(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0021100
(43) 공개일자 2024년02월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 50/80 (2018.01) *G06N 3/08* (2023.01)
G06N 3/096 (2023.01) *G06N 3/0985* (2023.01)
G16H 50/50 (2018.01) *G16H 50/70* (2018.01)
(52) CPC특허분류
G16H 50/80 (2018.01)
G06N 3/084 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0057130
(22) 출원일자 2023년05월02일
심사청구일자 2023년05월02일
(30) 우선권주장
1020220099334 2022년08월09일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
황인준
서울특별시 성동구 매봉길 15(옥수동, 래미안 옥수 리버젠)
문재욱
서울특별시 광진구 아차산로78길 7(광장동, 유진스웰)
노윤아
서울특별시 도봉구 도봉로150길 42(방학동, 삼성래미안아파트2차)
(74) 대리인
특허법인주연케이알피

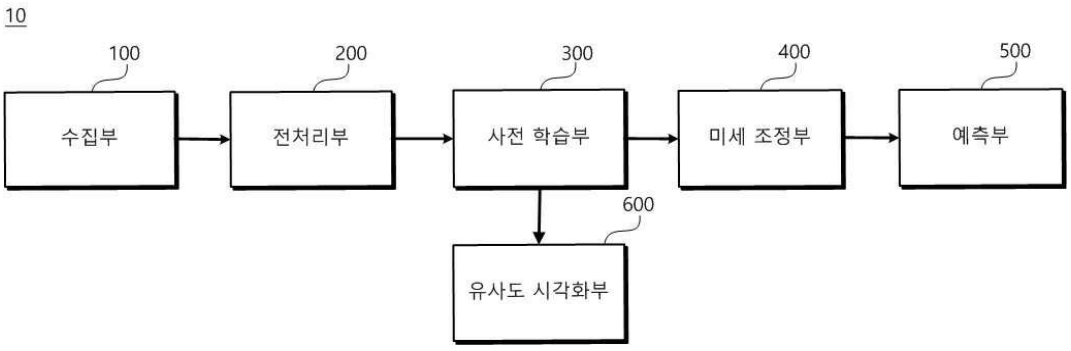
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **메타 학습 기반의 인플루엔자 예측 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 메타 학습 기반의 인플루엔자 예측 장치 및 방법에 관한 것으로서, 본 발명에 따르면, 인플루엔자 예측 장치는 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하는 수집부, 상기 지역별 인플루엔자 정보를 전처리하는 전처리부, 전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시키고, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)를 학습시키는 사전 학습부, 상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용하고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정하는 미세 조정부 및 미세 조정된 상기 메타 학습 모델의 결과를 기반으로 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측하는 예측부를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 3/096 (2023.01)
G06N 3/0985 (2023.01)
G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465036120
과제번호	HG19C0682020022
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	감염병위기대응기술개발(방역연계 범부처 감염병 연구개발사업단)
연구과제명	감염병 예측 정확도 향상을 위한 딥러닝 모델 고도화 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하는 수집부;

상기 지역별 인플루엔자 정보를 전처리하는 전처리부;

전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시키고, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)를 학습시키는 사전 학습부;

상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용하고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정하는 미세 조정부; 및

미세 조정된 상기 메타 학습 모델의 결과를 기반으로 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측하는 예측부;를 포함하는 인플루엔자 예측 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 유사도 시각화부;를 더 포함하는 인플루엔자 예측 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 전처리부는,

최대값은 1, 최소값은 0으로 설정하여 최대최소 정규화(normalization)를 수행하고,

결측치(Missing Value)는 0으로 설정하여 상기 지역별 인플루엔자 정보를 정규화하는, 인플루엔자 예측 장치.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 메타 학습 모델은 MAML(Model-Agnostic Meta-Learning) 모델인, 인플루엔자 예측 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 유사도 시각화부는,

상기 지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 손실 경사도를 산출하고,

각각의 지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도(Cosine Similarity)를 산출하고,

산출된 상기 코사인 유사도를 기반으로 행렬을 구성하여 시각화하는, 지역별 인플루엔자 예측 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 유사도 시각화부는,

상기 행렬을 히트 맵(heat Map)으로 변환 및 생성하여 시각화하는, 인플루엔자 예측 장치.

청구항 7

시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하는 단계;

상기 지역별 인플루엔자 정보를 전처리하는 단계;

전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시키고, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)를 학습시키는 단계;

상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용하고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정하는 단계; 및

미세 조정된 상기 메타 학습 모델의 결과를 기반으로 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측하는 단계;를 포함하는 인플루엔자 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 단계;를 더 포함하는 인플루엔자 예측 방법.

청구항 9

제7항에 있어서,

상기 지역별 인플루엔자 정보를 전처리하는 단계는,

최대값은 1, 최소값은 0으로 설정하여 최대최소 정규화(normalization)를 수행하고,

결측치(Missing Value)를 0으로 설정하여 상기 지역별 인플루엔자 정보를 정규화하는, 인플루엔자 예측 방법.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 메타 학습 모델은 MAML(Model-Agnostic Meta-Learning) 모델인, 인플루엔자 예측 방법.

청구항 11

제7항에 있어서,

상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 단계는,

상기 지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 손실 경사도를 산출하는 단계;

각각의 지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도를 산출하는 단계; 및

산출된 상기 코사인 유사도를 기반으로 행렬을 구성하여 시각화하는 단계;를 포함하는 인플루엔자 예측 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 행렬은 히트 맵(heat Map)으로 시각화하는, 인플루엔자 예측 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 메타 학습을 사용하여 지역별 인플루엔자의 발생을 예측하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 메타 학습(Meta-Learning)은 '학습하는 법을 학습한다'는 개념으로, 인공지능에 문제 해결에 필요한 학습 방법을 입력하는 기술이다. 메타 학습은 관련된 수많은 과제를 학습하여 얻은 공통 지식을 바탕으로 데이터양이 적은 과제 학습을 빠르게 수행한다. 즉, 메타 학습은 새로운 과제의 부족한 데이터를 다른 과제의 데이터를 학습한 결과로 보완한다.

[0003] 이러한 메타 학습은 심층 학습 모델들이 흔히 겪는 데이터 부족 문제로 인한 성능 악화를 해결한다. 따라서 심층 학습 모델의 성능을 향상시키므로, 메타 학습은 이미지 분류, 이상치 탐지, 전력 사용량 예측 등 다양한 분야에 사용되고 있다.

[0004] COVID-19와 같은 인플루엔자는 매년 전 세계적으로 큰 피해를 발생시키는데, 인플루엔자의 피해를 예방하고, 효과적으로 대응하기 위해서는 인플루엔자 발생 규모나 시기를 예측하는 것이 필요하다.

[0005] 이에 다양한 인플루엔자 예측 기법들이 제안되었고, 그중에서 심층 학습 모델 기법을 사용한 인플루엔자 예측이 뛰어난 성능을 보여주고 있다.

[0006] 그러나 인플루엔자 발생량 데이터는 주 단위로 수집하는데, 10년 정도의 시간 동안 수집하여도 지역별로 약 500개 정도의 데이터만 확보할 수 있다. 따라서 인플루엔자 예측을 위한 데이터 부족으로 인한 문제가 번하게 발생한다. 예를 들어, 심층 학습 모델의 학습 데이터가 충분하지 않을 경우에는 과적합(Overfitting)과 같은 문제가 발생하므로, 인플루엔자 예측 성능이 크게 하락할 수 있다.

[0007] 따라서 적은 인플루엔자 데이터에도 예측 성능이 향상된 심층 학습 모델이 필요한 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 한국 공개 특허 제 10-2022-0009235호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명의 목적은 메타 학습을 사용하여 지역별 인플루엔자의 발생을 예측하는 장치 및 방법을 제공함에 있다.

[0010] 본 발명의 목적은 메타 학습을 사용하여 지역 간의 인플루엔자 발생 유사도를 시각화하는 인플루엔자 예측 장치 및 방법을 제공함에 있다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명의 일 실시예에서는, 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하는 수집부, 상기 지역별 인플루엔자 정

보를 전처리하는 전처리부, 전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시키고, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)를 학습시키는 사전 학습부, 상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용하고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정하는 미세 조정부 및 미세 조정된 상기 메타 학습 모델의 결과를 기반으로 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측하는 예측부를 포함하는 인플루엔자 예측 장치를 제공한다.

[0012] 또한, 본 발명의 일 실시예에 인플루엔자 예측 장치는 상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 유사도 시각화부를 더 포함한다.

[0013] 그리고 본 발명의 일 실시예에서는, 상기 유사도 시각화부는, 상기 지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 상기 손실 경사도를 산출할 수 있고, 각각의 지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도 (Cosine Similarity)를 산출할 수 있고, 산출된 상기 코사인 유사도를 기반으로 행렬을 구성하여 시각화할 수 있다.

[0014] 또한, 본 발명의 다른 실시예에서는, 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하는 단계, 상기 지역별 인플루엔자 정보를 전처리하는 단계, 전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시키고, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)를 학습시키는 단계, 상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용하고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정하는 단계 및 미세 조정된 상기 메타 학습 모델의 결과를 기반으로 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측하는 단계를 포함하는 인플루엔자 예측 방법을 제공한다.

[0015] 그리고 본 발명의 다른 실시예에 인플루엔자 예측 방법은 상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 단계를 더 포함한다.

[0016] 그리고 본 발명의 다른 실시예에서는 상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 단계는, 상기 지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 상기 손실 경사도를 산출하는 단계, 각각의 지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도(Cosine Similarity)를 산출하는 단계 및 산출된 상기 코사인 유사도를 기반으로 행렬을 구성하여 시각화하는 단계;를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0017] 본 발명의 실시예인 메타 학습 기반의 인플루엔자 예측 장치 및 방법은 인플루엔자에 관련된 데이터가 충분하지 않아도 인플루엔자 예측의 성능을 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 장치(10)의 구성블럭도이다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 수집부(100)가 수집한 지역별 인플루엔자 정보의 예시이다.

도 3a는 본 발명의 실시예에 따른 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보에 대한 예시이고, 도 3b는 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 장치(10)와 종래 기술의 인플루엔자 예측 결과를 비교한 그래프이다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 유사도 시각화부(600)의 히트 맵에 대한 예시이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 방법의 순서도이다.

도 6은 본 발명의 실시예에 따른 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 단계의 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 본 발명의 실시예들은 컴퓨터 장치를 통해 구현될 수 있다. 이때, 컴퓨터 장치에는 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨터 프로그램이 설치 및 구동될 수 있고, 컴퓨터 장치는 구동된 컴퓨터 프로그램의 제어에 따라 본 발명의 실시예들에 따른 질의 처리 방법을 수행할 수 있다. 상술한 컴퓨터 프로그램은 컴퓨터 장치와 결합되어 질의 처리 방법을 컴퓨터에 실행시키기 위해 컴퓨터 판독 가능한 기록매체에 저장될 수 있다. 실시예에 따라 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)는 둘 이상의 컴퓨터 장치들간의 연계를 통해 구현될 수도 있다.

[0020] 상기 컴퓨터 장치는 메모리, 프로세서, 통신 인터페이스 그리고 입출력 인터페이스를 포함할 수 있다. 상기 메모리는 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체로서, RAM(random access memory), ROM(read only memory) 및 디스크 드라이브와 같은 비소멸성 대용량 기록장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 여기서 ROM과 디스크 드라이브와 같은 비소멸성 대용량기록장치는 상기 메모리와는 구분되는 별도의 영구 저장 장치로서 상기

컴퓨터 장치에 포함될 수도 있다.

[0021] 또한, 상기 메모리에는 운영체제와 적어도 하나의 프로그램 코드가 저장될 수 있다. 이러한 소프트웨어 구성요소들은 상기 메모리와는 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체로부터 상기 메모리로 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체는 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독 가능한 기록매체가 아닌 통신 인터페이스를 통해 상기 메모리에 로딩될 수도 있다. 예를 들어, 소프트웨어 구성요소들은 네트워크를 통해 수신되는 파일들에 의해 설치되는 컴퓨터 프로그램에 기반하여 상기 컴퓨터 장치의 상기 메모리에 로딩될 수 있다.

[0022] 상기 프로세서는 기본적인 산술, 로직 및 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 상기 메모리 또는 상기 통신 인터페이스에 의해 상기 프로세서로 제공될 수 있다. 예를 들어 상기 프로세서는 상기 메모리와 같은 기록 장치에 저장된 프로그램 코드에 따라 수신되는 명령을 실행하도록 구성될 수 있다.

[0023] 상기 통신 인터페이스는 네트워크를 통해 상기 컴퓨터 장치가 다른 장치(일례로, 앞서 설명한 저장장치들)와 서로 통신하기 위한 기능을 제공할 수 있다. 일례로, 상기 컴퓨터 장치의 상기 프로세서가 상기 메모리와 같은 기록 장치에 저장된 프로그램 코드에 따라 생성한 요청이나 명령, 데이터, 파일 등이 상기 통신 인터페이스의 제어에 따라 상기 네트워크를 통해 다른 장치들로 전달될 수 있다. 역으로, 다른 장치로부터의 신호나 명령, 데이터, 파일 등이 상기 네트워크를 거쳐 상기 컴퓨터 장치의 상기 통신 인터페이스를 통해 상기 컴퓨터 장치로 수신될 수 있다. 상기 통신 인터페이스를 통해 수신된 신호나 명령, 데이터 등은 상기 프로세서나 상기 메모리로 전달될 수 있고, 파일 등은 상기 컴퓨터 장치가 더 포함할 수 있는 저장 매체(상술한 영구 저장 장치)로 저장될 수 있다.

[0024] 상기 입출력 인터페이스는 상기 입출력 장치와의 인터페이스를 위한 수단일 수 있다. 예를 들어, 입력 장치는 마이크, 키보드 또는 마우스 등의 장치를, 그리고 출력 장치는 디스플레이, 스피커와 같은 장치를 포함할 수 있다. 다른 예로 상기 입출력 인터페이스는 터치스크린과 같이 입력과 출력을 위한 기능이 하나로 통합된 장치와의 인터페이스를 위한 수단일 수도 있다. 상기 입출력 장치는 상기 컴퓨터 장치와 하나의 장치로 구성될 수도 있다.

[0025] 또한, 다른 실시예들에서 상기 컴퓨터 장치 상술한 구성요소들보다 더 적은 혹은 더 많은 구성요소들을 포함할 수도 있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다. 예를 들어, 상기 컴퓨터 장치는 상술한 상기 입출력 장치 중 적어도 일부를 포함하도록 구현되거나 또는 트랜시버(transceiver), 데이터베이스 등과 같은 다른 구성요소들을 더 포함할 수도 있다.

[0026] 이하에서는 본 발명의 기술사상을 본 발명의 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있을 정도로 상세히 설명하기 위하여, 본 발명의 실시 예들이 첨부된 도면을 참조하여 설명될 것이다.

[0027] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 장치(10)의 구성블럭도이다.

[0028] 도 1을 참조하면, 인플루엔자 예측 장치(10)는 수집부(100), 전처리부(200), 사전 학습부(300), 미세 조정부(400) 및 예측부(500) 및 유사도 시각화부(600)를 포함할 수 있다.

[0029] 수집부(100)는 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집할 수 있다. 예를 들어, 국가 기관 서버, 연구 기관 서버, 포털 서버, 통신사 서버 등 다양한 국내외 외부 서버로부터 공개된 인플루엔자 관련 데이터들을 수집하거나 일종의 협약을 통해 비공개 데이터들을 수집할 수 있다. 인플루엔자의 감염 위험은 시간이 경과됨에 따라 다양한 요인들로 구성되기 때문에 수집부(100)는 시간 및 지역을 고려하여 시계열의 상기 지역별 인플루엔자 정보를 수집해야 한다. 따라서, 상기 지역별 인플루엔자 정보는 소정의 지역의 소정의 기간 동안의 인플루엔자 발생 데이터일 수 있다.

[0030] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 수집부(100)가 수집한 지역별 인플루엔자 정보의 예시이다.

[0031] 도 2를 참조하면, 상기 지역별 인플루엔자 정보는 미국의 CDC(Centers for Disease Control and Prevention) 기관에서 제공하는 정보로, 미국 Health and Human Services(HHS) 지역 단위의 데이터이다. 즉, 상기 지역별 인플루엔자 정보는 HHS 지역인 10개의 지역에서 수집한 시계열의 인플루엔자 발생 데이터이다. HHS 지역 데이터는 2002년 1주부터 2022년 6주까지, 총 1050주만큼 주별로 새로 발생한 ILI 환자 수가 기록되어 있다. 도 2에 도시한 그래프는 상기 HHS 지역 중에서 3번 지역의 인플루엔자 발생 데이터이다. 도 2를 참조하면, 특정 지역의 인

플루엔자 발생량은 1년 중 특정 시즌에 활발히 발생하며 피크 값을 가지고, 나머지 기간에는 거의 발생하지 않는 것을 알 수 있다.

[0032] 다시 도 1을 참조하면, 전처리부(200)는 수집부(100)가 수집한 상기 지역별 인플루엔자 정보를 최대최소 정규화(normalization)하여 전처리할 수 있다.

[0033] 지역별 인플루엔자 발생의 범위가 큰 경우에는 메타 학습에 방해가 될 수 있는데, 전처리부(200)가 상기 지역별 인플루엔자 정보를 정규화함으로써, 상기 지역별 인플루엔자 정보의 범위를 소정의 범위로 설정할 수 있다.

[0034] 구체적으로, 전처리부(200)는 상기 지역별 인플루엔자 정보의 범위를 최대값은 1, 최소값은 0으로 설정하여 최대최소 정규화를 수행할 수 있다. 그리고 전처리부(200)는 상기 지역별 인플루엔자 정보의 결측치(Missing Value)를 0으로 설정하여 상기 지역별 인플루엔자 정보를 정규화할 수 있다. 여기에서, 상기 결측치는 누락된 값으로, 데이터 수집 과정에서 발생한 오류일 수 있다.

[0035] 이러한 전처리부(200)의 전처리 과정은 상기 지역별 인플루엔자 정보의 범위를 한정하므로, 메타 학습의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0036] 그러나 전처리부(200)는 최대최소 정규화로 한정되지 않으며, 메타 학습에 적합하도록 전처리하는 정규화 기법이라면 모두 사용 가능하다.

[0037] 그리고 전처리부(200)는 정규화된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 제공하기 위해 사전 학습부(300)로 전송할 수 있다.

[0038] 사전 학습부(300)는 전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시킬 수 있다. 그리고 사전 학습부(300)는 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)를 학습할 수 있다.

[0039] 여기에서, 경사 하강법은 손실함수의 기울기 변화를 통해 손실함수를 줄이는 방법으로, 초기 시점에 대한 기울기를 구하여 기울기의 반대방향으로 이동하는 과정을 통해 기울기를 수렴시키는 것으로 오차를 줄이는 과정이다.

[0040] 사전 학습부(300)는 상기 메타 학습 모델 중에서 MAML(model-agnostic meta-learning) 모델을 사용하는 것이 바람직하나, 이에 한정하지 않는다.

[0041] 예를 들어, 상기 메타 학습 모델은 MAML(model-agnostic meta-learning) 기반의 학습 모델일 수 있고, 상기 MAML 모델은 메타 학습 기법의 하나인 그래디언트(gradient) 기반 메타 학습 모델일 수 있다.

[0042] 본 발명의 실시 예에 따른 MAML 모델은 메타 모델을 학습하기 위해 그래디언트 알고리즘의 초기값을 메타 학습하는 방법으로, 메타 학습이 끝난 메타 모델을 미세 조정(fine-tuning)을 거쳐 예측에 활용할 수 있다.

[0043] 구체적으로, 본 발명의 실시 예에 따른 사전 학습부(300)의 상기 메타 학습 모델인 MAML 모델은 상기 지역별 인플루엔자 정보를 학습시켜 각 지역별 인플루엔자 정보에 대응하는 손실을 계산할 수 있다. 그리고 상기 MAML 모델은 상기 경사 하강법을 기반으로 손실을 감소시킬 수 있는 기울기 경사도를 산출할 수 있다. 상기 MAML 모델은 산출된 기울기 경사도를 기반으로 상기 메타 파라미터를 학습하고, 학습 결과인 상기 메타 파라미터를 기반으로 상기 메타 학습 모델의 초기값을 갱신할 수 있다. 사전 학습부(300)는 이러한 과정을 반복하여 수행할 수 있고, 반복 수행으로 갱신된 상기 메타 파라미터를 미세 조정부(400)로 전송할 수 있다.

[0044] 또한, 사전 학습부(300)는 상기 지역별 인플루엔자 정보에 대응하는 손실 및 경사 하강법에 의해 연산된 손실 경사도를 유사도 시각화부(600)로 전송할 수 있다. 사전 학습부(300)는 반복 수행에 따라 갱신된 상기 손실 및 상기 손실 경사도를 유사도 시각화부(600)로 전송할 수 있다.

[0045] 미세 조정부(400)는 사전 학습부(300)에서 갱신된 상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용할 수 있고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정할 수 있다.

[0046] 여기에서, 예측 대상 지역은 사용자가 인플루엔자 발생을 예측하고자 하는 지역으로, 지역별 인플루엔자 정보에 포함된 지역이거나, 포함되지 않은 새로운 지역일 수 있다.

[0047] 구체적으로, 미세 조정부(400)는 상기 메타 파라미터를 가진 MAML 모델에 상기 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 입력하고, 이를 미세 조정(Fine Tuning)에 적용할 수 있다. 그러면 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)는 적은 수의 데이터를 가지고, 빠르게 상기 예측 대상 지역에서의 인플루엔자 발생을 예측할 수 있다.

[0048] 따라서 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 장치(10)의 상기 MAML 모델은 사전에 학습한 공통 지식을 바탕으로 상기 예측 대상 지역의 새로운 인플루엔자 정보를 예측하기 때문에 학습 모델의 데이터 부족 문제를 해결할 수 있다.

[0049] 예측부(500)는 미세 조정된 상기 메타 학습 델의 결과를 기반으로 상기 예측대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측할 수 있다. 예를 들어, 예측부(500)는 사용자가 설정하는 소정의 기간인 L주 이후의 N개 예측 대상 지역의 인플루엔자 발생량을 예측할 수 있다.

[0050] 우선, 미세 조정부(400)에서 상기 예측 대상 지역의 인플루엔자의 발생을 예측하기 위한 과제는 T_{target} 이라 하고, 수집부(100)에서 수집한 상기 지역별 인플루엔자 정보는 N개 지역의 인플루엔자의 발생 과제의 집합인 $S_{task} = \{T_1, \ldots, T_N\}$이라 한다. 여기에서, 10개 지역 중 1개 지역의 예측 과제는 T_{target}이고, 나머지 9개 지역의 예측 과제는 S_{task}로 실험을 진행하였다. 그리고 수집부(100)는 20주 동안의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하였고, 예측부(500)는 입력된 20주의 마지막 날 이후부터 5주 동안의 인플루엔자의 발생을 예측하였다.

[0051] 종래 기술과 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)에 상술한 과제를 학습시켜 예측한 결과를 비교하였다. 그 결과는 하기의 표 1과 같다.

표 1

[0052]

HHS 지역	Root Mean Square Error	
	종래 기술(시계열 예측 모델)	인플루엔자 예측 장치(10)
1	1702.8 (0.565)	967.8 (0.897)
2	3040.9 (0.438)	2850.1 (0.646)
3	3665.6 (0.619)	2656.6 (0.746)
4	6811.4 (0.597)	6180.5 (0.607)
5	2044.7 (0.736)	1806.9 (0.782)
6	2249.7 (0.707)	1973.7 (0.774)
7	618.0 (0.688)	431.9 (0.737)
8	1272.7 (0.549)	895.0 (0.787)
9	834.8 (0.702)	817.5 (0.759)
10	803.3 (0.549)	752.2 (0.605)

[0053] 여기에서 종래 기술은 심층 학습 모델 중에서 다층 퍼셉트론(Multilayer perceptron, 이하 MLP)을 사용하였고, 퍼셉트론이 10개인 은닉층(Hidden Layer) 3개로 구성되었다.

[0054] 종래 기술과 본 발명의 예측 결과를 비교하기 위한 지표는 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, 이하 RMSE)와 피어슨 상관계수(Pearson Correlation Coefficient, 이하 PCC)를 활용하였다. RMSE는 절대적인 ILI(Influenza Like illness) 환자 수에 대한 차이를 의미하므로 낮을수록 학습 모델의 성능이 좋음을 나타내며, PCC는 실제값과 예측값 사이의 선형 관계를 나타내기 때문에 높을수록 인플루엔자의 발생에 대한 학습 모델의 예측 정확도가 높음을 나타낸다.

[0055] 표 1을 참조하면, 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)는 모든 지역에서 종래 기술 대비 향상된 성능을 보였다. 특히, HHS 지역 중 1번 지역에서 종래 기술과 본 발명의 PCC 차이가 매우 큰 것을 알 수 있었다. 그리고 4번 지역에서는 종래 기술과 본 발명의 PCC 차이가 낮으나, RMSE는 종래 기술 대비 9.3% 향상된 수치를 보이고 있다. 반면에, 9번 지역에서는 종래 기술과 본 발명의 RMSE의 차이가 다른 지역에 비해 낮으나 PCC는 종래 기술 대비 8.1% 향상된 수치를 보이고 있다.

[0056] 도 3a는 본 발명의 실시예에 따른 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보에 대한 예시이다.

[0057] 도 3a를 참조하면, HHS 지역 중 1번 지역(예측 대상 지역)의 인플루엔자 정보의 전체 기간은 2002년 1주부터 2022년 6주까지 총 1050주만큼 주별로 새로 발생한 ILI 환자 수가 기록되어 있다. 여기에서, 1번 지역의 인플루엔자 정보를 시간대로 정렬한 후, 처음 50%를 학습 데이터로, 나머지를 검증 데이터로 활용하였다.

[0058] 구체적으로, 도 3a의 그래프를 참조하면, 전체 기간 중에서 앞 시간대 50%의 데이터는 예측 대상 지역의 학습 데이터로 미세 조정부(400)가 학습하였다. 그리고 전체 기간 중에서 뒤 시간대 50%의 데이터는 예측부(500)에서 출력하는 상기 예측 대상 지역의 예측 결과를 검증하기 위한 데이터로 활용하였다.

[0059] 그리고, 빨간 박스로 표시된 데이터는 인플루엔자 발생 패턴의 변화가 가장 큰 구간으로, 최근 4년 동안의 인플루엔자 발생량이다. 따라서 빨간 박스로 표시된 데이터는 종래 기술 및 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)의 예측값을 구체적으로 검증하기 위한 데이터이다.

[0060] 도 3b는 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 장치(10)와 종래 기술의 인플루엔자 예측 결과를 비교한 그래프이다. 여기에서, 실제값은 도 3a의 빨간 박스로 표시된 데이터이다.

[0061] 도 3b를 참조하면, 그래프는 시간에 따른 ILI 수치이며, 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)의 예측값이 종래 기술의 예측값보다 실제값과의 차이가 적으므로 실제값과 유사한 그래프를 가지는 것을 알 수 있다.

[0062] 다시 말해, 종래 기술 예측값은 지역별 인플루엔자 데이터가 부족하여 과적합이 발생하므로, 실제값과 많은 차이를 보이고 있다. 반면에, 본 발명의 인플루엔자 예측 장치(10)의 예측값은 실제값의 피크치 및 피크시기와 유사한 것을 알 수 있었다. 따라서 본 발명의 인플루엔자 예측 장치(10)는 인플루엔자에 관련된 데이터가 충분하지 않아도 인플루엔자 예측의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0063] 다시 도 1을 참조하면, 유사도 시각화부(600)는 상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화할 수 있다.

[0064] 사전 학습부(300)의 상기 MAML 모델은 다른 메타 학습 기법들보다 범용성이 뛰어나며, 경사 하강법을 기반으로 상기 지역별 인플루엔자 정보에 대한 손실 경사도를 산출할 수 있다.

[0065] 본 발명인 인플루엔자 예측 장치(10)는 산출된 상기 손실 경사도를 활용하여 예측 정확도를 높일 뿐만 아니라 메타 학습에 활용된 상기 지역별 인플루엔자 정보 사이의 유사성을 탐색할 수 있다.

[0066] 구체적으로, 유사도 시각화부(600)는 사전 학습부(300)로부터 수신한 정보를 기반으로 상기 지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 상기 손실 경사도를 산출할 수 있다. 구체적으로, 사전 학습부(300)가 전송한 상기 손실 및 상기 손실 경사도를 기반으로 상기 손실 경사도의 평균을 구할 수 있다.

[0067] 그리고 유사도 시각화부(600)는 각각의 지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도를 산출할 수 있고, 산출된 상기 코사인 유사도를 기반으로 행렬을 구성하여 시각화할 수 있다.

[0068] 여기에서, 상기 코사인 유사도는 내적공간의 두 벡터간 각도의 코사인 값을 이용하여 측정된 벡터 간의 유사한 정도를 나타내므로, 데이터의 유사 패턴을 나타낼 수 있다. 따라서 지역별 인플루엔자 발생에 대한 패턴 유사도를 얻을 수 있다.

[0069] 또한, 상기 행렬은 NxN의 형태를 가지므로, 히트 맵(heat Map)으로 변환 및 생성하여 시각화할 수 있으나, 이에 한정하지 않는다. 즉, 유사도 시각화부(600)는 상기 행렬을 히트 맵 이외의 다양한 도표로 시각화할 수 있다.

[0070] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 유사도 시각화부(600)의 히트 맵에 대한 예시이다.

[0071] 도 2 및 도 4를 참조하면, x축 및 y축은 HHS 지역 번호이고, 색이 진할수록 두 지역 사이의 인플루엔자 발생 패턴에 대한 유사도가 높다.

[0072] 도 4를 참조하면, HHS 지역의 2, 3, 6번 지역은 인플루엔자 발생 패턴에 대하여 대체로 모든 지역과 일정 수준 이상의 유사도를 보이고 있다. HHS 지역의 1, 4, 10번 지역은 서로 간의 매우 높은 유사도를 보이고 있으며, HHS 지역의 5, 7, 8, 9번 지역 역시 비슷한 양상을 보이고 있다.

[0073] 여기에서, 1, 4, 10번 지역은 미국 대륙의 중심을 기준으로 가장 먼 지역들이고, 5, 7, 8, 9번 지역은 미국 대륙의 중심에 모여 위치하는 지역들이다. 따라서 이러한 지리적 요소가 인플루엔자 발생 패턴에 큰 영향을 주었을 것으로 추측할 수 있다. 즉, 인플루엔자 정보는 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집하는 것이 바람직하다.

[0074] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 인플루엔자 예측 방법의 순서도이다.

[0075] 도 5를 참조하면, 본 발명에 따른 비지도 학습 기반의 이상 탐지 방법은 S510 내지 S560 단계를 포함할 수 있다.

[0076] S510 단계에서, 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집될 수 있다. 예를 들어, 도 1의 수집부(100)가 시계열의 지역별 인플루엔자 정보를 수집할 수 있다.

[0077] 인플루엔자의 감염 위험은 시간이 경과됨에 따라 다양한 요인들로 구성되기 때문에 수집부(100)는 시간 및 지역을 고려하여 시계열의 상기 지역별 인플루엔자 정보를 수집해야 한다. 따라서, 상기 지역별 인플루엔자 정보는

소정의 지역의 소정의 기간 동안의 인플루엔자 발생 데이터일 수 있다.

[0078] S520 단계에서, 상기 지역별 인플루엔자 정보가 정규화(normalization)되어 전처리될 수 있다. 예를 들어, 도 1의 전처리부(200)가 상기 지역별 인플루엔자 정보를 정규화(normalization)하여 전처리할 수 있다.

[0079] 여기에서, 전처리는 최대최소 정규화(normalization)를 사용할 수 있으나. 이에 한정하지 않는다.

[0080] 최대최소 정규화(normalization)는 상기 지역별 인플루엔자 정보 범위의 최대값은 1, 최소값은 0으로 설정할 수 있다. 그리고 상기 지역별 인플루엔자 정보의 결측치(Missing Value)를 0으로 설정하여 상기 지역별 인플루엔자 정보를 정규화할 수 있다. 이러한 전처리부(200)의 전처리 과정은 상기 지역별 인플루엔자 정보의 범위를 한정하므로, 메타 학습의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0081] S531 단계에서, 전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보가 메타 학습 모델에 학습될 수 있다. 그 다음 S532 단계에서, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법(Gradient Desecent)을 기반으로 메타 파라미터(parameter)가 학습될 수 있다. 예를 들어, 도 1의 사전 학습부(300)가 전처리된 상기 지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습시킬 수 있고, 예측된 손실(Loss) 및 경사 하강법을 기반으로 메타 파라미터를 학습시킬 수 있다.

[0082] 상기 메타 학습 모델 중에서 MAML(model-agnostic meta-learning) 모델을 사용하는 것이 바람직하나, 이에 한정하지 않는다.

[0083] S541 단계에서, 상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용될 수 있다. 그 다음 S542 단계에서, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보가 학습되어 상기 메타 학습 모델이 미세 조정될 수 있다. 예를 들어, 도 1의 미세 조정부(400)가 상기 메타 파라미터를 초기값으로 사용할 수 있고, 예측 대상 지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 상기 메타 학습 모델을 미세 조정할 수 있다.

[0084] 여기에서, 예측 대상 지역은 사용자가 인플루엔자 발생을 예측하고자 하는 지역으로, 지역별 인플루엔자 정보에 포함된 지역이거나, 포함되지 않은 새로운 지역일 수 있다.

[0085] S550 단계에서, 미세 조정된 상기 메타 학습 모델의 결과를 기반으로 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자가 예측될 수 있다. 예를 들어, 도 1의 예측부(500)가 상기 예측 대상 지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측할 수 있다.

[0086] 그리고 S560 단계에서, 상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계가 시각화될 수 있다. 예를 들어 도 1의 유사도 시각화부(600)가 상기 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화할 수 있다.

[0087] 구체적으로 S560 단계에서, S532 단계에서 산출된 정보를 기반으로 상기 손실 경사도가 산출될 수 있다. 예를 들어 도 1의 사전 학습부(300)가 전송한 상기 손실 및 상기 손실 경사도를 기반으로 상기 손실 경사도의 평균을 구할 수 있다.

[0088] 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화하는 단계의 순서도이다.

[0089] 도 6을 참조하면, S560 단계는 S561 단계 내지 S563 단계를 포함할 수 있다.

[0090] S561 단계에서, 상기 지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 상기 손실 경사도가 산출될 수 있다.

[0091] 그 다음 S562 단계에서, 각각의 지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도가 산출될 수 있다.

[0092] 마지막으로 S563 단계에서, 산출된 상기 코사인 유사도를 기반으로 행렬이 구성하여 시각화될 수 있다.

[0093] 상기 행렬은 NxN의 형태를 가지므로, 히트 맵(heat Map)으로 변환 및 생성하여 시각화할 수 있으나, 이에 한정하지 않는다. 즉, 유사도 시각화부(600)는 상기 행렬을 히트 맵 이외의 다양한 도표로 시각화할 수 있다.

[0094] 본 발명의 실시예인 메타 학습 기반의 인플루엔자 예측 방법은 인플루엔자에 관련된 데이터가 충분하지 않아도 인플루엔자 예측의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0095] 따라서 메타 학습 기반의 인플루엔자 예측 방법을 수행하는 인플루엔자 예측 장치(10)는 상기 예측 대상 지역의 인플루엔자 관련 데이터가 적더라도 빠르고 정확한 인플루엔자 학습이 가능하며, 정확한 결과 예측이 가능하다.

[0096] 또한, 상술한 본 발명의 메타 학습 기반의 인플루엔자 예측 장치 및 방법은 인플루엔자의 발생 예측뿐만 아니라, 다른 전염병에도 동일하게 활용 가능하다.

[0097] 상술한 내용은 본 발명을 실시하기 위한 구체적인 실시 예들이다. 본 발명은 상술한 실시 예들 이외에도, 단순

하게 설계 변경되거나 용이하게 변경할 수 있는 실시 예들도 포함될 것이다. 또한, 본 발명은 실시 예들을 이용하여 용이하게 변형하여 실시할 수 있는 기술들도 포함될 것이다. 따라서, 본 발명의 범위는 상술한 실시 예들에 국한되어 정해져서는 안되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 발명의 특허청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 할 것이다.

[0098] 이상에서 설명된 시스템 또는 장치는 하드웨어 구성요소, 또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 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, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 어플리케이션을 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 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0099] 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, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장될 수 있다.

[0100] 실시예에 따른 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, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 매체는 컴퓨터로 실행 가능한 프로그램을 계속 저장하거나, 실행 또는 다운로드를 위해 임시 저장하는 것일 수도 있다. 또한, 매체는 단일 또는 수개 하드웨어가 결합된 형태의 다양한 기록수단 또는 저장수단일 수 있는데, 어떤 컴퓨터 시스템에 직접 접속되는 매체에 한정되지 않고, 네트워크 상에 분산 존재하는 것일 수도 있다. 매체의 예시로는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등을 포함하여 프로그램 명령어가 저장되도록 구성된 것이 있을 수 있다. 또한, 다른 매체의 예시로, 애플리케이션을 유통하는 앱 스토어나 기타 다양한 소프트웨어를 공급 내지 유통하는 사이트, 서버 등에서 관리하는 기록매체 내지 저장매체도 들 수 있다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0101] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 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.

부호의 설명

[0103] 10 : 인플루엔자 예측 장치

100 : 수집부

200 : 전처리부

300 : 사전 학습부

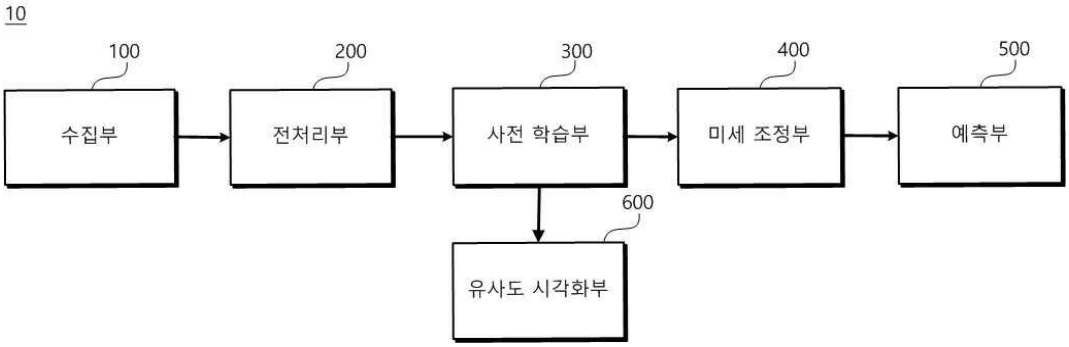
400 : 미세 조정부

500 : 예측부

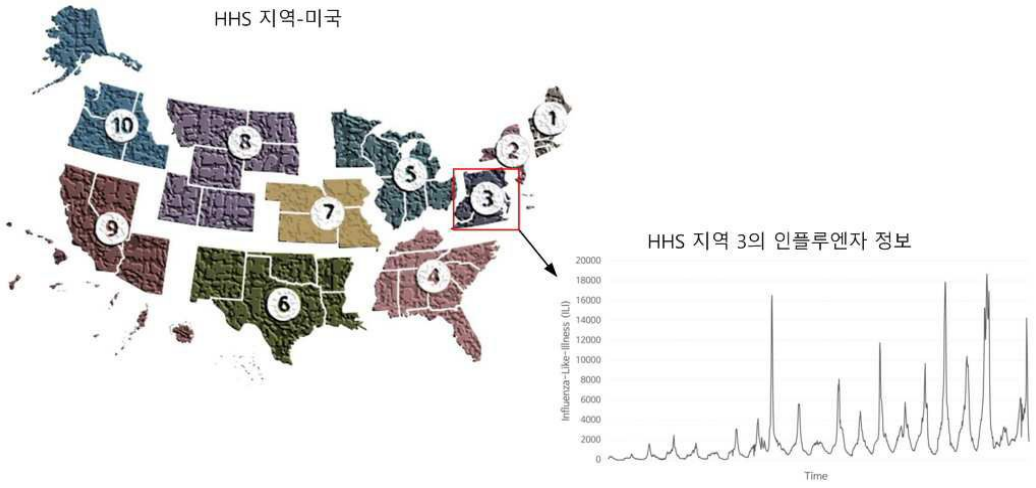
600 : 유사도 시각화부

도면

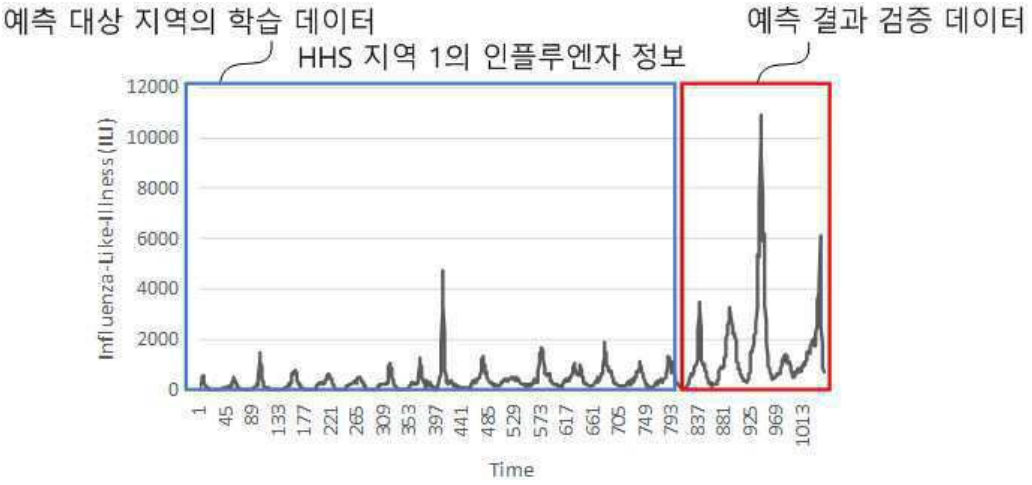
도면1



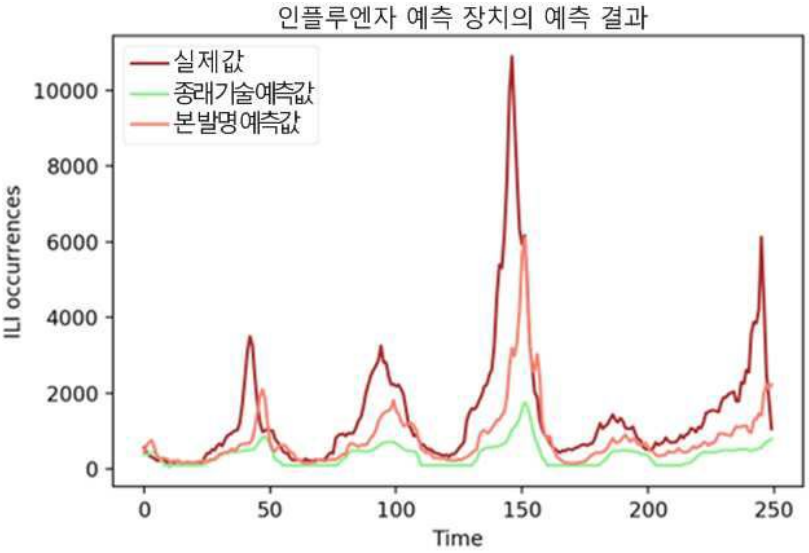
도면2



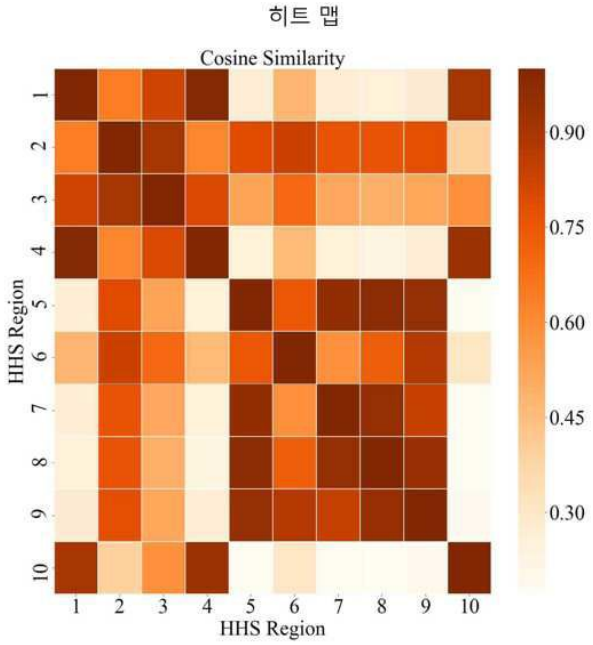
도면3a


예측 대상 지역의 학습 데이터
HHS 지역 1의 인플루엔자 정보
예측 결과 검증 데이터
Influenza-Like-Illness (ILI)
12000
10000
8000
6000
4000
2000
0
1
45
89
133
177
221
265
309
353
397
441
485
529
573
617
661
705
749
793
837
881
925
969
1013
Time

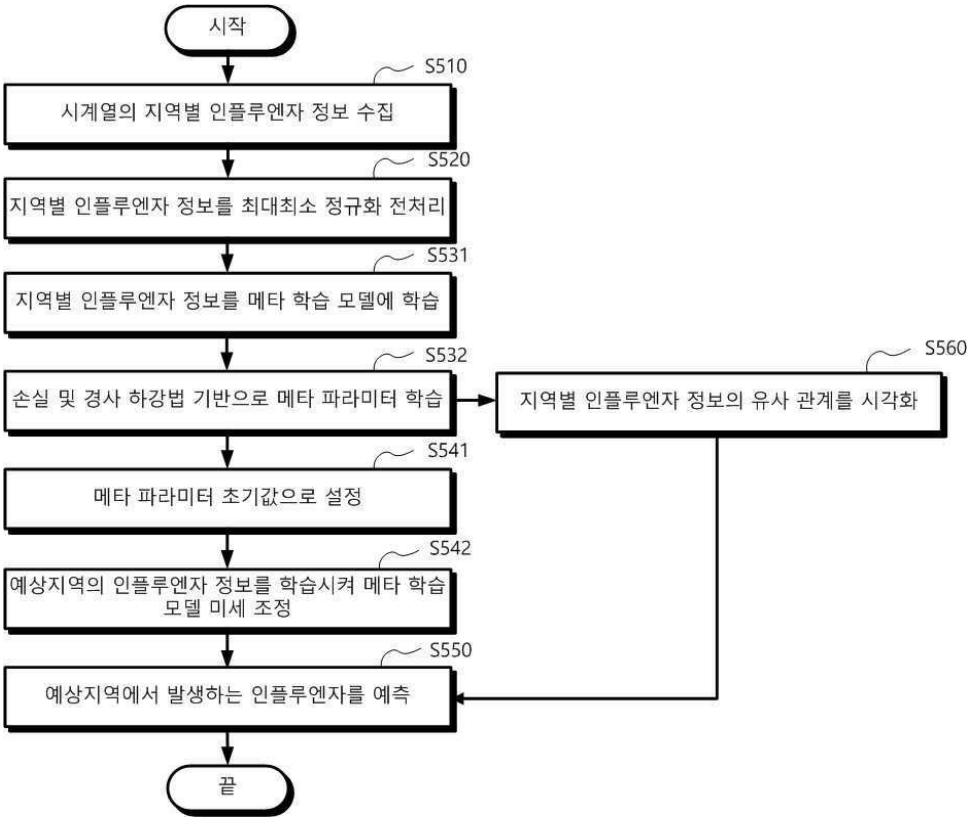
도면3b


인플루엔자 예측 장치의 예측 결과
실제값
종래기술예측값
본발명예측값
ILI occurrences
10000
8000
6000
4000
2000
0
0
50
100
150
200
250
Time

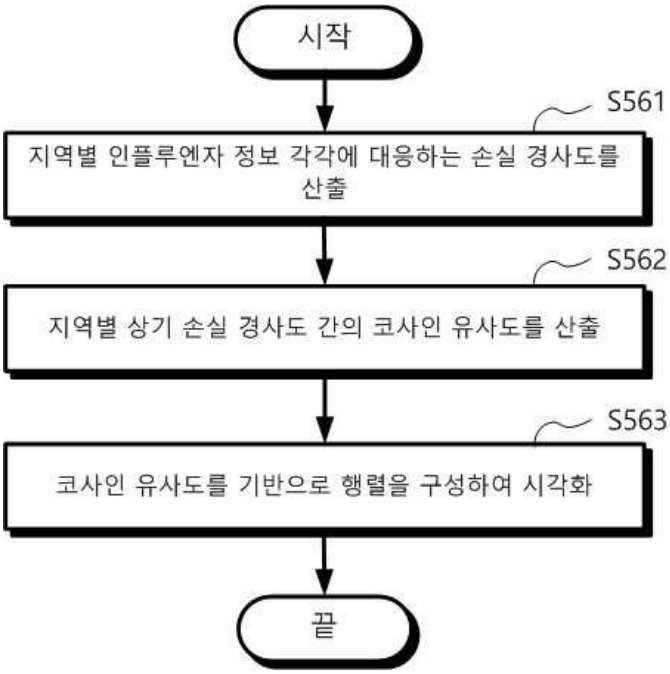
도면4


히트 맵
Cosine Similarity
HHS Region
HHS Region
0.90
0.75
0.60
0.45
0.30
1
2
3
4
5
6
7
8
9
10

도면5


시작
S510
시계열의 지역별 인플루엔자 정보 수집
S520
지역별 인플루엔자 정보를 최대최소 정규화 전처리
S531
지역별 인플루엔자 정보를 메타 학습 모델에 학습
S532
손실 및 경사 하강법 기반으로 메타 파라미터 학습
S560
지역별 인플루엔자 정보의 유사 관계를 시각화
S541
메타 파라미터 초기값으로 설정
S542
예상지역의 인플루엔자 정보를 학습시켜 메타 학습 모델 미세 조정
S550
예상지역에서 발생하는 인플루엔자를 예측
끝

도면6


시작
S561
지역별 인플루엔자 정보 각각에 대응하는 손실 경사도를 산출
S562
지역별 상기 손실 경사도 간의 코사인 유사도를 산출
S563
코사인 유사도를 기반으로 행렬을 구성하여 시각화
끝