

(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2023-0048720  
(43) 공개일자 2023년04월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06Q 50/10 (2012.01) G06N 20/00 (2019.01)  
G06N 3/08 (2023.01) H04W 4/029 (2018.01)  
(52) CPC특허분류  
G06Q 50/10 (2015.01)  
G06N 20/00 (2021.08)  
(21) 출원번호 10-2021-0131497  
(22) 출원일자 2021년10월05일  
심사청구일자 2021년10월05일

(71) 출원인  
고려대학교 산학협력단  
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)  
(72) 발명자  
정연돈  
서울특별시 중구 청계천로 400, 105-812  
이건우  
서울특별시 강남구 삼성로 212 은마아파트 23동 709호  
(74) 대리인  
김홍석

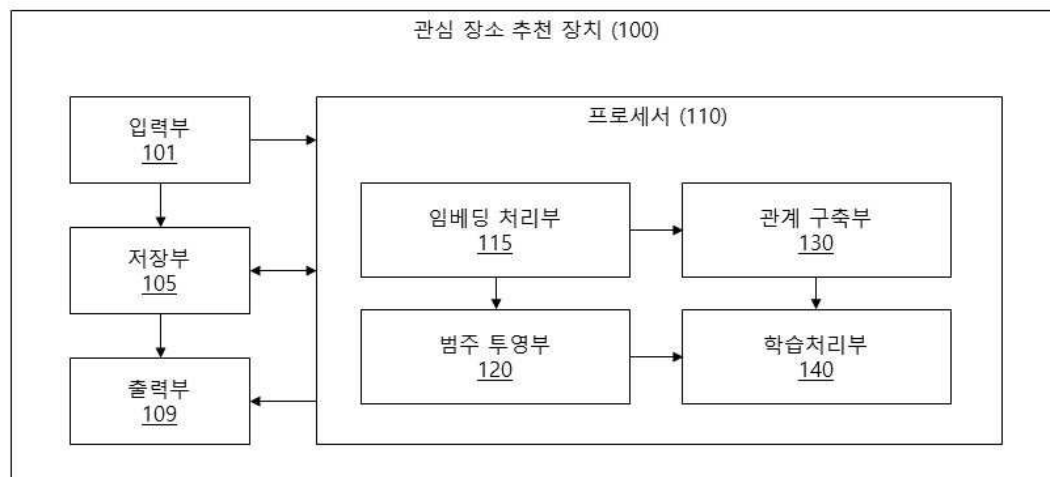
전체 청구항 수 : 총 10 항

## (54) 발명의 명칭 관심 장소 추천 장치 및 방법

## (57) 요약

관심 장소 추천 장치 및 방법에 관한 것으로, 관심 장소 추천 장치는 특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과에 대해, 상기 특정한 시점의 장소에 대한 장소 임베딩 벡터를 부가함으로써 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득하는 범주 투영부, 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하고, 상기 적어도 하나의 가중치를 기반으로 관계 임베딩 벡터를 획득하는 관계 구축부 및 상기 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 상기 관계 임베딩 벡터를 이용하여 학습을 수행하는 학습 처리부를 포함할 수 있다.

## 대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

*G06N 3/08* (2023.01)

*H04W 4/029* (2020.05)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |                               |
|-------------|-------------------------------|
| 과제고유번호      | 1711127329                    |
| 과제번호        | 2020R1A2C2013286              |
| 부처명         | 과학기술정보통신부                     |
| 과제관리(전문)기관명 | 한국연구재단                        |
| 연구사업명       | 개인기초연구(과기정통부)(R&D)            |
| 연구과제명       | 대규모 분산 딥러닝을 위한 인메모리 텐서 데이터베이스 |
| 기 여 율       | 1/2                           |
| 과제수행기관명     | 고려대학교                         |
| 연구기간        | 2021.03.01 ~ 2022.02.28       |

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

|             |                         |
|-------------|-------------------------|
| 과제고유번호      | 1711126325              |
| 과제번호        | 2020-0-01819-002        |
| 부처명         | 과학기술정보통신부               |
| 과제관리(전문)기관명 | 정보통신기획평가원               |
| 연구사업명       | 정보통신방송혁신인재양성(R&D)       |
| 연구과제명       | ICT명품인재양성(고려대학교)        |
| 기 여 율       | 1/2                     |
| 과제수행기관명     | 고려대학교산학협력단              |
| 연구기간        | 2021.01.01 ~ 2021.12.31 |

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과에 대해, 상기 특정한 시점의 장소에 대한 장소 임베딩 벡터를 부가함으로써 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득하는 범주 투영부;

과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하고, 상기 적어도 하나의 가중치를 기반으로 관계 임베딩 벡터를 획득하는 관계 구축부; 및

상기 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 상기 관계 임베딩 벡터를 이용하여 학습을 수행하는 학습 처리부;를 포함하는 관심 장소 추천 장치.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과는,

상기 특정한 시점의 범주 임베딩 벡터와 상기 사용자 임베딩 벡터의 내적에 따라 획득된 투영 행렬을 포함하는 관심 장소 추천 장치.

#### 청구항 3

제1항에 있어서,

상기 관계 구축부는, 상기 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터 및 상기 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 연결하여 연결된 벡터를 획득하고, 상기 연결된 벡터를 어텐션 네트워크에 입력하고, 상기 어텐션 네트워크의 출력 결과 및 사용자 임베딩 벡터를 이용하여 상기 가중치를 획득하는 관심 장소 추천 장치.

#### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 관계 구축부는, 적어도 하나의 과거 시점에 방문한 적어도 하나의 장소에 대한 적어도 하나의 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하고, 상기 적어도 하나의 가중치 및 적어도 하나의 장소 임베딩 벡터를 가중합하여 상기 관계 임베딩 벡터를 획득하는 관심 장소 추천 장치.

#### 청구항 5

제1항에 있어서,

상기 학습 처리부는,

상기 범주가 투영된 임베딩 벡터에 상기 관계 임베딩 벡터를 부가한 결과가, 다음 시점의 투영 행렬 및 다음 시점의 장소 임베딩 벡터 간의 내적 결과와 동일하거나 근사하도록 학습을 수행하는 관심 장소 추천 장치.

#### 청구항 6

특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과를 획득하는 단계;

상기 특정한 시점의 장소에 대한 장소 임베딩 벡터를 부가함으로써 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득하는 단계;

과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베

딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하는 단계;

상기 적어도 하나의 가중치를 기반으로 관계 임베딩 벡터를 획득하는 단계; 및

상기 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 상기 관계 임베딩 벡터를 이용하여 학습을 수행하는 단계;를 포함하는 관심 장소 추천 방법.

#### 청구항 7

제6항에 있어서,

상기 특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과는,

상기 특정한 시점의 범주 임베딩 벡터와 상기 사용자 임베딩 벡터의 내적에 따라 획득된 투영 행렬을 포함하는 관심 장소 추천 방법.

#### 청구항 8

제6항에 있어서,

상기 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하는 단계는,

상기 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터 및 상기 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 연결하여 연결된 벡터를 획득하는 단계;

연결된 벡터를 어텐션 네트워크에 입력하는 단계; 및

상기 어텐션 네트워크의 출력 결과 및 사용자 임베딩 벡터를 이용하여 상기 가중치를 획득하는 단계;를 포함하는 관심 장소 추천 방법.

#### 청구항 9

제6항에 있어서,

상기 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하는 단계는,

적어도 하나의 과거 시점에 방문한 적어도 하나의 장소에 대한 적어도 하나의 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하는 단계; 및

상기 적어도 하나의 가중치 및 적어도 하나의 장소 임베딩 벡터를 가중합하여 상기 관계 임베딩 벡터를 획득하는 단계;를 포함하는 관심 장소 추천 방법.

#### 청구항 10

제6항에 있어서,

상기 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 상기 관계 임베딩 벡터를 이용하여 학습을 수행하는 단계는,

상기 범주가 투영된 임베딩 벡터에 상기 관계 임베딩 벡터를 부가한 결과가, 다음 시점의 투영 행렬 및 다음 시점의 장소 임베딩 벡터 간의 내적 결과와 동일하거나 근사하도록 학습을 수행하는 단계;를 포함하는 관심 장소 추천 방법.

### 발명의 설명

### 기술 분야

[0001]

관심 장소 추천 장치 및 방법에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002]

정보 통신 기술의 발달에 따라 스마트폰이나 태블릿 피씨와 같이 다양한 기능을 수행할 수 있는 휴대용 정보처리장치가 널리 이용되고 있다. 최근 이러한 휴대용 장치는 글로벌 포지셔닝 시스템(GPS: Global Positioning

System)이나 갈릴레오(GALILEO) 등과 같이 휴대용 장치의 위치를 측정할 수 있는 부품을 내장하고 있는 경우가 많다. 이에 따라 이러한 부품이나 장치를 이용한 위치 기반 서비스(LBS: Location-based Service)의 개발, 제공 및 이용도 급속히 증가하고 있는 추세이다. 사용자가 관심있을 만한 장소(음식점, 관광지, 숙박시설, 공공시설 또는 사무소 등)를 추천하는 장소 추천 서비스도 이러한 위치 기반 서비스 중 하나이다. 장소 추천 서비스를 구현하기 위한 방법으로는 협업 필터링(collaborative filtering) 기술이 있다. 협업 필터링 기술은, 다수의 사용자로부터 수집한 대량의 행동을 학습하여 유사한 취향의 특정 사용자의 다음 행동을 예측하고 예측 결과를 기반으로 다음 방문 장소를 추천하는 시스템 또는 방법이다. 지식 그래프 기반 추천 시스템 또는 방법은 이러한 협업 필터링 기술 중 하나로, 둘 이상의 노드(객체)와, 둘 이상의 노드를 상호 연결하는 엣지(관계)를 기반으로 생성된 지식 그래프를 이용하여 아이템을 선택하고, 사용자에게 아이템을 추천하도록 설계되어 있다. 예를 들어, 트랜스랙(TransRec)은 사용자와 아이템을 저차원의 임베딩 벡터로 변환하고, 변환된 임베딩 벡터의 결합을 통하여 사용자와 아이템 간의 관계를 표현한 후, 이를 이용하여 사용자에게 선택된 아이템을 추천할 수 있다. 그러나, 트랜스랙(TransRec) 등과 같이 지식 그래프 기반 추천 시스템 또는 방법은, 사용자와 아이템 간의 일대일 관계에서는 잘 동작하나, 일대다 또는 다대다 관계에서는 제대로 적용하기 어려운 문제점이 있다. 따라서, 트랜스랙 등의 지식 그래프 기반 추천 시스템 또는 방법은 사용자가 원하는 다음 장소를 보다 정확하게 예측하기 어려웠고, 다음 장소의 추천 성능이 저하될 수밖에 없는 한계점이 있었다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

- [0003] 사용자의 관심 장소(POI: Point-of-Interest, 관심 지점 등으로도 지칭 가능함)를 더욱 적절하고 정확하게 판단 및 예측하고, 판단 및 예측된 관심 장소를 사용자에게 제공할 수 있는 관심 장소 추천 장치 및 방법을 제공하는 것을 해결하고자 하는 과제로 한다.

### 과제의 해결 수단

- [0004] 상술한 과제를 해결하기 위하여 관심 장소 추천 장치 및 방법이 제공된다.
- [0005] 관심 장소 추천 장치는, 특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과에 대해, 상기 특정한 시점의 장소에 대한 장소 임베딩 벡터를 부가함으로써 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득하는 범주 투영부, 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하고, 상기 적어도 하나의 가중치를 기반으로 관계 임베딩 벡터를 획득하는 관계 구축부 및 상기 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 상기 관계 임베딩 벡터를 이용하여 학습을 수행하는 학습 처리부를 포함할 수 있다.
- [0006] 관심 장소 추천 방법은, 특정한 시점의 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터와 사용자 임베딩 벡터의 조합 결과를 획득하는 단계와, 상기 특정한 시점의 장소에 대한 장소 임베딩 벡터를 부가함으로써 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득하는 단계와, 과거 시점에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터와, 과거 시점에 방문한 장소가 속한 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 이용하여 적어도 하나의 가중치를 획득하는 단계와, 상기 적어도 하나의 가중치를 기반으로 관계 임베딩 벡터를 획득하는 단계와, 상기 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 상기 관계 임베딩 벡터를 이용하여 학습을 수행하는 단계를 포함할 수도 있다.

## 발명의 효과

- [0007] 상술한 관심 장소 추천 장치 및 방법에 의하면, 사용자의 관심 장소를 더욱 적절하고 정확하게 판단 및 예측하고, 판단 및 예측된 관심 장소를 사용자에게 제공할 수 있는 장점을 얻을 수 있다.
- [0008] 상술한 관심 장소 추천 장치 및 방법에 의하면, 어텐션 메커니즘(attention mechanism)을 기반으로 학습을 수행함으로써, 입력 데이터의 불변성 및 입력 데이터 간의 크기 차이에 따른 정보 손실을 방지하거나 최소화할 수 있게 되고, 이에 따라 학습 성능의 저하를 막을 수 있는 장점도 존재한다.
- [0009] 상술한 관심 장소 추천 장치 및 방법에 의하면, 사용자의 관심 장소의 예측의 정확도가 개선되므로, 이를 기반으로 하는 장소 추천 서비스나 이를 이용하는 소셜 네트워크 서비스의 성능을 향상시킬 수 있게 되는 효과도 얻을 수 있다.

## 도면의 간단한 설명

[0010] 도 1은 관심 장소 추천 장치의 일 실시예에 대한 블록도이다.

도 2는 프로세서의 일 실시예에 대한 블록도이다.

도 3은 프로세서의 동작의 일 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 가중치 획득부의 일 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 관심 장소 추천 장치의 효과를 설명하기 위한 그래프 도면이다.

도 6은 관심 장소 추천 방법의 일 실시예에 대한 흐름도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0011] 이하 명세서 전체에서 동일 참조 부호는 특별한 사정이 없는 한 동일 구성요소를 지칭한다. 이하에서 사용되는 '부'가 부가된 용어는, 소프트웨어 및/또는 하드웨어로 구현될 수 있으며, 실시예에 따라 하나의 '부'가 하나의 물리적 또는 논리적 부품으로 구현되거나, 복수의 '부'가 하나의 물리적 또는 논리적 부품으로 구현되거나, 하나의 '부'가 복수의 물리적 또는 논리적 부품들로 구현되는 것도 가능하다. 명세서 전체에서 어떤 부분이 다른 부분과 연결되어 있다고 할 때, 이는 어떤 부분과 다른 부분이 상호 간에 물리적으로 연결되었음을 의미할 수도 있고, 및/또는 전기적으로 연결되었음을 의미할 수도 있다. 또한, 어떤 부분이 다른 부분을 포함한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 부분 이외의 또 다른 부분을 제외하는 것이 아니며, 설계자의 선택에 따라서 또 다른 부분을 더 포함할 수 있음을 의미한다. 제1 내지 제N(N은 1 이상의 자연수) 등의 표현은, 적어도 하나의 부분(들)을 다른 부분(들)으로부터 구분하기 위한 것으로, 특별한 기재가 없는 이상 이들이 순차적임을 반드시 의미하지는 않는다. 또한 단수의 표현은 문맥상 명백하게 예외가 있지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.

[0012] 이하 도 1 내지 도 5를 참조하여 관심 장소 추천 장치의 일 실시예를 설명하도록 한다.

[0013] 도 1은 관심 장소 추천 장치의 일 실시예에 대한 블록도이다.

[0014] 도 1에 도시된 바에 의하면, 일 실시예에 있어서, 관심 장소 추천 장치(100)는, 장소 추천에 필요한 연산/제어 등을 수행하는 프로세서(110)를 포함할 수 있고, 필요에 따라 입력부(101), 저장부(105) 및 출력부(109) 중 적어도 하나를 더 포함할 수도 있다.

[0015] 입력부(101)는, 관심 장소 추천 장치(100)의 동작에 필요한 데이터, 명령/지시 또는 프로그램(앱, 애플리케이션 또는 소프트웨어 등으로 지칭 가능함)을 수신하고, 수신한 데이터 등을 저장부(150)나 프로세서(110)로 전달할 수 있다.

[0016] 예를 들어, 입력부(101)는, 학습을 위한 정보(일례로 적어도 하나의 사용자(들)이 방문한 장소(들)에 대한 정보)를 수신할 수 있다. 여기서, 장소(들)에 대한 정보는, 일례로 적어도 하나의 장소를 포함할 수 있으며, 적어도 하나의 장소는 적어도 하나의 범주(category)로 분류된 것일 수 있다. 다시 말해서, 장소(들)에 대한 정보는 적어도 하나의 장소 각각에 대응하는 적어도 하나의 범주(category)를 포함할 수 있으며, 설계자의 선택에 따라 적어도 하나의 범주는 적어도 하나의 장소 각각에 대해 태깅된 메타 데이터 형태로 마련된 것일 수도 있다. 실시예에 따라서, 학습을 위한 정보는, 예를 들어, 사용자(들)에 대한 정보를 더 포함하는 것도 가능하다.

[0017] 또한, 입력부(101)는 장소 추천을 위한 정보를 수신할 수도 있다. 장소 추천을 위한 정보는, 예를 들어, (예를 들어, 추천 받을 사용자에게 대한 정보나 추천 받을 사용자가 기 방문한 장소 등에 대한 정보 등을 포함할 수 있고, 사용자가 기 방문한 장소에 대한 정보도 상술한 바와 같이 적어도 하나의 범주에 대한 정보를 더 포함할 수도 있다.

[0018] 이외에도 입력부(101)는, 장소 추천에 대한 요청을 수신하거나, 장소 추천을 위한 프로그램(학습 알고리즘을 포함 가능함), 이의 설치 파일 또는 이를 갱신하기 위한 파일 등을 수신하도록 마련되는 것도 가능하다.

[0019] 입력부(101)는, 예를 들어, 키보드, 마우스, 태블릿, 터치 스크린, 터치 패드, 트랙 볼, 트랙패드, 스캐너 장치, 영상 촬영 모듈, 초음파 스캐너, 동작 감지 센서, 진동 센서, 수광 센서, 감압 센서, 근접 센서 및/또는 마이크로 폰 등을 포함할 수도 있고, 외부의 다른 장치(일례로 휴대용 메모리 장치 등)로부터 데이터 등의 수신 이 가능한 데이터 입출력 단자나, 외부의 다른 장치와 유무선 통신 네트워크를 통해 연결되는 통신 모듈(일례로 랜 카드, 근거리 통신 모듈 또는 이동통신 모듈 등) 등을 포함할 수도 있다.

- [0020] 저장부(105)는 관심 장소 추천 장치(100)의 동작에 필요한 데이터나 프로그램 등을 일시적 또는 비일시적으로 저장하고, 프로세서(110)의 호출에 따라 프로세서(110)에 데이터 등을 제공할 수 있게 마련된다. 예를 들어, 저장부(105)는 입력부(101)가 획득한 데이터(일례로 사용자(들)에 대한 정보와, 해당 사용자(들)이 방문한 장소(들)에 대한 정보와, 방문한 장소가 속한 하나 이상의 범주에 대한 정보 등)을 저장하거나, 프로세서(110)의 처리 과정에서 생성된 데이터(사용자 임베딩, 범주 임베딩, 투영 행렬, 장소 임베딩, 관계 임베딩 또는 예측된 관심 장소 등)을 저장할 수 있다. 저장부(105)는, 예를 들어, 주기억장치 및 보조기억장치 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 주기억장치는 롬(ROM) 및/또는 램(RAM)과 같은 반도체 저장 매체를 이용하여 구현 가능하고, 보조기억장치는, 플래시 메모리, 플래시 메모리를 이용한 저장 매체(일례로 솔리드 스테이트 드라이브(SSD: Solid State Drive) 등), 하드 디스크 드라이브(HDD), 콤팩트 디스크(CD), 디브이디(DVD) 또는 레이저 디스크 등과 같이 데이터를 영구적 또는 반영구적으로 기록할 수 있는 적어도 하나의 저장 매체를 이용하여 구현 가능하다.
- [0021] 출력부(109)는 관심 장소 추천 장치(100)의 동작에 관련된 정보나 프로그램 등을 외부로 출력할 수 있다. 예를 들어, 출력부(109)는 프로세서(110)가 결정 및 획득한 적어도 하나의 추천 장소(즉, 적어도 하나의 관심 장소)를 시각적 또는 청각적으로 출력하여 사용자에게 제공할 수도 있고, 및/또는 추천 장소를 다른 정보처리장치(미도시, 일례로 스마트폰, 데스크톱 컴퓨터 또는 서버용 하드웨어 장치 등)로 유무선통신네트워크를 통해 전달할 수도 있다. 또한, 다른 예를 들어, 출력부(109)는 프로세서(110)에 의해 훈련된 학습 알고리즘이나 이를 포함하는 모듈이나 프로그램 등을 또 다른 정보처리장치(미도시) 등으로 전달하여, 또 다른 정보처리장치가 훈련된 학습 알고리즘을 기반으로 사용자 등에게 장소 추천 동작을 수행하도록 할 수도 있다. 출력부(109)는, 예를 들어, 디스플레이, 프린터 장치, 스피커 장치, 영상 출력 단자, 데이터 입출력 단자 또는 통신 모듈 등을 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0022] 실시예에 따라, 상술한 입력부(101), 저장부(105) 및 출력부(109) 중 적어도 하나는, 관심 장소 추천 장치(100)와 일체형으로 마련된 것일 수도 있고, 또는 물리적으로 분리 가능하게 마련된 것일 수도 있다.
- [0023] 프로세서(110)는, 입력부(101)를 통해 입력되거나 저장부(105)에 저장된 사용자, 장소 및/또는 범주에 대한 정보를 이용하여 학습 알고리즘을 관심 장소를 적절히 추천할 수 있도록 훈련시키거나, 및/또는 훈련된 학습 알고리즘과 입력된 데이터를 기반으로 관심 장소를 결정할 수도 있다. 또한, 프로세서(110)는, 필요에 따라, 관심 장소 추천 장치(100)의 전반적인 동작을 제어할 수 있으며, 예를 들어, 제어 신호를 생성하고 생성한 제어 신호를 입력부(101), 저장부(105) 또는 출력부(109) 등에 전달하여 이들이 제어 신호에 따라 동작하도록 할 수도 있다. 일 실시예에 의하면, 프로세서(110)는, 예를 들어, 중앙 처리 장치(CPU: Central Processing Unit), 마이크로 컨트롤러 유닛(MCU: Micro Controller Unit), 애플리케이션 프로세서(AP: Application Processor), 전자 제어 유닛(ECU: Electronic Controlling Unit), 기본보드 관리 컨트롤러(BMC: Baseboard Management Controller), 마이컴(Micom: Micro Processor) 및/또는 이외 각종 연산 및 제어 처리를 수행할 수 있는 적어도 하나의 전자 장치 등을 포함할 수 있다. 이들 처리 또는 제어 장치는, 예를 들어, 하나 또는 둘 이상의 반도체 칩, 회로 또는 관련 부품 등을 단독으로 이용하거나 조합하여 구현된 것일 수도 있다.
- [0024] 도 2는 프로세서의 일 실시예에 대한 블록도이다.
- [0025] 도 1 및 도 2에 도시된 바에 의하면, 프로세서(110)는 임베딩 처리부(115)와, 범주 투영부(120)와, 관계 구축부(130)와, 학습 처리부(140)를 포함할 수 있다. 임베딩 처리부(115), 범주 투영부(120), 관계 구축부(130) 및 학습 처리부(140) 중 적어도 둘은, 논리적으로 또는 물리적으로 구분되어 구현될 수 있으며, 논리적으로 구분되는 경우, 이들은 하나의 물리적 프로세서(일례로 중앙 처리 장치 반도체 칩 등)에 의해 구현될 수 있고, 물리적으로 구분되는 경우, 이들은 둘 이상의 분리된 물리적 프로세서에 의해 구현될 수도 있다.
- [0026] 임베딩 처리부(115)는 입력 또는 저장된 데이터를 학습 처리(훈련 또는 결정 등)가 가능한 벡터 형태로 변환하여, 데이터에 대응하는 하나 또는 일 군의 임베딩 벡터를 획득하고, 획득한 임베딩 벡터를 범주 투영부(120) 및 관계 구축부(130) 중 적어도 하나로 전달할 수 있다.
- [0027] 일 실시예에 따르면, 임베딩 처리부(115)는 하나 이상의 사용자에게 대한 정보(학습 알고리즘의 훈련을 위한 다수의 사용자에게 대한 정보 및/또는 관심 장소 판단의 목적이 되는 사용자에게 대한 정보 등)를 기반으로 사용자 임베딩 벡터를 획득하고 획득한 사용자 임베딩 벡터를 범주 투영부(120)로 전달하거나, 및/또는 다수의 사용자 또는 관심 장소 판단의 목적이 되는 사용자가 방문했거나 방문하고 있는 하나 이상의 장소에 대한 정보를 기반으로 장소 임베딩 벡터를 획득하고 획득한 장소 임베딩 벡터를 관계 구축부(130)로 전달할 수 있다. 이 경우, 임베딩 처리부(115)는 사용자의 과거 방문 장소마다 장소 임베딩 벡터를 생성할 수 있으며, 예를 들어, 소정의 시점 별

로 방문한 장소에 대응하는 하나 이상의 장소 임베딩 벡터를 획득할 수도 있다.

[0028] 또한, 임베딩 처리부(115)는 적어도 하나의 범주에 대한 정보를 기반으로 범주 임베딩 벡터를 더 획득하고, 획득한 범주 임베딩 벡터를 범주 투영부(120) 및 관계 구축부(130) 중 적어도 하나로 전달할 수도 있다. 여기서, 범주는 하나 이상의 장소를 각각마다 미리 정의된 기준에 따라 분류한 것이다. 사용자가 방문 가능한 전체 장소는 그 개수가 매우 많은 반면에, 실제로 사용자가 방문하는 장소는 상대적으로 극히 적다. 즉, 사용자의 실제 방문 장소에 대한 데이터는 매우 희박한(sparse) 데이터이다. 이 경우, 개별 장소 대신에 장소에 대한 범주를 기반으로 분석을 수행하면, 사용자의 성향을 보다 용이하게 판별할 수 있게 된다.

[0029] 도 3은 프로세서의 동작의 일 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

[0030] 범주 투영부(120)는, 장소에 대한 범주를 반영하여 각각의 사용자마다 서로 상이한 임베딩 벡터가 대응될 수 있도록 할 수 있다. 범주 투영부(120)는, 일 실시예에 있어서, 투영 행렬 획득부(121) 및 장소 임베딩 부가부(122)를 포함할 수 있다.

[0031] 투영 행렬 획득부(121)는 사용자 임베딩 및 범주 임베딩을 조합하고, 조합 결과를 생성하여 획득할 수 있다. 여기서, 조합 결과는 투영 행렬을 포함할 수 있다. 예를 들어, 투영 행렬 획득부(121)는, 도 2 및 도 3에 도시된 바와 같이, 사용자 임베딩 벡터( $\Theta_u$ )와 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t}$ )를 곱하여(내적하여), 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ )을 계산할 수 있다(즉,  $M_{u,c,t} = \Theta_u \times \Theta_{c,t}$ ). 여기서, 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t}$ )는 사용자가 특정한 시간(t)에 방문한 장소( $p_t$ )가 속하는 범주에 대응하는 임베딩 벡터를 포함할 수 있다. 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ )은 장소 임베딩 부가부(122)로 전달될 수 있다.

[0032] 장소 임베딩 부가부(122)는, 투영 행렬 획득부(121)로부터 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ )을 수신하고, 수신한 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ )에 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t}$ )를 부가하여, 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득한다. 여기서, 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t}$ )는 사용자가 소정 시간(t)에 방문한 장소( $p_t$ )에 대응하는 임베딩 벡터를 포함할 수 있다. 보다 구체적으로 장소 임베딩 부가부(122)는 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ ) 및 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t}$ )에 대한 내적을 수행하여(즉,  $M_{u,c,t} \times \Theta_{p,t}$ ), 범주가 투영된 임베딩 벡터를 획득할 수 있다.

[0033] 범주가 투영된 임베딩 벡터는 학습 처리부(140)로 전달될 수 있다.

[0034] 상술한 범주 투영부(120)의 동작은 하기의 수학적 식 1로 표현될 수 있다.

[0035] [수학적 식 1]

$$M_{u,c,t} = \theta_u \theta_{c,t}^T + I$$

[0037] 수학적 식 1에서  $M_{u,c,t}$ 는 투영 행렬을,  $\theta_u$ 는 사용자 임베딩 벡터를,  $\theta_{p,t}$ 는 범주 임베딩 벡터를 의미한다. I는 단위행렬이다.

[0038] 관계 구축부(130)는, 하나 이상의 장소와, 하나 이상이 다른 장소 간의 관계를 구축하여 획득할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 관계 구축부(130)는 사용자의 과거 장소 이동 패턴에 따라 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 구축할 수 있으며, 어텐션 메커니즘을 이용하여 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 생성할 수도 있다. 어텐션 메커니즘을 기반으로 한 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )의 획득은, 사용자 임베딩 벡터가 고정되어 있어 다양한 장소와 장소 간의 관계를 표현하기 어렵다는 문제점을 해결할 수 있다.

[0039] 도 2 및 도 3에 도시된 바와 같이, 일 실시예에 있어서, 관계 구축부(130)는 가중치 획득부(131) 및 관계 임베딩 처리부(132)를 포함할 수 있다.

[0040] 도 4는 가중치 획득부의 일 실시예를 설명하기 위한 도면이다.

[0041] 가중치 획득부(130)는 특정한 다른 시점( $t-\omega+1$ )에 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-\omega+1}$ )와 해당 장소의 범주에 대한 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t-\omega+1}$ )를 수신하고, 이를 이용하여 가중치를 획득할 수 있다. 여기서, 특정한 다른 시점( $t-\omega+1$ )은 과거 시점을 포함할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 가중치 획득부(130)는, 어텐션 네트워크(131-1)를 이용하여, 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-\omega+1}$ )와 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t-\omega+1}$ )에 대응하는 가중치( $\alpha_{t-\omega+1}$ ,

이하 어텐션 가중치)를 획득할 수도 있다.

[0042] 보다 구체적으로 가중치 획득부(130)는, 도 4에 도시된 바와 같이, 특정 시점( $t-\omega+1$ )에 관한 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-\omega+1}$ ) 및 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t-\omega+1}$ )가 각각 입력되면, 먼저 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-\omega+1}$ )와 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t-\omega+1}$ )를 상호 연결(concatenation)하여, 연결된 벡터( $\Theta_{concat}$ )를 획득하고, 연결된 벡터( $\Theta_{concat}$ )를 어텐션 네트워크(131-1)에 입력할 수 있다. 여기서, 어텐션 네트워크(131-1)는 짝수 개의 노드를 갖는 단일 은닉 레이어에 의해 구현된 것일 수 있다. 어텐션 네트워크(131-1)는, 연결된 벡터( $\Theta_{concat}$ )에 대응하는 출력 값( $\Theta_h$ )를 획득할 수 있다. 이어서, 획득된 출력 값( $\Theta_h$ )과 사용자 임베딩 벡터( $\Theta_u$ )를 기반으로 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-\omega+1}$ )에 대응하는 어텐션 가중치( $\alpha_{t-\omega+1}$ )가 획득될 수 있다. 보다 구체적으로 예를 들어, 가중치 획득부(130)는 출력 값( $\Theta_h$ )과 사용자 임베딩 벡터( $\Theta_u$ ) 간의 내적을 통해 출력 값( $\Theta_h$ )과 사용자 임베딩 벡터( $\Theta_u$ ) 사이의 코사인 유사도를 획득하여, 어텐션 가중치( $\alpha_{t-\omega+1}$ )를 획득할 수도 있다. 가중치 획득부(130)는, 과거의 일 시점( $t-\omega+1$ )부터 과거의 다른 일 시점( $t$ )마다 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-k}$ ) 및 범주 임베딩 벡터( $\Theta_{c,t-k}$ )를 이용하여 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )를 획득할 수도 있으며( $k$ 는 0 내지  $\omega-1$  중의 적어도 하나의 정수), 이에 따라 복수(일례로  $\omega$  개)의 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )를 획득할 수도 있다. 여기서, 획득된 각각의 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )는 각각의 시점( $t-k$ )에 대응한다.

[0043] 관계 임베딩 처리부(122)는 획득된 하나 이상의 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )를 기반으로 도 3에 도시된 것처럼 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 획득할 수 있다. 관계 임베딩 처리부(122)는, 일 실시예에 따르면, 하나 이상의 장소 임베딩 벡터( $\Theta_p$ )를 가중합하여 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 획득할 수도 있다. 이 경우, 하나 이상의 시간(일례로  $\omega$  시간) 각각에 해당하는 하나 이상의 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )가 가중합을 위해 이용될 수 있다. 즉, 관계 임베딩 처리부(122)는 각 시점( $k$ )에 해당하는 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-k}$ )에 대응하는 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )를 곱하고, 모든 또는 일부의 시점( $k$ )에 대해 장소 임베딩 벡터( $\Theta_{p,t-k}$ )와 어텐션 가중치( $\alpha_{t-k}$ )를 곱한 결과를 합산하여 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 획득할 수도 있다.

[0044] 상술한 관계 구축부(130)는, 일 실시예에 있어서, 하기의 수학식 2 내지 수학식 4를 이용하여 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 획득할 수도 있다.

[0045] [수학식 2]

$$\theta_h = \tanh(W_p \theta_p + W_c \theta_c + \beta_h)$$

[0046]

[0047] [수학식 3]

$$\alpha_{t-\omega+1} = \frac{\theta_{t-\omega+1}^T \theta_u}{\sum_{l=1}^{\omega} \theta_{t-l+1}^T \theta_u}$$

[0048]

[0049] [수학식 4]

$$\theta_r = \sum_{l=1}^{\omega} \alpha_{t-\omega+1} \theta_{p,t-l+1}$$

[0050]

[0051] 수학식 2에서  $W_p$  및  $W_c$ 는 어텐션 네트워크(131-1)의 가중치이고( $W_p, W_c \in \mathbb{R}^{d \times d}$ ),  $\beta_h$ 는 어텐션 네트워크(131-1)의 편향이다( $\beta_h \in \mathbb{R}^d$ ).

[0052] 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )는 학습 처리부(140)로 전달될 수 있다.

[0053] 학습 처리부(140)는 범주 투영부(120)로부터 범주가 투영된 임베딩 벡터를 수신하고, 관계 구축부(130)로부터 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 수신하고, 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 조합하고, 조합된 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 관계 임베딩 벡터( $\Theta_r$ )를 입력 값으로 하여 학습을 수행할 수 있다.

[0054] 학습 처리부(140)는, 실시예에 따라, 관심 장소의 추천을 위해 설계된 적어도 하나의 학습 모델을 단독으로 또는 조합하여 이용함으로써 구현될 수도 있다. 여기서, 학습 모델은, 예를 들어, 심층 신경망(DNN: Deep Neural Network), convolutional 신경망(CNN: Convolutional Neural Network), 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network), convolutional 순환 신경망(CRNN: Convolutional Recurrent Neural Network), 심층 신뢰 신경망(DBN: Deep Belief Network), 심층 Q-네트워크(Deep Q-Networks), 장단기 메모리(LSTM: Long short term memory), 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron), 서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine), 생성적 적대 신경망(GAN: Generative Adversarial Network) 및/또는 조건적 생성적 적대 신경망(cGAN: Conditional GAN) 등의 적어도 하나의 학습 모델을 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0055] 일 실시예에 따르면, 학습 처리부(140)는 도 3에 도시된 바와 같이, 특정 시점(t)의 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ ) 및 특정 시점(t)의 장소 임베딩 벡터( $\theta_{p,t}$ ) 간의 내적 결과에 관계 임베딩 벡터( $\theta_r$ )를 부가한 결과가, 다음 시점(t+1)의 투영 행렬( $M_{u,c,t+1}$ ) 및 다음 시점(t+1)의 장소 임베딩 벡터( $\theta_{p,t+1}$ ) 간의 내적 결과와 동일하거나 근사하도록 학습 처리를 수행할 수도 있다. 즉, 학습 처리부(140)는, 학습 모델을 훈련시켜, 특정 시점(t)의 투영 행렬( $M_{u,c,t}$ )이 반영된 장소 임베딩 벡터( $\theta_{p,t}$ )와 관계 임베딩 벡터( $\theta_r$ )의 합이 다음 시점(t+1)의 투영 행렬( $M_{u,c,t+1}$ )이 반영된 장소 임베딩 벡터( $\theta_{p,t+1}$ )와 동일 또는 근사하게 될 수 있도록 설계된 것일 수 있다. 이는 범주가 반영된 사용자 임베딩 벡터( $\theta_u$ )와 이전 시점에서의 장소 임베딩 벡터( $\theta_{p,t}$ )의 합이, 다음 시점에서의 장소 임베딩 벡터( $\theta_{p,t+1}$ )과 최근접 이웃이 되어야 함을 의미한다. 이 경우, 특정 사용자(u)가 이전 장소( $p_t$ )에서 다음 장소( $p_{t+1}$ )로 이동할 확률은 하기의 수학적 식 5와 같이 주어질 수 있다.

[0056] [수학적 식 5]

$$[0057] \text{Prob}(p_{t+1}|u, p_t) = \beta_{p_{t+1}} - d(M_{u,c_t} \theta_{p_t} + \theta_r, M_{u,c_{t+1}} \theta_{p_{t+1}})$$

[0058] 수학적 식 5에서 Prob()는 확률을 의미하고, d()는 거리 함수를 의미한다. 또한,  $\beta_{p_{t+1}}$ 은 다음 장소( $p_{t+1}$ )에 대한 전반적인 선호도를 나타내는 편향을 나타낸다. 다시 말해서, 학습 처리부(140)는 수학적 식 5와 같이 주어진 모델을 이용하여 학습 처리를 수행하도록 마련될 수도 있다.

[0059] 이 경우, 위의 관계를 학습하기 위해 소정의 목적 함수(비용 함수)가 이용될 수 있으며, 이용될 목적 함수(L)는, 예를 들어, 하기의 수학적 식 6과 같이 주어질 수 있다.

[0060] [수학적 식 6]

$$[0061] L = - \sum_{u \in U} \sum_{p_{t+1} \in S^u} \sum_{p_t \in S^u} \max(0, \ln(\text{Prob}[p_{t+1}|u, p_t] - \text{Prob}[p'_{t+1}|u, p_t] - \gamma) + \Omega(\theta)$$

[0062] 수학적 식 6에서  $S^u$ 는 사용자(u)의 방문한 장소의 집합(즉, 장소 방문 기록)이고,  $p'_{t+1}$ 은 전체 장소 중에서 사용자가 방문하지 않은 장소(즉, 사용자가 방문한 장소의 집합( $S^u$ )에 속하지 않는 장소)를 의미한다.  $p'_{t+1}$ 은 사용자가 방문하지 않은 장소 중에서 임의적으로 추출하여 획득된 것일 수도 있다.  $\Omega(\theta)$ 는 오버피팅(overfitting)을 방지하기 위한 규제(regulation) 항이다. 학습 처리부(140)는, 목적 함수(L)를 최소화하도록 학습 처리를 수행할 수 있으며, 예를 들어, 확률적 경사 하강법과 같은 기법을 이용하여 학습 처리를 수행할 수도 있다.

[0063] 학습 처리부(140)는 상술한 바와 같이 학습 모델을 훈련시킬 수 있으며, 훈련된 모델을 이용하여 사용자(u)에 대한 적절한 다음 장소를 추천할 수 있다. 학습 처리부(140)가 획득한 학습 모델은 실시예에 따라서 저장부(105)에 전달되어 저장되거나 및/또는 출력부(109)로 전달될 수 사용자나 설계자에게 표시되거나 또는 외부의 다른 정보처리장치로 전달될 수도 있다. 또한, 학습 처리부(140)가 획득한 다음 장소에 대한 정보 역시 저장부(105)에 저장되거나, 사용자에게 표시되거나 또는 외부의 다른 정보처리장치로 전달될 수도 있다.

[0064] 상술한 관심 장소 추천 장치(100)는, 상술한 동작(들)을 동시에 또는 순차적으로 수행할 수 있도록 특별히 고안된 장치를 이용하여 구현될 수도 있고, 및/또는 하나 이상의 정보처리장치를 단독으로 이용하거나 조합 이용함으로써 구현될 수도 있다. 여기서, 하나 이상의 정보처리장치는, 예를 들어, 서버용 하드웨어 장치, 데스크톱 컴퓨터, 랩톱 컴퓨터, 스마트 폰, 태블릿 피씨, 스마트 시계, 스마트 태그, 스마트 밴드, 두부 장착형 디스플레이(HMD: Head Mounted Display) 장치, 휴대용 게임기, 개인용 디지털 보조기(PDA: Personal Digital

Assistant), 내비게이션 장치, 스캐너 장치, 프린터 장치, 삼차원 프린터 장치, 디지털 텔레비전, 셋 톱 박스, 디지털 미디어 플레이어 장치, 미디어 스트리밍 장치, 디브이디 재생 장치, 콤팩트 디스크 재생 장치, 음향 재생 장치(인공 지능 스피커 등), 가전 기기(일레로 냉장고, 선풍기, 공조기, 오븐 또는 세탁기 등), 유인 또는 무인 이동체(일레로 승용차, 버스나 이륜차와 같은 차량, 이동성 로봇, 무선 모형 차량, 로봇 청소기 등), 유인 또는 무인 비행체(일레로 항공기나, 헬리콥터나, 드론, 모형 비행기, 모형 헬리콥터 등), 의료 기기, 교통 제어 기, 가정용, 산업용 또는 군사용 로봇, 산업용 또는 군사용 기계, 전자 칠판, 전자 광고판 또는 자동 입출금기 등을 포함할 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다. 설계자나 사용자 등은 상황이나 조건에 따라서 상술한 정보 처리장치 이외에도 정보의 연산 처리 및 제어가 다양한 장치 중 적어도 하나를 상술한 관심 장소 추천 장치()로 고려할 수 있다.

[0065] 도 5는 관심 장소 추천 장치의 효과를 설명하기 위한 그래프 도면으로, 미리 마련된 체크인 데이터 세트를 이용하여 종래의 장치(트랜스 텍, 도 5의 좌측 그래프)와 상술한 관심 장소 추천 장치(100, 도 5의 우측 그래프) 각각의 히트 비율(Hit ratio)을 도시한 것이다. y축은 히트 비율을 나타내며, 히트 비율은 전체 사용자 중에서 실제로 추천된 장소를 방문한 사용자의 비율을 의미한다. 미리 마련된 체크인 데이터 세트는 337,455명의 사용자와, 69,274개의 범주로 분류된 126,036개의 방문 장소로 구성된 것으로, 총 5,352,766개의 레코드를 포함하고 있다.

[0066] 도 5에 도시된 바에 의하면, 종래 장치의 경우, 히트 비율이 15.2%에 불과하나, 관심 장소 추천 장치(100)의 경우, 히트 비율이 16%에 달한다. 즉, 관심 장소 추천 장치(100)는 다른 종래의 장치에 비해 대략 5% 정도 더 높은 정확도를 가지고 있다. 따라서, 관심 장소 추천 장치(100)는 사용자에게 더욱 부합되고 정확하게 사용자가 다음에 이동할 장소를 추천할 수 있음을 알 수 있다.

[0067] 이하 도 6을 참조하여 관심 장소 추천 방법의 일 실시예를 설명한다.

[0068] 도 6은 관심 장소 추천 방법의 일 실시예에 대한 흐름도이다.

[0069] 도 6에 도시된 바에 의하면, 먼저 관심 장소의 추천을 위한 모델(학습 모델)을 훈련시키기 위한 적어도 하나의 학습용 데이터를 사용자로부터 직접 또는 외부의 다른 장치(예를 들어, 서버용 하드웨어 장치나 외장 기록 매체 등)으로부터 입력받거나 전달받아 획득할 수 있다(200). 학습용 데이터는 저장부에 기 저장된 것일 수도 있다. 적어도 하나의 학습용 데이터는, 적어도 하나의 범주로 분류되거나 분류 가능한 적어도 하나의 장소에 대한 정보(일레로 적어도 하나의 장소 및 해당 장소 각각에 대한 범주)를 포함할 수 있고, 해당 장소를 방문한 사용자(들)에 대한 정보를 포함할 수도 있다.

[0070] 학습용 데이터가 획득되면, 미리 정의된 설정이나 사용자 등의 조작에 따라서 처리될 데이터의 임베딩 벡터 변환이 수행될 수 있다. 여기서, 임베딩 벡터는 다수의 사용자에게 대한 사용자 임베딩 벡터, 다수의 사용자가 방문한 장소에 대한 장소 임베딩 벡터 및 해당 장소에 대응하는 범주에 대한 범주 임베딩 벡터를 포함할 수 있다.

[0071] 사용자 임베딩 벡터 및 범주 임베딩 벡터를 기반으로 투영 행렬이 획득될 수 있다(202). 투영 행렬은 사용자 임베딩 벡터 및 범주 임베딩 벡터를 내적하여 연산된 것일 수 있다. 여기서, 범주 임베딩 벡터는 사용자가 소정 시간에 방문한 장소가 속하는 범주에 대응하는 임베딩 벡터를 포함할 수 있다.

[0072] 투영 행렬이 획득되면, 이어서 장소 임베딩 벡터와 투영 행렬의 곱(내적)에 따라서 범주가 투영된 임베딩 벡터가 획득될 수 있다(204). 여기서, 장소 임베딩 벡터는 사용자가 특정한 시간에 방문한 장소에 대응하는 임베딩 벡터를 포함할 수 있다.

[0073] 한편으로는 가중치가 연산 및 획득될 수 있다(206). 여기서 가중치는 어텐션 네트워크를 이용하여 획득된 어텐션 가중치를 포함할 수 있다. 일 실시예에 의하면, 가중치의 연산은, 특정 시점에 대한 장소 임베딩 벡터 및 이에 대응하는 범주 임베딩 벡터의 획득과, 특정 시점에 대한 장소 임베딩 벡터와 범주 임베딩 벡터의 연결에 따른 연결된 벡터의 획득과, 연결된 벡터의 신경망(일레로 어텐션 네트워크)에의 입력과, 신경망에 의해 출력된 값과 사용자 임베딩 벡터 간의 내적을 통해 이들 사이의 코사인 유사도를 획득하여 가중치를 획득하는 과정을 통해 수행될 수도 있다. 가중치의 연산은 주어진 매 특정 시점마다 수행될 수 있으며, 이에 의해 하나 이상의 가중치(일레로 어텐션 가중치)가 획득될 수 있다.

[0074] 적어도 하나의 가중치가 획득되면, 적어도 하나의 가중합 처리되고, 이에 따라 관계 임베딩 벡터가 획득될 수 있다(208). 예를 들어, 관계 임베딩 벡터는 각각의 시점에 해당하는 하나 이상의 장소 임베딩 벡터에, 획득된 가중치를 곱하여 부가하고, 모든 또는 일부의 시점에 대한 장소 임베딩 벡터와 어텐션 가중치의 곱을 합산함으

로써 획득될 수도 있다.

- [0075] 가중치의 연산(206) 및 관계 임베딩 벡터 획득(208) 중 적어도 하나는, 실시예에 따라서, 투영 행렬의 획득(202) 및 장소 임베딩의 부가(204) 중 적어도 하나에 선행하거나, 후행하거나 및/또는 이들 중 적어도 하나와 동시에 수행될 수도 있다. 가중치의 연산(206) 및 관계 임베딩 벡터 획득(208) 중 적어도 하나는, 투영 행렬의 획득(202) 및 장소 임베딩의 부가(204) 중 적어도 하나와 동일한 프로세서에 의해 수행될 수도 있고, 또는 상이한 프로세서에 의해 수행될 수도 있다.
- [0076] 범주가 투영된 임베딩 벡터 및 관계 임베딩 벡터는, 훈련될 적어도 하나의 모델에 입력되고, 적어도 하나의 모델은 이들을 기반으로 훈련된다(210). 이 경우, 적어도 하나의 모델은, 특정 시점의 투영 행렬이 반영된 장소 임베딩 벡터와 관계 임베딩 벡터의 합이, 다음 시점의 투영 행렬이 반영된 장소 임베딩 벡터와 동일하거나 근사하도록 학습 처리될 수도 있다. 이를 위해 상술한 수학적 식 5와 같은 모델이 이용될 수도 있다. 또한, 학습 처리는 목적 함수로 상술한 수학적 식 6을 이용하여 수행될 수도 있다.
- [0077] 학습 결과에 따라 훈련된 모델이 획득될 수 있다(212). 훈련된 모델은 저장부 등에 일시적 또는 비일시적으로 저장되거나, 다른 정보처리장치로 전달되거나, 필요에 따라 사용자 등에게 시각적 또는 청각적으로 제시될 수 있다.
- [0078] 이어서, 관심 장소의 추천을 위한 데이터(판단용 데이터)가 입력되고, 판단용 데이터에 대응하는 임베딩 벡터가 획득될 수 있다(214). 판단용 데이터는 관심 장소 추천의 대상이 되는 사용자와, 사용자가 이미 방문한 적어도 하나의 장소에 대한 정보를 포함할 수 있으며, 적어도 하나의 장소에 대한 정보는 해당 장소가 속하는 범주를 포함할 수도 있다. 임베딩 벡터의 변환 및 획득은, 학습용 데이터에 대응하는 임베딩 벡터의 변환 및 획득과 실질적으로 동일하게 수행 가능하다.
- [0079] 추천을 위한 임베딩 벡터가 획득되면, 획득된 임베딩 벡터는 훈련된 모델에 입력되고, 훈련된 모델은 이에 응하여 사용자에게 대한 관심 장소를 결정할 수 있다(216). 결정된 관심 장소는 사용자에게 시각적 또는 청각적으로 제공되어 사용자에게 추천될 수 있다. 필요에 따라 결정된 관심 장소는 다른 정보처리장치(예를 들어, 스마트폰이나, 내비게이션 장치나, 데스크톱 컴퓨터 등)로 유무선 통신 네트워크를 통해 전달될 수도 있다.
- [0080] 상술한 학습용 데이터의 획득내지 훈련된 모델의 획득 과정(202 내지 212)은, 실시예에 따라서, 판단용 데이터의 획득 내지 이에 대응하는 결과 획득 과정(216)과 동일한 장치에 의해 수행될 수도 있고 또는 상이한 장치에 의해 수행될 수도 있다. 또한, 상술한 학습용 데이터의 획득내지 훈련된 모델의 획득 과정(202 내지 212)은, 모두 하나의 장치 등에 의해 수행되도록 마련될 수도 있고, 또는 일부는 어느 하나의 장치에 의해 수행되고, 다른 일부는 어느 하나의 장치와 서로 통신 가능한 하나 이상의 장치 등에 의해 수행되도록 마련될 수도 있다.
- [0081] 상술한 실시예에 따른 관심 장소 추천 방법은, 컴퓨터 장치에 의해 구동될 수 있는 프로그램의 형태로 구현될 수 있다. 프로그램은, 명령어, 라이브러리, 데이터 파일 및/또는 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며, 기계어 코드나 고급 언어 코드를 이용하여 설계 및 제작된 것일 수 있다. 프로그램은 상술한 방법을 구현하기 위하여 특별히 설계된 것일 수도 있고, 컴퓨터 소프트웨어 분야에서 통상의 기술자에게 기 공지되어 사용 가능한 각종 함수나 정의를 이용하여 구현된 것일 수도 있다. 여기서, 컴퓨터 장치는, 프로그램의 기능을 실현 가능하게 하는 프로세서나 메모리 등을 포함하여 구현된 것일 수 있으며, 필요에 따라 통신 장치를 더 포함할 수도 있다.
- [0082] 또한, 상술한 관심 장소 추천 방법을 구현하기 위한 프로그램은, 컴퓨터에 의해 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터에 의해 판독 가능한 기록 매체는, 예를 들어, 솔리드 스테이트 드라이브(SSD), 롬, 램 또는 플래시 메모리 등과 같은 반도체 저장 매체나, 하드 디스크나 플로피 디스크 등과 같은 자기 디스크 저장 매체나, 콤팩트 디스크나 디브이디 등과 같은 광 기록 매체나, 또는 플롭티컬 디스크 등과 같은 자기-광 기록 매체 등 컴퓨터 등의 호출에 따라 실행되는 하나 이상의 프로그램을 일시적 또는 비일시적으로 저장 가능한 적어도 한 종류의 물리적 저장 매체를 포함할 수 있다.
- [0083] 이상 관심 장소 추천 장치 및 관심 장소 추천 방법의 여러 실시예에 대해 설명하였으나, 관심 장소 추천 장치 또는 관심 장소 추천 방법은 오직 상술한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 상술한 실시예를 기초로 수정 및 변형하여 구현할 수 있는 다른 다양한 장치나 방법 역시 상술한 관심 장소 추천 장치 또는 관심 장소 추천 방법의 일 실시예가 될 수 있다. 예를 들어, 설명된 방법(들)이 설명된 바와 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소(들)가 설명된 바와 다른 형태로 결합, 연결 또는 조합되거나 다른 구성 요소 또는 균등물 등에 의하여 대체 또는 치환되더라도, 상술

한 관심 장소 추천 장치 및/또는 관심 장소 추천 방법의 일 실시예가 될 수 있다.

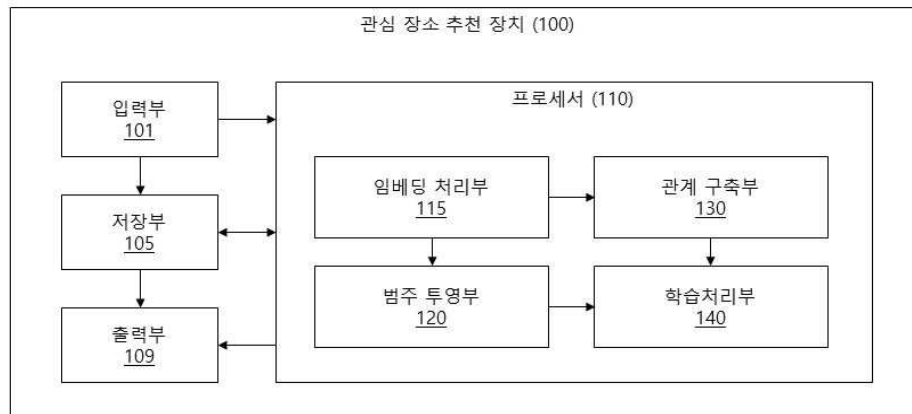
### 부호의 설명

[0084]

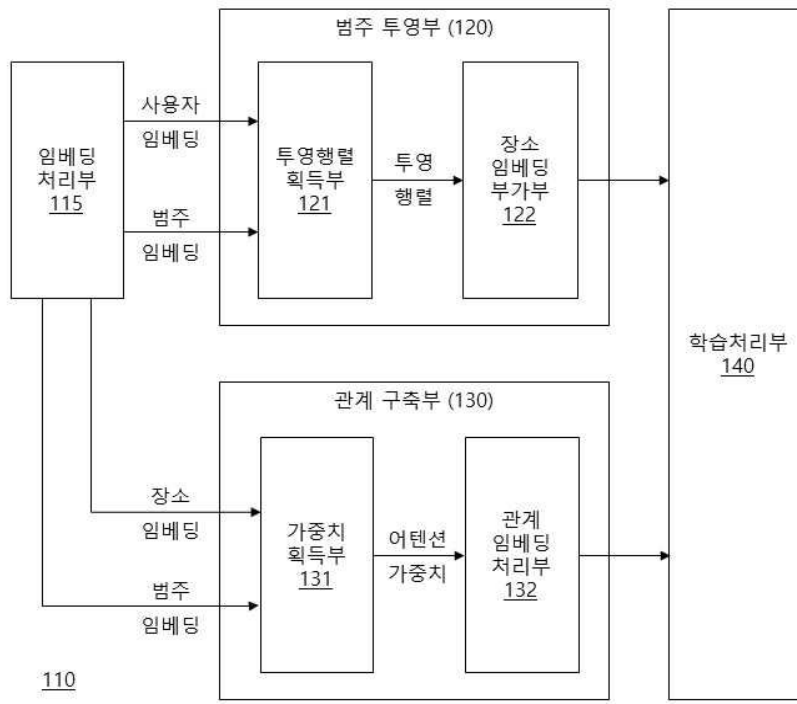
100: 관심 장소 추천 장치 101: 입력부  
105: 저장부 109: 출력부  
110: 프로세서 115: 임베딩 처리부  
120: 범주 투영부 121: 투영 행렬 획득부  
122: 장소 임베딩 부가부 130: 관계 구축부  
131: 가중치 획득부 132: 관계 임베딩 처리부  
140: 학습 처리부

### 도면

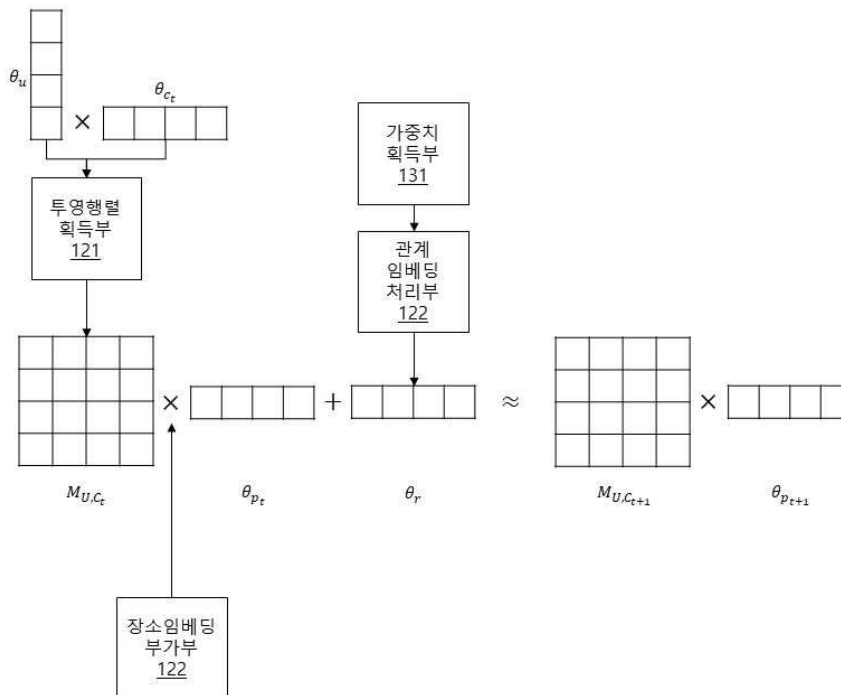
#### 도면1



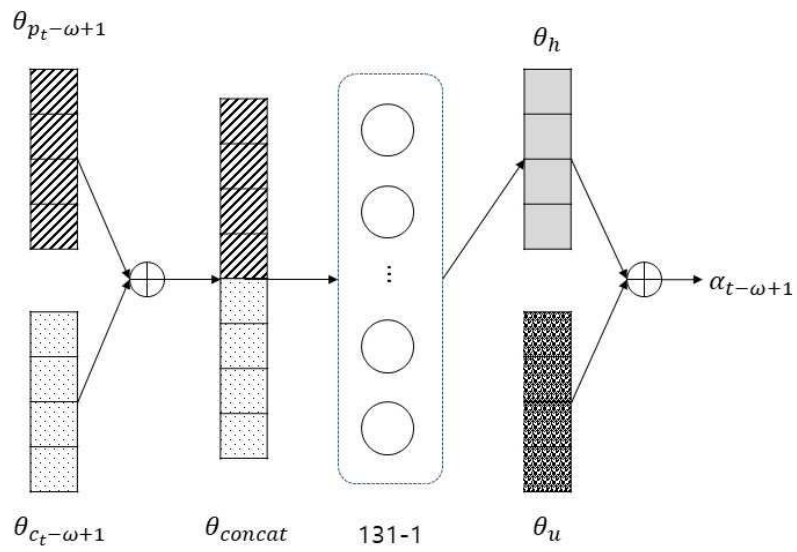
도면2



도면3

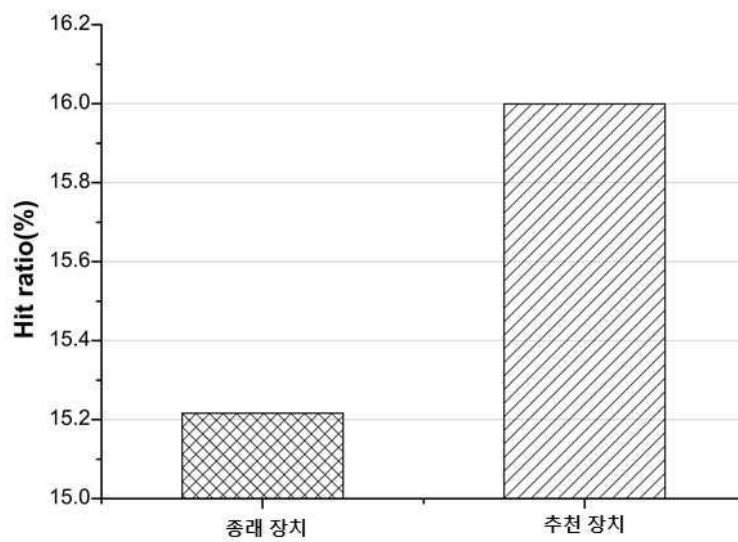


도면4



131

도면5



도면6

