



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0094109
(43) 공개일자 2023년06월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/084 (2023.01)
G06N 3/047 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2022-0054756
(22) 출원일자 2022년05월03일
심사청구일자 없음
(30) 우선권주장
1020210182779 2021년12월20일 대한민국(KR)

(71) 출원인
한국전자통신연구원
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
윤석훈
울산광역시 남구 문수로409번길 20, 106동 902호
(신정동, 문수로1차아이파크 1단지)
유대승
대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인 무한

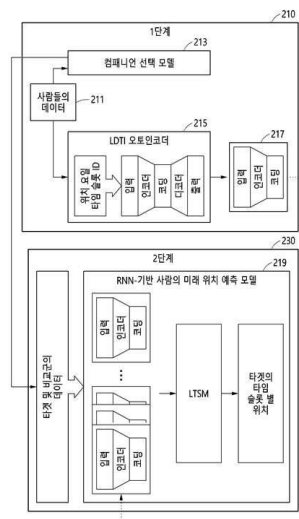
전체 청구항 수 : 총 1 항

(54) 발명의 명칭 사람의 미래 위치 예측 방법 및 이를 수행하는 장치

(57) 요약

사람의 미래 위치 예측 방법 및 이를 수행하는 장치가 개시된다. 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 방법은 상기 사람의 미래 위치를 예측하기 위해 참조되는 컴패니언(companion)을 선택하는 동작, 상기 사람 및 상기 컴패니언의 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)에 대한 원-핫 벡터(one-hot vector)를 압축하는 동작, 상기 사람 및 상기 컴패니언의 위치 및 아이디(ID)에 대한 원-핫 벡터를 차원 임베딩 벡터(dimensional embedding vector)로 변환하는 동작, 상기 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)에 대한 압축된 원-핫 벡터와 상기 차원 임베딩 벡터를 연결(concatenate)하여 연결 벡터(concatenate vector)로 재구성하는 동작, 및 상기 연결 벡터를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측하는 동작을 포함할 수 있다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06N 3/049 (2023.01)

(72) 발명자

정우성

대전광역시 유성구 가정로 218 (가정동)

오만환

울산광역시 남구 대학로21번길 22-1, 103호(무거동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711126026

과제번호 2020-0-00869

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원

연구사업명 정보통신방송연구개발사업

연구과제명 5G 기반 조선해양 스마트 통신 플랫폼 및 융합서비스 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 한국전자통신연구원

연구기간 2021.01.01 ~ 2021.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

사람의 미래 위치를 예측하는 방법에 있어서,

상기 사람의 미래 위치를 예측하기 위해 참조되는 컴패니언(companion)을 선택하는 동작;

상기 사람 및 상기 컴패니언의 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)에 대한 원-핫 벡터(one-hot vector)를 압축하는 동작;

상기 사람 및 상기 컴패니언의 위치 및 아이디(ID)에 대한 원-핫 벡터를 차원 임베딩 벡터(dimensional embedding vector)로 변환하는 동작;

상기 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)에 대한 압축된 원-핫 벡터와 상기 차원 임베딩 벡터를 연결(concatenate)하여 연결 벡터(concatenate vector)로 재구성하는 동작; 및

상기 연결 벡터를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측하는 동작

을 포함하는, 사람의 미래 위치 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 아래 개시는 사람의 미래 위치 예측 방법 및 이를 수행하는 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 사람의 과거 이동 패턴에 기초하여 사람의 미래 위치를 예측할 수 있다. 사람의 미래 위치를 예측하기 위해서 순환 신경망(recurrent neural network, RNN) 모델을 사용할 수 있다. 순환 신경망은 인공 신경망(artificial neural network)의 한 종류로 입력과 출력을 시퀀스(sequence) 단위로 처리하는 신경망을 의미한다.

[0004] 위에서 설명한 배경기술은 발명자가 본원의 개시 내용을 도출하는 과정에서 보유하거나 습득한 것으로서, 반드시 본 출원 전에 일반 공중에 공개된 공지기술이라고 할 수는 없다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 다양한 실시예들은 타겟(target)의 미래 위치를 예측하기 위해 컴패니언(companion)의 이동 정보를 이용함으로써, 위치 예측의 정확도를 향상시킬 수 있다.

[0007] 다양한 실시예들은 LDTI 오토인코더를 사용함으로써 벡터의 차원의 저주 문제를 완화할 수 있다.

[0008] 다만, 기술적 과제는 상술한 기술적 과제들로 한정되는 것은 아니며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 방법은 상기 사람의 미래 위치를 예측하기 위해 참조되는 컴패니언(companion)을 선택하는 동작, 상기 사람 및 상기 컴패니언의 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)에 대한 원-핫 벡터(one-hot vector)를 압축하는 동작, 상기 사람 및 상기 컴패니언의 위치 및

아이디(ID)에 대한 원-핫 벡터를 차원 임베딩 벡터(dimensional embedding vector)로 변환하는 동작, 상기 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)에 대한 압축된 원-핫 벡터와 상기 차원 임베딩 벡터를 연결(concatenate)하여 연결 벡터(concatenate vector)로 재구성하는 동작, 및 상기 연결 벡터를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측하는 동작을 포함할 수 있다.

[0011] 상기 선택하는 동작은 상기 사람 및 데이터 베이스(data base)에 저장된 사람 전체의 이동 패턴을 연속적인 임베딩 벡터로 표현하는 동작, 상기 사람 및 상기 사람 전체의 임베딩 벡터를 비교하는 동작, 및 상기 비교의 결과에 기초하여 상기 컴패니언을 선택하는 동작을 포함할 수 있다.

[0012] 상기 비교하는 동작은 코사인 유사도 메트릭(cosine similarity metric)을 이용하여 비교하는 동작을 포함할 수 있다.

[0013] 상기 예측하는 동작은 상기 연결 벡터를 LSTM 셀(long short term memory)에 입력하는 동작, 및 상기 LSTM 셀의 마지막 숨겨진 상태(last hidden state)를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측하는 동작을 포함할 수 있다.

[0014] 상기 LSTM 셀의 마지막 숨겨진 상태를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측하는 동작은 상기 마지막 숨겨진 상태를 ReLU(rectified linear unit) 활성화 기능이 있는 제1 완전 연결 레이어(fully connected layer), 드롭아웃 레이어(drop out layer), 및 소프트맥스(softmax) 활성화 기능이 있는 제2 완전 연결 레이어로 차례로 통과시켜 상기 사람의 미래 위치를 예측하는 동작을 포함할 수 있다.

[0015] 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 장치는 인스트럭션들을 포함하는 메모리, 및 상기 메모리와 전기적으로 연결되고, 상기 인스트럭션들을 실행하기 위한 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서에 의해 상기 인스트럭션들이 실행될 때, 상기 프로세서는 상기 사람의 미래 위치를 예측하기 위해 참조되는 컴패니언을 선택하고, 상기 사람 및 상기 컴패니언의 시공간 및 개인 데이터에 대한 원-핫 벡터를 압축하고, 상기 사람 및 상기 컴패니언의 위치 및 아이디(ID)에 대한 원-핫 벡터를 차원 임베딩 벡터로 변환하고, 상기 시공간 및 개인 데이터에 대한 압축된 원-핫 벡터와 상기 차원 임베딩 벡터를 연결하여 연결 벡터로 재구성하고, 상기 연결 벡터를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측할 수 있다.

[0016] 상기 프로세서는 상기 사람 및 데이터 베이스(data base)에 저장된 사람 전체의 이동 패턴을 연속적인 임베딩 벡터로 표현하고, 상기 사람 및 상기 사람 전체의 임베딩 벡터를 비교하고, 상기 비교의 결과에 기초하여 상기 컴패니언을 선택할 수 있다.

[0017] 상기 프로세서는 코사인 유사도 메트릭을 이용하여 상기 사람 및 상기 사람 전체의 임베딩 벡터를 비교할 수 있다.

[0018] 상기 프로세서는 상기 연결 벡터를 LSTM 셀에 입력하고, 상기 LSTM 셀의 마지막 숨겨진 상태를 이용하여 상기 사람의 미래 위치를 예측할 수 있다.

[0019] 상기 프로세서는 상기 마지막 숨겨진 상태를 ReLU(rectified linear unit) 활성화 기능이 있는 제1 완전 연결 레이어(fully connected layer), 드롭아웃 레이어(drop out layer), 및 소프트맥스(softmax) 활성화 기능이 있는 제2 완전 연결 레이어로 차례로 통과시켜 상기 사람의 미래 위치를 예측할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0021] 도 1은 사람의 미래 위치 예측 시스템의 일 예를 나타내는 도면이다.

도 2는 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 다양한 실시예에 따른 컴패니언 선택 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 다양한 실시예에 따른 LDTI 인코더를 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 다양한 실시예에 따른 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 장치의 일 예를 나타내는 도면이다.

도 7은 다양한 실시예에 따른 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델의 성능을 테스트하기 위해 사용된 데이터 세트의 샘플을 나타낸다.

도 8은 전처리과정을 거친 도 6에 도시된 두개의 데이터세트의 통계를 나타낸다.

도 9은 다양한 실시예에 따른 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델의 성능의 일 예를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0022] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0023] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0024] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0025] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로써 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0026] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0027] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0029] 도 1은 사람의 미래 위치 예측 시스템의 일 예를 나타낸다.
- [0030] 도 1을 참조하면, 시스템(100)은 미래의 특정 시간에 사람(이하, "타겟") 위치를 예측하기 위한 것일 수 있다. 시스템(100)은 사람 위치 데이터 핸들러(110) 및 미래 위치 예측 모델(130)을 포함할 수 있다.
- [0031] 사람 위치 데이터 핸들러(human location data handler)(110)는 사람들(101)의 위치 스트리밍 데이터(location streaming data)를 데이터 베이스에 저장하고, 연속적으로 처리(process)할 수 있다. 사람 위치 데이터 핸들러(110)는 클라이언트(103)의 요청이 있는 경우, 타겟 및 선택된 컴패니언(companion)의 데이터(예: 시공간 데이터, 사람 ID)(112)를 미래 위치 예측 모델(future locations prediction model)에 송신할 수 있다. 컴패니언은 타겟의 미래 위치를 예측하기 위해 참조되는 타겟의 동료, 친구 등을 의미할 수 있다. 미래 위치 예측 모델(130)은 데이터(112)를 이용하여 타겟의 미래 위치에 대한 정보(132)를 예측하여, 위치 정보를 사람 위치 데이터 핸들러(110)에 송신할 수 있다. 사람 위치 데이터 핸들러(110)는 클라이언트(103)에게 타겟의 위치 정보(132)를 알려줄 수 있다.
- [0033] 도 2는 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0034] 도 2를 참조하면, 다양한 실시예에 따르면, 사람의 미래 위치를 예측하는 방법은 2개의 단계(phase)를 포함할 수 있다. 1단계(210)에서는 컴패니언 선택 모델(companion selection model)(213)과 LDTI 오토인코더(LDTI autoencoder)(215)를 학습할 수 있다. 2 단계(230)에서는 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(RNN-based human's future location prediction model)을 학습할 수 있다.
- [0035] 다양한 실시예에 따르면, 컴패니언 선택 모델(213)은 타겟을 포함한 사람들의 데이터(예: 시공간 데이터, 개인 ID)(211)을 이용하여 타겟의 위치를 예측하기 위해 참조되는 컴패니언을 선택할 수 있다. 타겟과 컴패니언의 데이터는 2단계의 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)의 입력으로 사용될 수 있다. 컴패니언 선택 모델

(213)에 대해서는 도 3을 참조하여 상세히 설명하도록 한다.

- [0036] 다양한 실시예에 따르면, LDTI 오토인코더(215)는 위치(location), 타임 슬롯 인덱스(time slot index), 요일(day of the week), 사람 ID(person ID)와 같은 다양한 특징들(features)의 연결 벡터(concatenate vector)를 재구성하도록 학습될 수 있다. LDTI 오토인코더(215)의 인코더 부분(217)은 2단계의 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)에서 첫번째 레이어(layer)로 다시 사용될 수 있다. LDTI 오토인코더(215)에 대해서는 도 4를 참조하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0037] 다양한 실시예에 따르면 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 타겟과 컴패니언의 데이터(예: 시공간 데이터, 개인 ID)를 입력으로 받아 타겟의 미래의 여러 타임 슬롯에서 타겟의 위치를 예측할 수 있다. LDTI 오토인코더(215)의 인코더 부분(217)은 입력 데이터(예: 위치, 타임 슬롯 인덱스, 요일, 및 사람 ID에 대한 원-핫 벡터)를 밀집한 잠재 표현(dense latent representations)(예: 압축된 원-핫 벡터)으로 압축할 수 있다. 밀집한 잠재 표현은 차원성 문제의 저주(curse of dimensionality problem)를 완화하는데 도움이 될 수 있다. RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(215)는 도 5를 참조하여 상세히 설명하도록 한다.
- [0039] 도 3은 다양한 실시예에 따른 컴패니언 선택 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- [0040] 도 3을 참조하면, 다양한 실시예에 따르면, 컴패니언 선택 모델(213)은 타겟의 미래 위치를 예측하는데 잠재적으로 도움이 될 수 있는 컴패니언을 찾을 수 있다. 컴패니언 선택 모델(213)(예: 임베딩 기반 컴패니언 선택 모델(embedding-based companion selection model)) 임베딩 매트릭스(embedding matrix)(예: ID 임베딩 매트릭스)를 학습할 수 있다. 컴패니언 선택 모델(213)은 임베딩 매트릭스를 이용하여 사람 ID(discrete person ID)를 연속적인 임베딩 벡터(embedding vector)로 변환할 수 있다. 임베딩 벡터는 개인의 이동성 특성(mobility characteristic)을 나타내는 것일 수 있다. 컴패니언 선택 모델(213)은 코사인 유사도 메트릭(cosine similarity metric)을 이용하여 타겟의 임베딩 벡터와 그 밖의 다른 모든 사람의 임베딩 벡터 간의 유사도를 측정할 수 있다. 컴패니언은 타겟의 임베딩 벡터와 가장 유사한 임베딩 벡터를 가지는 그룹을 의미할 수 있다. 컴패니언의 데이터(예: 시공간 데이터, 사람 ID)는 타겟의 미래 위치를 예측하기 위해 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)을 학습시키는데 사용될 수 있다.
- [0041] 다양한 실시예에 따르면, 컴패니언 선택 모델(213)은 2개의 입력 브랜치(input branches)(301, 303)를 포함할 수 있다. 첫번째 입력 브랜치(301)는 제1 원 핫 표현 벡터(one hot represented vector)(ID_i)를 입력으로 받을 수 있다. 제1 원 핫 표현 벡터는 사람 i의 ID에 대한 벡터일 수 있다. 제1 원 핫 표현 벡터는 임베딩 레이어(embedding layer)(311)를 통과할 수 있다. 임베딩 레이어(311)은 임베딩 매트릭스를 이용하여 제1 원 핫 표현 벡터를 임베딩 벡터(eID_i)로 변환할 수 있다. 임베딩 벡터(eID_i)는 제1 텐스 레이어(dense layer)(313)를 통과할 수 있다.
- [0042] 다양한 실시예에 따르면, 두번째 입력 브랜치(303)는 제2 원 핫 표현 벡터(D_t)와 타임 슬롯 인덱스(T_t)를 입력으로 받을 수 있다. 제2 원 핫 표현 벡터(D_t)는 요일에 대한 벡터일 수 있다. 제2 원 핫 표현 벡터(D_t)와 타임 슬롯 인덱스(T_t)는 제2 텐스 레이어(315)를 통과할 수 있다. 제1 텐스 레이어(313)와 제2 텐스 레이어(315)는 동일한 수의 뉴런(neuron)을 포함할 수 있다. 예를 들어, 뉴런의 수는 위치(location)의 수와 같을 수 있다.
- [0043] 다양한 실시예에 따르면, 제1 텐스 레이어(313)와 제2 텐스 레이어(315)의 출력은 합산(예: 쌍별 합산(pairwise sum))(317)될 수 있다. 합산(317)된 출력은 소프트 맥스 레이어(softmax layer)(319)를 통과할 수 있다. 소프트 맥스 레이어는 사람의 현재 위치(current location)를 추정하기 위해 소프트 맥스 함수를 활성화할 수 있다.
- [0044] 다양한 실시예에 따르면, 제2 텐스 레이어의 가중치(weight)는 고정(frozen)되고, 제1 텐스 레이어(313)의 가중치와 임베딩 레이어(311)의 임베딩 매트릭스는 학습을 통해 업데이트 될 수 있다. 임베딩 레이어(311)의 임베딩 매트릭스는 업데이트를 통해 사람이 방문하는 위치들의 공간적-시간적 관계(spatial-temporal relationship)에 대해 더 많은 것을 학습할 수 있다.
- [0045] 다양한 실시예에 따르면, 임베딩 매트릭스(311)가 주어지면, 컴패니언 선택 모델(213)은 코사인 유사도 메트릭(cosine similarity metric)을 두 사람(u, v)에 대한 임베딩 벡터($\mathbf{u}$, $\mathbf{v}$)의 유사도 점수(similarity score)를 계산할 수 있다. 이를 아래 수학적식과 같이 나타낼 수 있다.

[0047] [수학적식 1]

$$\text{유사도 점수} = \frac{\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}}{\|\mathbf{u}\|_2 \|\mathbf{v}\|_2}$$

[0048]

[0050] 다양한 실시예에 따르면, 임베딩 레이어(311)의 임베딩 매트릭스는 시간 정보(예: 요일, 타임 슬롯 인덱스)를 이용하여 학습될 수 있으므로, 유사성 점수는 두 사람(u, v)의 움직임의 공간적-시간적 유사도를 나타내는 것일 수 있다. 예를 들어, 두 사람(u, v)가 비슷하게 움직일 경우 유사도 점수가 높을 수 있다. 코사인 유사도 메트릭은 타겟과 유사도가 가장 높은 사람(예: 컴패니언)을 선택하기 위한 것일 수 있다.

[0051] 다양한 실시예에 따르면, 타겟의 데이터와 컴패니언 선택 모델(213)에 의해 선택된 컴패니언의 데이터는 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(예: 도 2의 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219))의 입력으로 사용될 수 있다.

[0053] 도 4는 다양한 실시예에 따른 LDTI 인코더를 설명하기 위한 도면이다.

[0054] 도 4를 참조하면, 다양한 실시예에 따르면, 오토인코더(예: LDTI 오토인코더(215))는 인공 신경망(neural network)일 수 있다. 오토인코더는 입력 데이터의 밀도가 높은 표현을 학습할 수 있다. 오토인코더는 잠재 표현들(latent representations) 또는 코딩들(codings)로 표현될 수 있다. 오토인코더는 코딩들이 입력 데이터보다 훨씬 낮은 차원(dimensionality)을 가지기 때문에, 차원을 감소시키는데 유리할 수 있다.

[0055] 다양한 실시예에 따르면, LDTI 오토인코더(215)는 스택 오토인코더(stacked autoencoder)일 수 있다. LDTI 오토인코더(215)는 위치에 대한 원 핫 벡터(Lt), 요일에 대한 원 핫 벡터(Dt), 타임 슬롯에 대한 원 핫 벡터(Tt), 및 사람 ID에 대한 원 핫 벡터(IDi)를 입력(401)으로 받을 수 있다. LDTI 오토인코더(215)는 입력 벡터들(Lt, Dt, Tt, IDi)을 재구성할 수 있다. LDTI 오토인코더(215)는 시공간 및 개인 데이터(spatiotemporal and personal data)를 밀집한 잠재 표현(dense latent representations)(예: 압축된 원-핫 벡터)으로 압축할 수 있다. 밀집한 잠재 표현은 사람들의 복잡한 이동 특징들을 반영하는 것일 수 있다.

[0056] 다양한 실시예에 따르면, LDTI 오토인코더(215)는 입력 레이어(410), 히든 레이어(430), 및 출력 레이어(450)를 포함할 수 있다. 입력 레이어(410)은 입력 벡터들(Lt, Dt, Tt, IDi)을 서로 연결(concatenate)할 수 있다. 히든 레이어(430)는 3개의 히든 레이어(432, 434, 436)를 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 히든 레이어(430)는 입력 벡터들(Lt, Dt, Tt, IDi)의 전체 크기보다 훨씬 작기 때문에, LDTI 오토인코더(215)는 사람의 시공간 및 개인 데이터(예: 위치, 요일, 타임 슬롯 인덱스, 및 사람 ID에 대한 원-핫 벡터)를 압축할 수 있다. 히든 레이어(430)는 ReLU 활성화 함수(rectified linear unit activation function)를 사용할 수 있다. LDTI 오토인코더(215)의 출력(451)은 연결된 벡터(concatenated vector)(예: Lt, Dt, Tt, 및 IDi의 연결 벡터)이므로, 출력 레이어(450)는 시그모이드(sigmoid)를 활성화 함수로 사용할 수 있다. LDTI 오토인코더(215)는 학습을 위해 교차-엔트로피 손실(cross-entropy loss)를 사용할 수 있다. LDTI 오토인코더(215)의 인코더 부분(예: 도 2의 인코더 부분(217))은 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(예: 도 2의 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219))의 첫번째 레이어로 사용될 수 있다. 예를 들어, 입력 레이어(410), 히든 레이어 1(432), 및 히든 레이어 2(434)는 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)의 첫번째 레이어로 사용될 수 있다.

[0058] 도 5는 도 5는 다양한 실시예에 따른 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.

[0059] 도 5를 참조하면, 다양한 실시예에 따르면, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 LSTM 셀(long short term memory cell)을 포함하는 것일 수 있다. RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 타겟의 데이터와 컴패니언의 데이터를 입력으로 사용할 수 있다. 예를 들어, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 타겟의 데이터와 두명의 컴패니언의 데이터를 입력으로 사용할 수 있다. RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 타겟의 미래 위치를 예측할 수 있다. 예를 들어, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 5개의 미래 타임 슬롯에서 타겟의 위치를 예측할 수 있다.

- [0060] 다양한 실시예에 따르면, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 임베딩 레이어(510), 인코딩 레이어(530), 반복 레이어(530), 및 출력 레이어(570)를 포함할 수 있다.
- [0061] 다양한 실시예에 따르면, 임베딩 레이어(510)는 위치 임베딩 레이어(512), 사람 ID 임베딩 레이어(514)를 포함할 수 있다. 위치 임베딩 레이어(512)는 제1 임베딩 매트릭스를 학습할 수 있다. 제1 임베딩 매트릭스는 위치(예: 타겟 및 컴패니언을 포함하는 모든 사람의 위치)에 대한 원-핫 벡터를 차원 임베딩 벡터(dimensional embedding vector)로 변환하기 위한 것일 수 있다. 사람 ID 임베딩 레이어(514)는 제2 임베딩 매트릭스를 학습할 수 있다. 제2 임베딩 매트릭스는 사람의 ID(예: 타겟 및 컴패니언을 포함하는 모든 사람의 ID)에 대한 원-핫 벡터를 차원 임베딩 벡터로 변환하기 위한 것일 수 있다. 제1 임베딩 매트릭스와 제2 임베딩 매트릭스는 컴패니언 선택 모델(예: 도 3의 컴패니언 선택 모델(213)에 포함된 임베딩 레이어(311)의 임베딩 매트릭스와는 다른 것일 수 있다.
- [0062] 다양한 실시예에 따르면, 인코딩 레이어(530)는 LDTI 오토인코더의 인코더 부분(예: 도 4의 입력레이어(410), 히든레이어 1(432), 및 히든레이어 2(434))을 인코더(532)로 사용할 수 있다. 인코딩 레이어(530)는 인코더 부분(예: 도 4의 입력레이어(410), 히든레이어 1(432), 및 히든레이어 2(434))을 사용하여 타겟과 컴패니언의 시공간 및 개인 데이터(예: 위치, 요일, 타임 슬롯 인덱스, 사람 ID에 대한 원-핫 벡터)를 밀집한 잠재 표현(dense latent representations)(예: 압축된 원-핫 벡터)으로 압축할 수 있다. 인코딩 레이어(530)의 모든 인코더(532)는 고정(frozen)된 가중치(weight)를 가질 수 있다.
- [0063] 다양한 실시예에 따르면, 임베딩 레이어(510)의 출력(예: 차원 임베딩 벡터)과 인코딩 레이어(530)의 출력(예: 압축된 원-핫 벡터)은 연결(concatenate)되어 반복 레이어(550)로 입력될 수 있다. 반복 레이어(550)는 LSTM 셀(long short term memory cell)(552)을 포함할 수 있다.
- [0064] 다양한 실시예에 따르면, 출력 레이어(570)는 복수의 브랜치(branch)를 포함할 수 있다. 예를 들어, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)이 5개의 미래 타임 슬롯에서 타겟의 위치를 예측하는 경우, 출력 레이어(570)는 5개의 타임 슬롯에 대응하는 5개의 브랜치를 포함할 수 있다. 반복 레이어(550)의 출력(예: LSTM 셀의 마지막 숨겨진 상태(last hidden state))은 복수의 브랜치를 통과할 수 있다. 복수의 브랜치 각각은 제1 완전 연결 레이어(fully connected layer)(572), 드롭아웃 레이어(574), 제2 완전 연결 레이어(576)를 포함할 수 있다. 제1 완전 연결 레이어는 ReLU 활성화 기능을 가질 수 있다. 제2 완전 연결 레이어는 소프트맥스(softmax) 활성화 기능을 가질 수 있다.
- [0065] 다양한 실시예에 따르면, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 학습을 위해 교차-엔트로피 손실 함수(cross-entropy loss function)를 사용할 수 있다.
- [0067] 도 6은 다양한 실시예에 따른 사람의 미래 위치 예측 장치의 일 예를 나타내는 도면이다.
- [0068] 도 6를 참조하면, 사람의 미래 위치 예측 장치(600)는 메모리(601), 및 프로세서(603)를 포함할 수 있다.
- [0069] 다양한 실시예에 따르면, 메모리(601)는 프로세서(603)에 의해 실행가능한 인스트럭션들(예: 프로그램)을 저장할 수 있다. 예를 들어, 인스트럭션들은 프로세서(603)의 동작 및/또는 프로세서(603)의 각 구성의 동작을 실행하기 위한 인스트럭션들을 포함할 수 있다.
- [0070] 다양한 실시예에 따르면, 메모리(601)는 휘발성 메모리 장치 또는 불휘발성 메모리 장치로 구현될 수 있다. 휘발성 메모리 장치는 DRAM(dynamic random access memory), SRAM(static random access memory), T-RAM(thyristor RAM), Z-RAM(zero capacitor RAM), 또는 TTRAM(Twin Transistor RAM)으로 구현될 수 있다. 불휘발성 메모리 장치는 EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), 플래시(flash) 메모리, MRAM(Magnetic RAM), 스핀전달토크 MRAM(Spin-Transfer Torque(STT)-MRAM), Conductive Bridging RAM(CBRAM), FeRAM(Ferroelectric RAM), PRAM(Phase change RAM), 저항 메모리(Resistive RAM(RRAM)), 나노 튜브 RRAM(Nanotube RRAM), 폴리머 RAM(Polymer RAM(PoRAM)), 나노 부유 게이트 메모리(Nano Floating Gate Memory(NFGM)), 홀로그래픽 메모리(holographic memory), 분자 전자 메모리 소자(Molecular Electronic Memory Device), 및/또는 절연 저항 변화 메모리(Insulator Resistance Change Memory)로 구현될 수 있다.
- [0071] 다양한 실시예에 따르면, 프로세서(603)는 메모리(601)에 저장된 컴퓨터로 읽을 수 있는 코드(예를 들어, 소프트웨어) 및 프로세서(603)에 의해 유발된 인스트럭션(instruction)들을 실행할 수 있다. 프로세서(603)는 목적하는 동작들(desired operations)을 실행시키기 위한 물리적인 구조를 갖는 회로를 가지는 하드웨어로 구현된

데이터 처리 장치일 수 있다. 목적하는 동작들은 예를 들어, 프로그램에 포함된 코드(code) 또는 인스트럭션들(instructions)을 포함할 수 있다. 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치는 예를 들어, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙 처리 장치(central processing unit), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(Application-Specific Integrated Circuit), FPGA(Field Programmable Gate Array)를 포함할 수 있다.

[0072] 다양한 실시예에 따르면, 프로세서(603)에 의해 수행되는 동작은 도 2 내지 도 5을 참조하여 설명한 컴패니언 선택 모델(213), LDTI 오토인코더(215), 및 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)의 동작과 실질적으로 동일하다. 이에, 상세한 설명은 생략하도록 한다.

[0074] 도 7은 다양한 실시예에 따른 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델의 성능을 테스트하기 위해 사용된 데이터 세트 샘플을 나타낸다. 도 7의 (a)는 다트머스 데이터세트(dartmouth dataset)의 와이파이 로그 샘플(Wi-Fi log sample)을 나타내고, 도 7의 (b)는 버팔로/폰랩 데이터세트(buffalo/phonelab-dataset)의 와이파이 로그 샘플을 나타낸다.

[0075] 도 7을 참조하면, RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(예: 도 5의 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219))의 성능을 테스트하기 위해 다트머스 데이터 세트와 버팔로/폰랩 데이터 세트가 사용될 수 있다.

[0076] 다트머스 데이터세트는 다트머스 대학 캠퍼스에 있는 13,888명의 모바일 사용자의 로그 파일을 제공하는 것일 수 있다. 버팔로/폰랩 데이터세트는 버팔로 대학교의 284개의 그룹(예: 교수, 직원, 및 학생들의 그룹)에 의해 운반(carried)된 스마트폰의 데이터일 수 있다. 다트머스 데이터세트와 버팔로/폰랩 데이터세트는 대규모의 와이파이 추적 데이터세트일 수 있다. 와이파이의 통신 범위는 비교적 좁기 때문에, 와이파이에 연결된 AP의 위치는 모바일 사용자의 위치로 간주될 수 있다. 따라서, 사람(예: 모바일 사용자)의 위치는 연결된 AP들의 시퀀스(sequence)로 표현될 수 있다.

[0078] 도 8은 전처리과정을 거친 도 7에 도시된 두개의 데이터세트의 통계를 나타낸다.

[0079] 도 8을 참조하면, 도 7에 도시된 다트머스 데이터세트의 샘플과 버팔로/폰랩 데이터세트의 샘플은 서로 다른 시간 간격으로 수집되므로, RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(예: 도 5의 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219))이 두 데이터세트에 포함된 모바일 사용자의 이동성 패턴을 학습하기 어려울 수 있다. 따라서, 두 데이터세트는 전처리(preprocess)되어야 할 필요성이 있을 수 있다. 두 데이터세트에는 모바일 사용자의 위치 정보를 포함하지 않는 타임 슬롯들이 존재할 수 있다. 예를 들어, 모바일 기기의 와이파이 연결이 끊기거나, 모바일 기기의 전원이 꺼지는 경우에, 위치 정보를 포함하지 않는 타임 슬롯이 존재할 수 있다. 위치 정보를 포함하지 않는 타임 슬롯에서의 모바일 사용자의 위치 정보를 나타내기 위해, 더미 레이블(dummy label)이 할당될 수 있다.

[0081] 도 9은 다양한 실시예에 따른 RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델의 성능의 일 예를 나타내는 도면이다. 도 9의 (a)는 다트머스 데이터세트를 이용한 테스트 결과를 나타내고, 도 9의 (b)는 버팔로/폰랩 데이터세트를 이용한 테스트 결과를 나타낸다.

[0082] 도 9을 참조하면, 다양한 실시예에 따르면, RNN 기반 사람의 미래 위치 예측 모델(예: 도 5의 RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219))은 복수의 미래 타임 슬롯에서 타겟의 위치를 예측할 수 있다. 예를 들어, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 5개의 타임 슬롯(예: t , $t+1$, $t+4$, $t+8$, $t+12$, $t+16$ 의 타임 슬롯)에서 타겟의 위치를 예측할 수 있다. 타임 슬롯의 간격은 사용자에게 의해 설정될 수 있다. 예를 들어, 타임 슬롯의 간격은 15분으로 설정될 수 있다. 다양한 실시예에 따르면, RNN-기반 사람의 미래 위치 예측 모델(219)은 다트머스 데이터세트와 버팔로/폰랩 데이터세트를 이용한 테스트 모두에서 가장 우수한 정확도를 가짐을 확인할 수 있다.

[0084] 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 들

어, 프로세서, 컨트롤러, 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.

[0085] 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 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 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.

[0086] 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.

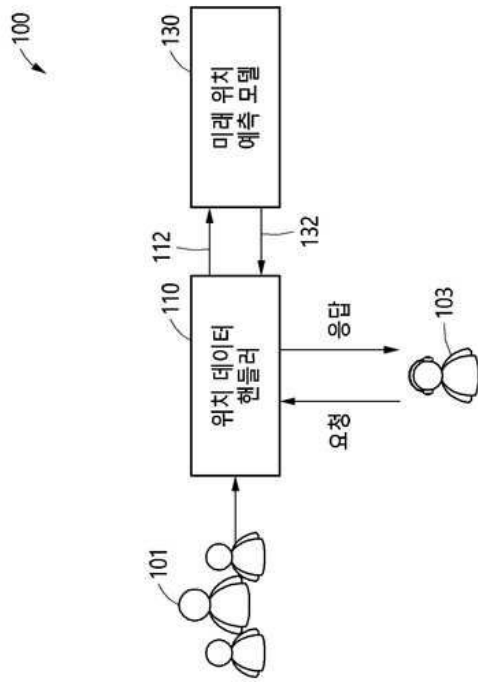
[0087] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0088] 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.

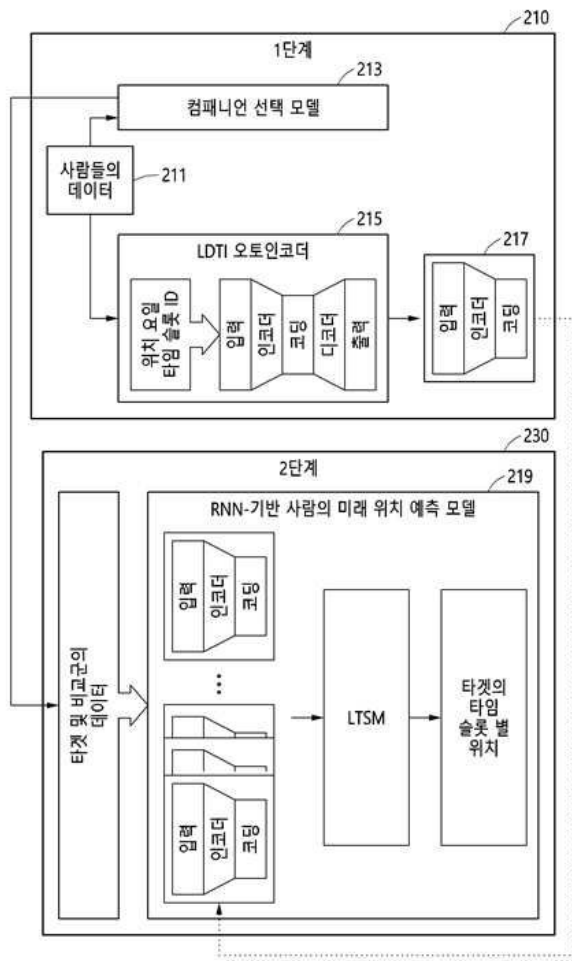
[0089] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

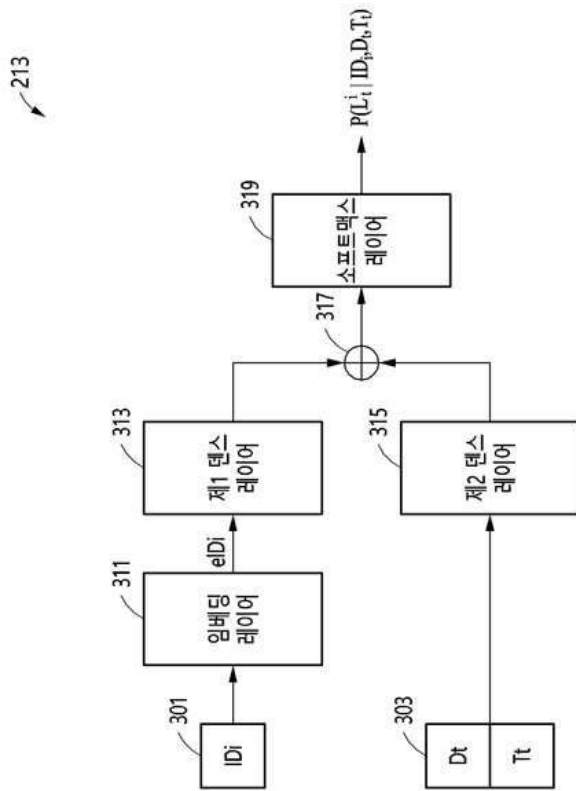
도면1



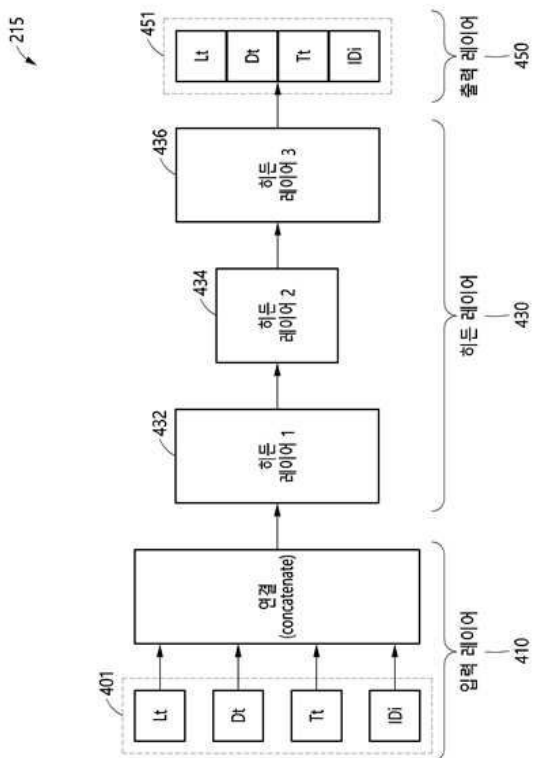
도면2



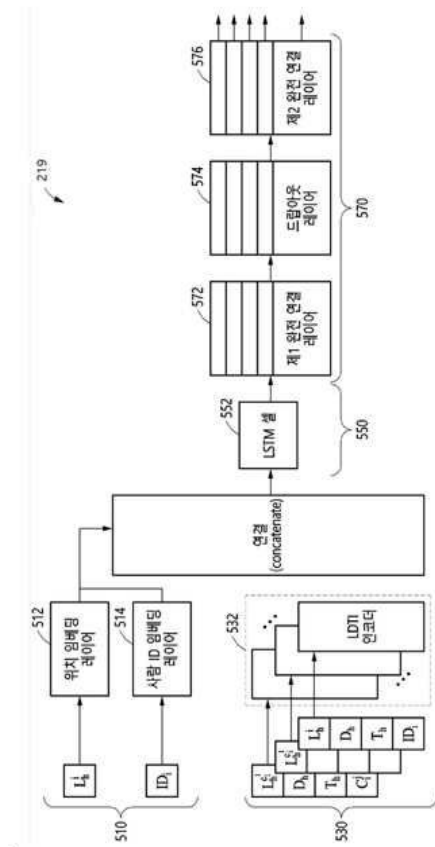
도면3



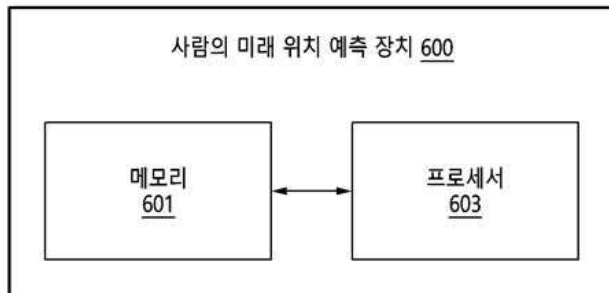
도면4



도면5



도면6



도면7

다트머스 데이터세트의 Wi-Fi-로그 정보	
타임 스탬프	AP 연결 정보
1031790286	레스 블드 g69AP3
1031798783	꺼짐
1031826905	레스 블드 g69AP3
1031917687	꺼짐

(a)

버팔로/폰랩 데이터세트의 Wi-Fi-로그 정보		
SSID	BSSID	UB 타임스탬프
258365	170739	1416937127.720163
88840	729307	1416937127.720163
88840	729307	1416937127.720163

(b)

도면8

두 데이터 세트의 통계		
	다트머스	UB
사용자 수	50	50
위치 수(AP)	623+1 더미	1243+1 더미
하루의 시간 슬롯 수	41	41
실험 기간	118일	90일

도면9

