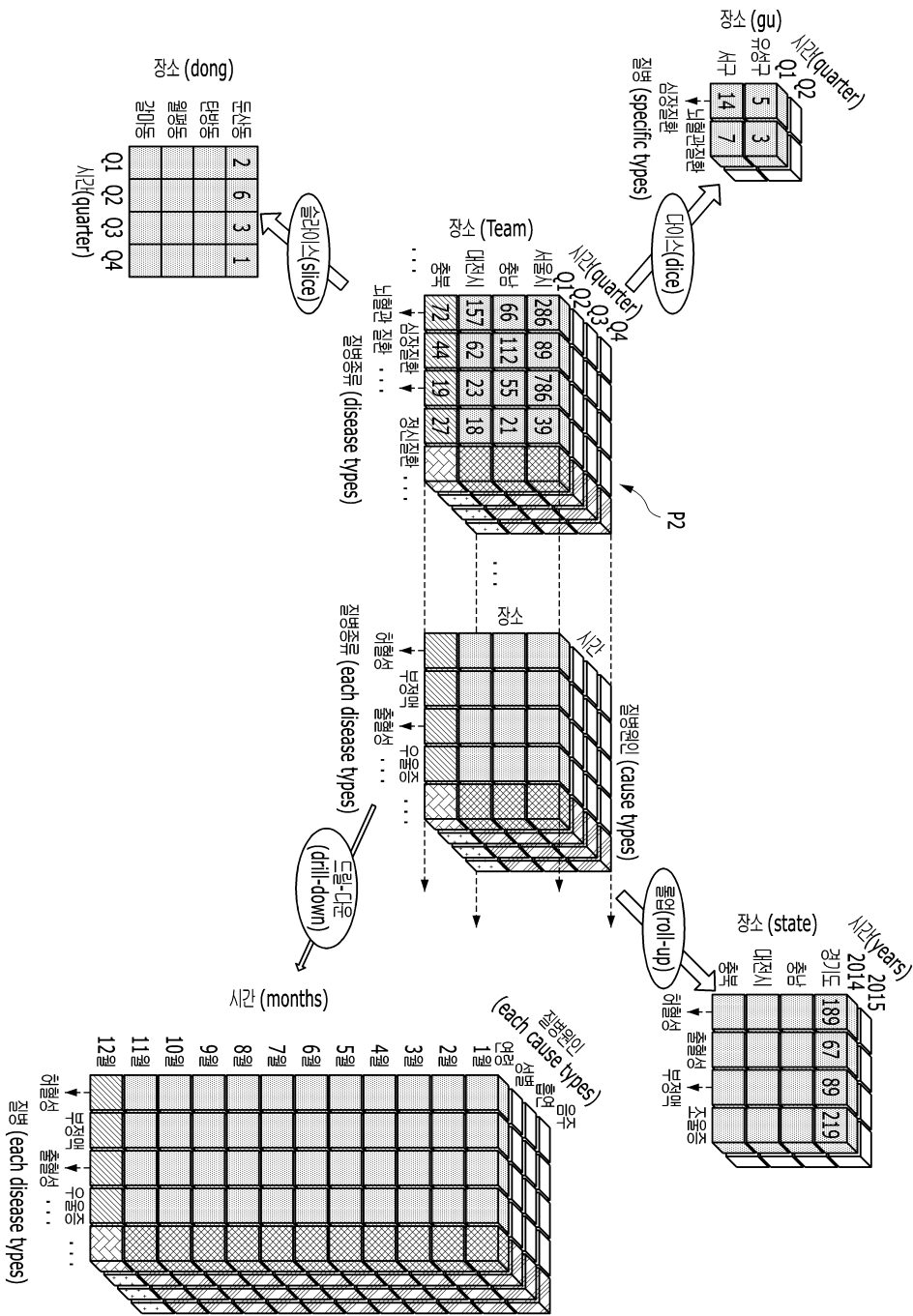
도면5



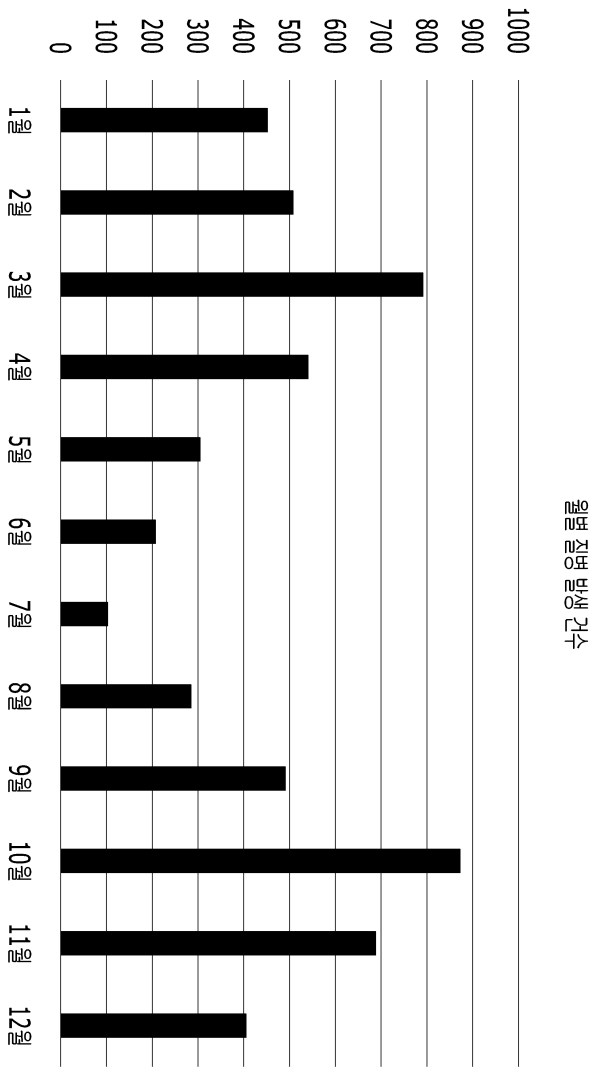


도면6

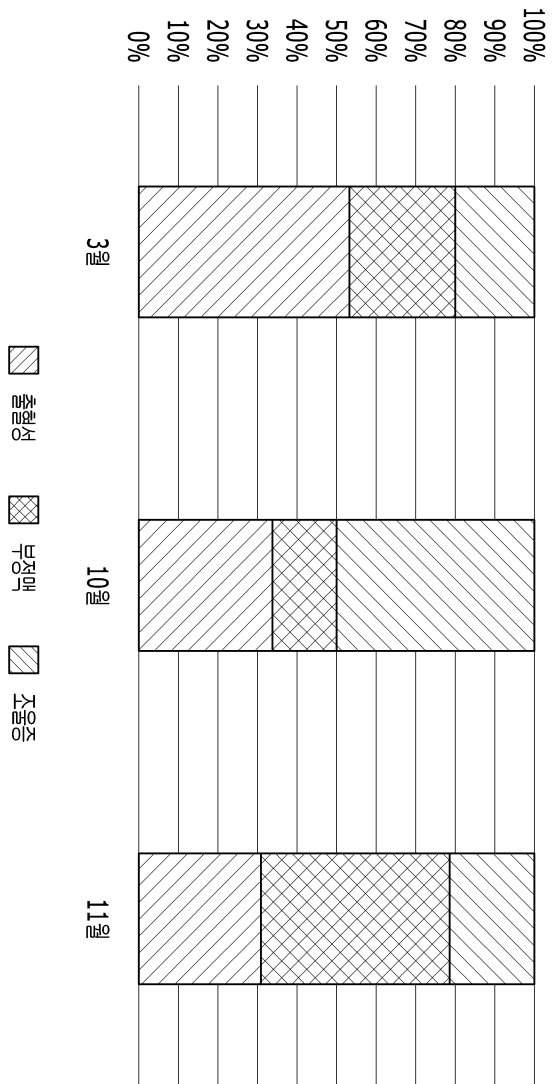
도면7



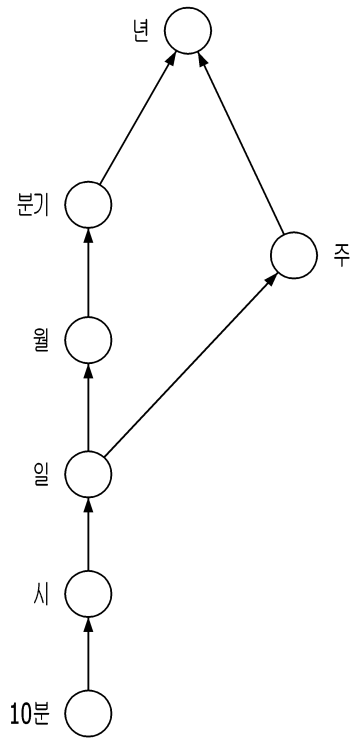
도면8



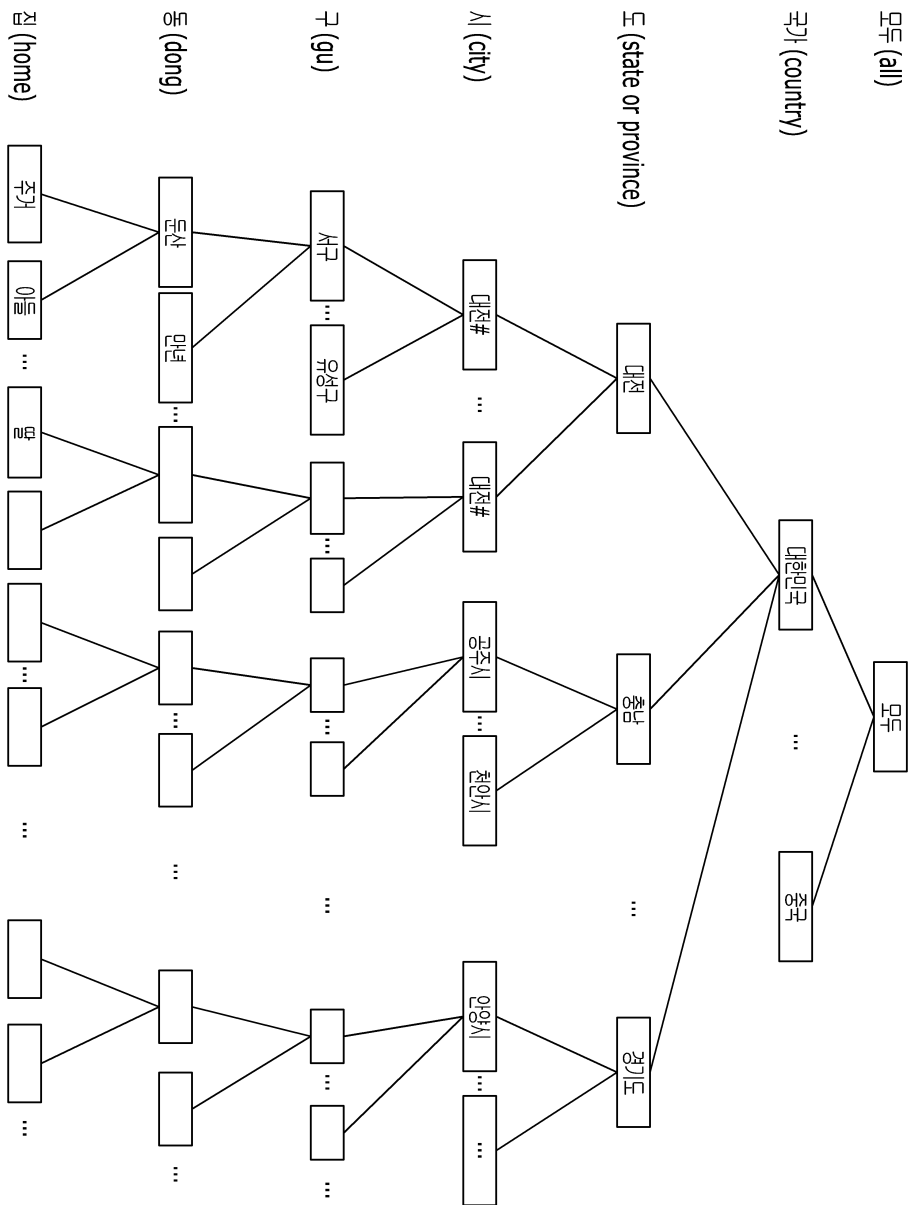
도면9



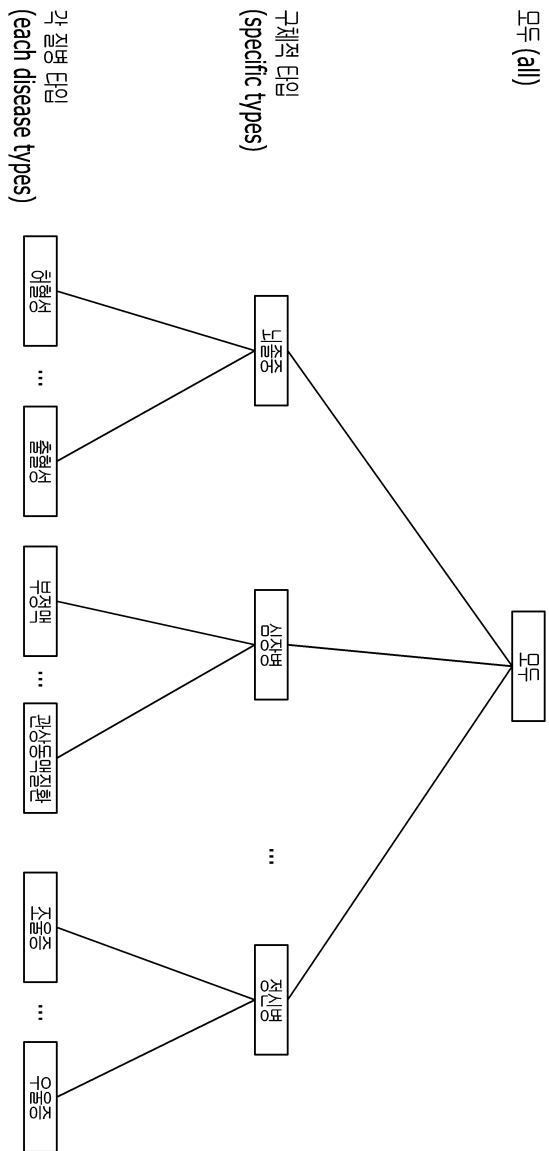
도면10

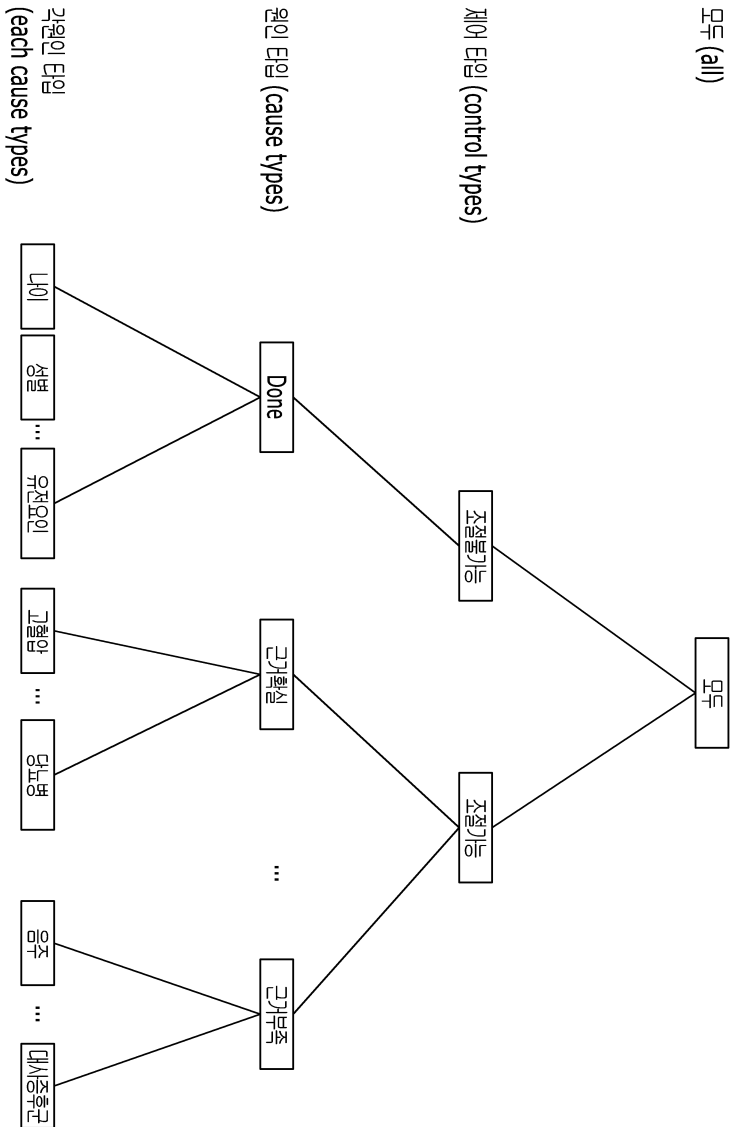


도면11



도면12





도면13