



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 공개특허공보(A)**

(11) 공개번호 10-2022-0027146  
(43) 공개일자 2022년03월07일

- |   |  |
|---|--|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)<br/> <b>G06F 16/438</b> (2019.01) <b>A63F 13/355</b> (2014.01)<br/> <b>A63F 13/49</b> (2014.01) <b>A63F 13/67</b> (2014.01)<br/> <b>A63F 13/798</b> (2014.01) <b>G06F 16/9535</b> (2019.01)<br/> <b>G06F 16/9538</b> (2019.01) <b>G06N 3/08</b> (2006.01)</p> <p>(52) CPC특허분류<br/> <b>G06F 16/4393</b> (2019.01)<br/> <b>A63F 13/355</b> (2015.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2022-7000332<br/>                 (22) 출원일자(국제) 2022년06월26일<br/>                 심사청구일자 없음<br/>                 (85) 번역문제출일자 2022년01월05일<br/>                 (86) 국제출원번호 PCT/US2020/039925<br/>                 (87) 국제공개번호 WO 2021/007052<br/>                 국제공개일자 2021년01월14일</p> <p>(30) 우선권주장<br/>                 16/505,112 2019년07월08일 미국(US)<br/>                 16/657,819 2019년10월18일 미국(US)</p> | <p>(71) 출원인<br/> <b>밸브 코포레이션</b><br/>                 미국 워싱턴 (우편번호 98004) 벨뷰 엔이 포츠 스트리트 10400 스위트 1400</p> <p>(72) 발명자<br/> <b>사르다르, 아딜</b><br/>                 미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 밸브 코포레이션 내<br/> <b>콕스, 앤서니, 존</b><br/>                 미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 밸브 코포레이션 내<br/>                 (뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인<br/> <b>백만기, 김연송, 양영준</b></p> |
|---|--|

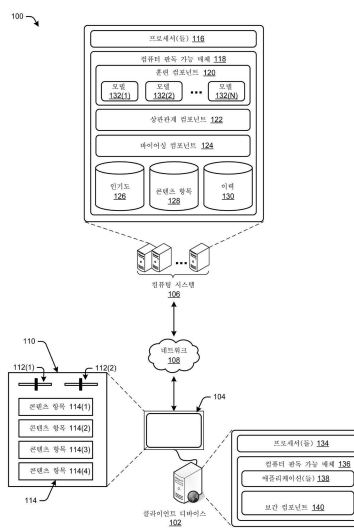
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 **맞춤 편집 비디오**

**(57) 요약**

본원에 설명된 것은, 무엇보다도, 하나 이상의 훈련된 기계 학습 모델을 생성하기 위한 기술, 디바이스, 및 시스템이다. 또한 본원에는, 각각의 콘텐츠-항목 타이틀과 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하기 위해 특정 사용자의 소비 이력을 훈련된 모델(들)에 적용하기 위한 기술, 디바이스, 및 시스템이 설명된다. 다음으로, 본 발명의 기술은 소비 이력에 대한 가장 높은 상관관계를 갖는 콘텐츠 항목들의 순위가 정해진 목록을 결정하고, 이는 검색된 비디오로 구성된 편집 비디오를 생성하기 위해 가장 상관관계가 높은 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 데 사용될 수 있다.

**대표도** - 도1



(52) CPC특허분류

*A63F 13/49* (2015.01)

*A63F 13/67* (2015.01)

*A63F 13/798* (2015.01)

*G06F 16/9535* (2019.01)

*G06F 16/9538* (2019.01)

*G06N 3/08* (2013.01)

(72) 발명자

**즈비코우스키, 마르크**

미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 벨브 코포레이션 내

**카를로, 크리스티안**

미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 벨브 코포레이션 내

**오텐, 마르틴**

미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 벨브 코포레이션 내

**셔먼, 데일러**

미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 벨브 코포레이션 내

**크롤, 알렌**

미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 벨브 코포레이션 내

**람베, 도널드, 이치로**

미국 98004 워싱턴주 벨뷰 노스이스트 4번 스트리트 10400 벨브 코포레이션 내

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

방법으로서,

컴퓨팅 시스템에 의해, 사용자가 플레이한 하나 이상의 게임 타이틀의 이력을 결정하는 단계;

상기 컴퓨팅 시스템에 의해, 상기 이력을 나타내는 데이터를 훈련된 기계 학습 모델에 입력하는 단계;

다수의 이용 가능한 게임 타이틀 각각에 대해, 상기 이력과 상기 각각의 이용 가능한 게임 타이틀 사이의 상관 관계를 표시하는 스코어를 나타내는 스코어 데이터를, 상기 훈련된 기계 학습 모델로부터의 출력으로서, 생성하는 단계;

상기 다수의 이용 가능한 게임 타이틀들의 순위가 정해진 목록을 생성하기 위해 상기 스코어 데이터의 순위를 정하는 단계;

상기 순위가 정해진 목록으로부터, 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 게임 타이틀들의 순서가 정해진 세트를 결정하는 단계;

상기 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 게임 타이틀에 대해, 상기 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 게임 타이틀과 연관된 예고편을 검색하는 단계; 및

상기 각각의 예고편을 사용하여 편집(compilation) 비디오를 생성하는 단계를 포함하는 방법.

#### 청구항 2

제1항에 있어서, 상기 생성하는 단계는, 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 게임 타이틀의 예고편이 상기 편집 비디오에서 가장 먼저 나타나도록, 상기 편집 비디오를 상기 순서가 정해진 세트에 의해 정의된 순서로 생성하는 단계를 포함하는, 방법.

#### 청구항 3

제1항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트로부터 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 게임 타이틀을 식별하는 단계를 더 포함하고, 상기 생성하는 단계는 상기 이력과 상기 가장 높은 상관관계를 갖는 상기 이용 가능한 게임 타이틀과 연관된 오디오를 사용하여 상기 편집 비디오를 생성하는 단계를 포함하는, 방법.

#### 청구항 4

제1항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트는 제1의 순서가 정해진 세트를 포함하고, 상기 편집 비디오는 제1 편집 비디오를 포함하고, 당해 방법은,

상기 편집 비디오에 관한 상기 사용자로부터의 피드백을 나타내는 피드백 데이터를 수신하는 단계;

상기 스코어 데이터 및 상기 피드백 데이터에 적어도 부분적으로 기반하여 이용 가능한 게임 타이틀들의 제2의 순서가 정해진 세트를 결정하는 단계;

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 게임 타이틀에 대해, 상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 게임 타이틀과 연관된 예고편을 검색하는 단계; 및

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 게임 타이틀과 연관된 상기 각각의 예고편을 사용하여 제2 편집 비디오를 생성하는 단계를 더 포함하는, 방법.

#### 청구항 5

방법으로서,

컴퓨팅 시스템에 의해, 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 결정하는 단계;

상기 컴퓨팅 시스템에 의해, 상기 이력을 나타내는 데이터를 훈련된 기계 학습 모델에 입력하는 단계;

다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목 각각에 대해 상기 이력과 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목 사이의 상관관계를 표시하는 스코어를 나타내는 스코어 데이터를, 상기 훈련된 기계 학습 모델로부터의 출력으로서 생성하는 단계;

상기 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목들의 순위가 정해진 목록을 생성하기 위해 상기 스코어 데이터의 순위를 정하는 단계;

상기 순위가 정해진 목록으로부터, 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목들의 순서가 정해진 세트를 결정하는 단계;

상기 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 상기 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 단계; 및

상기 각각의 비디오를 사용하여 편집 비디오를 생성하는 단계를 포함하는 방법.

#### 청구항 6

제5항에 있어서, 상기 생성하는 단계는, 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목의 비디오가 상기 편집 비디오에서 가장 먼저 나타나도록, 상기 편집 비디오를 상기 순서가 정해진 세트에 의해 정의된 순서로 생성하는 단계를 포함하는, 방법.

#### 청구항 7

제5항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트로부터 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목을 식별하는 단계를 더 포함하고, 상기 생성하는 단계는 상기 이력과 상기 가장 높은 상관관계를 갖는 상기 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 오디오를 사용하여 상기 편집 비디오를 생성하는 단계를 포함하는, 방법.

#### 청구항 8

제5항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트는 제1의 순서가 정해진 세트를 포함하고, 상기 편집 비디오는 제1 편집 비디오를 포함하고, 당해 방법은,

상기 편집 비디오에 관한 상기 사용자로부터의 피드백을 나타내는 피드백 데이터를 수신하는 단계;

상기 스코어 데이터 및 상기 피드백 데이터에 적어도 부분적으로 기반하여 이용 가능한 콘텐츠 항목의 제2의 순서가 정해진 세트를 결정하는 단계;

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 단계; 및

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 상기 각각의 비디오를 사용하여 제2 편집 비디오를 생성하는 단계를 더 포함하는, 방법.

#### 청구항 9

제5항에 있어서, 상기 사용자는 제1 사용자를 포함하고, 상기 스코어 데이터는 제1 스코어 데이터를 포함하고, 상기 순위가 정해진 목록은 제1의 순위가 정해진 목록을 포함하고, 상기 순서가 정해진 세트는 제1의 순서가 정해진 세트를 포함하고, 당해 방법은,

상기 컴퓨팅 시스템에 의해, 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 결정하는 단계;

상기 컴퓨팅 시스템에 의해, 상기 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 나타내는 데이터를 상기 훈련된 기계 학습 모델에 입력하는 단계;

상기 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목 각각에 대해, 상기 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력과 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목 사이의 상관관계를 표시하는 스코어를 나타내는 제2 스코어 데이터를, 상기 제1 훈련된 기계 학습 모델로부터의 출력으로서 생성하는 단계;

상기 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목의 제2의 순위가 정해진 목록을 생성하기 위해 상기 제2 스코어 데이터의

순위를 정하는 단계;

상기 제2의 순위가 정해진 목록으로부터, 상기 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목의 제2의 순서가 정해진 세트를 결정하는 단계;

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 단계; 및

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 상기 각각의 비디오를 사용하여 편집 비디오를 생성하는 단계를 더 포함하는, 방법.

**청구항 10**

제5항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트의 하나 이상의 콘텐츠 항목을 획득하기 위해 상기 사용자에게 의해 선택 가능한 컨트롤을 상기 편집 비디오에 제시하는 단계를 더 포함하는 방법.

**청구항 11**

제5항에 있어서, 상기 하나 이상의 콘텐츠 항목은 하나 이상의 비디오 게임, 하나 이상의 영화, 하나 이상의 노래, 또는 하나 이상의 전자 책을 포함하는, 방법.

**청구항 12**

제5항에 있어서, 상기 검색하는 단계는, 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해 상기 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 예고편을 검색하는 단계를 포함하고, 상기 생성하는 단계는 상기 각각의 예고편을 사용하여 상기 편집 비디오를 생성하는 단계를 포함하는, 방법.

**청구항 13**

컴퓨팅 시스템에 있어서,

하나 이상의 프로세서; 및

컴퓨터 실행 가능 명령어를 저장하는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 매체를 포함하고, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 실행될 때 상기 하나 이상의 프로세서로 하여금,

사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 결정하는 작동;

상기 이력을 나타내는 데이터를 훈련된 기계 학습 모델에 입력하는 작동;

다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목 각각에 대해, 상기 이력과 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목 사이의 상관관계를 표시하는 스코어를 나타내는 스코어 데이터를, 상기 훈련된 기계 학습 모델로부터의 출력으로서 생성하는 작동;

상기 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목들의 순위가 정해진 목록을 생성하기 위해 상기 스코어 데이터의 순위를 정하는 작동;

상기 순위가 정해진 목록으로부터, 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목들의 순서가 정해진 세트를 결정하는 작동;

상기 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 상기 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 작동; 및

상기 각각의 비디오를 사용하여 편집 비디오를 생성하는 작동을 포함하는 작동들을 수행하게 하는, 컴퓨팅 시스템.

**청구항 14**

제13항에 있어서, 상기 생성하는 작동은, 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목의 비디오가 상기 편집 비디오에서 가장 먼저 나타나도록, 상기 편집 비디오를 상기 순서가 정해진 세트에 의해 정의된 순서로 생성하는 것을 포함하는, 컴퓨팅 시스템.

**청구항 15**

제5항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트로부터 상기 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목을 식별하는 단계를 더 포함하고, 상기 생성하는 작동은 상기 이력과 상기 가장 높은 상관관계를 갖는 상기 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 오디오를 사용하여 상기 편집 비디오를 생성하는 것을 포함하는, 방법.

**청구항 16**

제13항에 있어서, 상기 순서가 정해진 세트는 제1의 순서가 정해진 세트를 포함하고, 상기 편집 비디오는 제1 편집 비디오를 포함하고, 상기 작동들에는,

상기 편집 비디오에 관한 상기 사용자로부터의 피드백을 나타내는 피드백 데이터를 수신하는 작동;

상기 스코어 데이터 및 상기 피드백 데이터에 적어도 부분적으로 기반하여 이용 가능한 콘텐츠 항목의 제2의 순서가 정해진 세트를 결정하는 작동;

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 작동; 및

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 상기 각각의 비디오를 사용하여 제2 편집 비디오를 생성하는 작동이 더 포함되는, 컴퓨팅 시스템.

**청구항 17**

제13항에 있어서, 상기 사용자는 제1 사용자를 포함하고, 상기 스코어 데이터는 제1 스코어 데이터를 포함하고, 상기 순위가 정해진 목록은 제1의 순위가 정해진 목록을 포함하고, 상기 순서가 정해진 세트는 제1의 순서가 정해진 세트를 포함하고, 상기 작동들에는,

제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 결정하는 작동;

상기 훈련된 기계 학습 모델에, 상기 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 나타내는 데이터를 입력하는 작동;

상기 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목 각각에 대해, 상기 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력과 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목 사이의 상관관계를 표시하는 스코어를 나타내는 제2 스코어 데이터를, 상기 제1 훈련된 기계 학습 모델로부터의 출력으로서 생성하는 작동;

상기 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목의 제2의 순위가 정해진 목록을 생성하기 위해 상기 제2 스코어 데이터의 순위를 정하는 작동;

상기 제2의 순위가 정해진 목록으로부터, 상기 제2 사용자가 소비한 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목의 제2의 순서가 정해진 세트를 결정하는 작동;

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 작동; 및

상기 제2의 순서가 정해진 세트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 상기 각각의 비디오를 사용하여 편집 비디오를 생성하는 작동이 더 포함되는, 컴퓨팅 시스템.

**청구항 18**

제13항에 있어서, 상기 작동들에는, 상기 순서가 정해진 세트의 하나 이상의 콘텐츠 항목을 획득하기 위해 상기 사용자에게 의해 선택 가능한 컨트롤을 상기 편집 비디오에 제시하는 작동이 더 포함되는, 컴퓨팅 시스템.

**청구항 19**

제13항에 있어서, 상기 하나 이상의 콘텐츠 항목은 하나 이상의 비디오 게임, 하나 이상의 영화, 하나 이상의 노래, 또는 하나 이상의 전자 책을 포함하는, 컴퓨팅 시스템.

**청구항 20**

제13항에 있어서, 상기 검색하는 작동은, 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해 상기 순서가 정해진 세

트로부터의 상기 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 예고편을 검색하는 것을 포함하고, 상기 생성하는 작동은 상기 각각의 예고편을 사용하여 상기 편집 비디오를 생성하는 것을 포함하는, 컴퓨팅 시스템.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 관련 출원

[0002] 본 출원은, 2019년 7월 8일자로 출원된 발명의 명칭이 "CONTENT-ITEM RECOMMENDATIONS"인 미국 특허 출원 제 16/505,112호의 일부계속출원이며 이에 대한 우선권을 주장하는, 2019년 10월 18일자로 출원된 발명의 명칭이 "Custom Compilation Videos"인 미국 특허 출원 제16/657,819호의 우선권을 주장한다.

**배경 기술**

[0003] 전자 디바이스에서 콘텐츠 항목의 소비가 계속 증가함에 따라 이용 가능한 콘텐츠 항목의 양도 계속 증가하고 있다. 예를 들어, 스트리밍 또는 다운로드할 수 있는 노래, 영화, TV 쇼, 및 게임의 수가 최근에 상당히 증가했다. 이용 가능한 콘텐츠 항목의 이러한 증가는 사용자에게는 대체로 유익하지만, 개별 사용자의 관심 콘텐츠 항목을 식별하는 것은 여전히 어렵다.

**도면의 간단한 설명**

[0004] 상세한 설명은 첨부된 도면을 참조하여 설명된다. 도면에서, 참조 번호의 맨 왼쪽 숫자(들)는 참조 번호가 처음 나타나는 도면을 식별한다. 여러 도면에서의 동일한 참조 번호의 사용은 유사하거나 동일한 구성 요소 또는 특징을 나타낸다.

도 1은 콘텐츠 항목을 여러 사용자들에게 추천하기 위한 기계 학습 모델(들)을 훈련시키고 사용하도록 구성된 원격 컴퓨팅 시스템을 포함하는 예시적인 환경을 예시하는 다이어그램이다. 일부 예에서, 원격 컴퓨팅 시스템은 다수의 모델을 훈련시킨 후, 다수의 콘텐츠-항목 타이틀 각각과 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하기 위해 사용자의 소비 이력을 그 다수의 모델 각각에 입력한다. 또한, 컴퓨팅 시스템은, 이 컴퓨팅 시스템이 사용자의 클라이언트 디바이스에 전송할 수 있는, 결과 데이터를 생성하기 위해 하나 이상의 바이어싱 팩터를 사용할 수 있다. 클라이언트 디바이스는 콘텐츠 항목 추천을 사용자에게 제시하는 순서(들)를 결정하기 위해 여러 사용자 입력들뿐만 아니라 이러한 결과 데이터를 사용할 수 있다.

도 2는 기계 학습 모델을 생성하고, 이를 특정 사용자의 이력 데이터에 적용하고, 생성된 결과 데이터를 사용자의 클라이언트 디바이스에 전송하고, 이 결과 데이터 및 수신된 사용자 입력을 사용하여, 콘텐츠 항목 추천을 사용자에게 제시하는 순서를 결정하기 위한 작동의 예시적인 프로세스를 예시한다.

도 3은 모델을 생성하고, 결과 스코어를 바이어싱하고, 특정 사용자의 이력 데이터에 모델을 적용하고, 이 결과 데이터 및 수신된 사용자 입력을 사용하여, 사용자에게 콘텐츠 항목 추천을 제시할 순서(들)를 결정하기 위한 예시적인 컴포넌트들 및 이들의 상호작용을 예시한다.

도 4는 원격 컴퓨팅 시스템이 생성하여 사용자의 클라이언트 디바이스로 보낼 수 있는 예시적인 결과 데이터를 예시한다. 예시된 바와 같이, 결과 데이터는 스코어들의 MxN 매트릭스를 포함할 수 있고, 클라이언트 디바이스는 다양한 사용자 입력을 수신하는 것에 응답하여 필요에 따라 그 스코어들 사이에서 보간할 수 있다.

도 5는 클라이언트 디바이스가 콘텐츠 항목 추천에 대한 사용자로부터의 요청을 수신하는 것에 응답하여 제시할 수 있는 예시적인 사용자 인터페이스(UI)를 예시한다.

도 6은 사용자가 제1 파라미터(본 실시예에서는, 콘텐츠 항목의 인기도)의 값 및 제2 파라미터(본 실시예에서는, 콘텐츠 항목의 최신성)의 값을 변경하는 것에 응답하여 클라이언트 디바이스가 제시할 수 있는 예시적인 UI를 예시한다.

도 7은 원격 컴퓨팅 시스템이, 하나 이상의 훈련된 기계 학습 모델을 생성하고, 사용자에게 콘텐츠 항목 추천을 제공할 때 클라이언트 디바이스에 의해 사용되기 위한 결과 데이터를 생성하기 위해 채용될 수 있는 예시적인 프로세스의 흐름도를 예시한다.

도 8은 사용자의 클라이언트 디바이스가 하나 이상의 콘텐츠 항목을 사용자에게 제시하는 순서를 결정하기 위해

채용할 수 있는 예시적인 프로세스의 흐름도를 예시한다.

도 9는 특정 사용자에게 제공할 콘텐츠-항목 비디오를 결정하고 이러한 결정된 비디오들로 구성된 비디오를 생성하기 위해 기계 학습 모델(들)을 훈련시키고 사용하도록 구성된 원격 컴퓨팅 시스템을 포함하는 예시적인 환경을 예시하는 도면이다. 일부 예에서, 원격 컴퓨팅 시스템은 다수의 모델을 훈련시킨 후, 다수의 콘텐츠-항목 타이틀 각각과 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하기 위해 사용자의 소비 이력을 그 다수의 모델 각각에 입력한다. 다음으로, 방송 컴포넌트는 사용자에게 대한 제시를 위한 비디오를 생성하며, 이 비디오는 가장 상관관계가 높은 콘텐츠 항목과 연관된 예고편(또는 다른 비디오)을 포함한다.

도 10은 사용자에게 제시할 콘텐츠 항목 비디오 및 비디오를 제시할 순서를 결정하기 위한 예시적인 프로세스의 흐름도를 예시한다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0005] 본원에 설명되는 것은, 많은 것들 중에서도 특히, 콘텐츠 항목 추천을 생성하기 위해 사용되는 하나 이상의 훈련된 기계 학습 모델을 생성하기 위한 기술, 디바이스, 및 시스템이다. 또한 본원에는, 각각의 콘텐츠-항목 타이틀과 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하기 위해 특정 사용자의 소비 이력을 훈련된 모델(들)에 적용하기 위한 것일 뿐만 아니라, 결과 데이터를 생성하기 위해 하나 이상의 바이어싱 팩터를 사용하여 이러한 스코어 데이터를 수정하기 위한 기술, 디바이스, 및 시스템이 설명된다. 또한, 기술, 디바이스 및 시스템은 하나 이상의 콘텐츠 항목을 사용자에게 제시하는 순서를 결정하기 위해, 수신된 사용자 입력과 함께 이러한 결과 데이터를 사용할 수 있다. 예를 들어, 이는 사용자에게 추천할 콘텐츠 항목과 추천할 순서를 결정하는 것을 포함할 수 있다.

[0006] 개시된 기술은 콘텐츠 항목(예: 비디오 게임, 영화, 텔레비전 쇼, 노래 등)을 사용자 커뮤니티의 클라이언트 디바이스(예: 비디오 게임 서비스, 영화 서비스, 노래 서비스 등의 일부로서)에 배포하는 원격 컴퓨팅 시스템에 의해 적어도 부분적으로 구현될 수 있다. 이러한 클라이언트 디바이스는 원격 컴퓨팅 시스템으로부터 수신(예를 들어, 다운로드, 스트리밍 등)된 콘텐츠 항목을 실행하도록 구성된 클라이언트 애플리케이션을 개별적으로 설치할 수 있다. 비디오 게임 서비스의 실시예에서, 비디오 게임 플랫폼은 커뮤니티의 등록된 사용자가 "플레이어"로 비디오 게임을 플레이할 수 있도록 한다. 예를 들어, 사용자는 클라이언트 애플리케이션을 로드하고, 등록된 사용자 계정으로 로그인하고, 원하는 비디오 게임을 선택하고, 클라이언트 애플리케이션을 통해 클라이언트 머신에서 비디오 게임을 실행할 수 있다. 물론, 일부 실시예가 비디오 게임 타이틀을 참조하여 설명되지만, 설명된 기술은, 위에서 설명된 바와 같이, 임의의 다른 유형의 콘텐츠 항목에 적용된다는 점이 이해될 것이다.

[0007] 일 실시예에서, 일반적으로 개별 사용자의 클라이언트 디바이스로부터 원격인 컴퓨팅 시스템은 파라미터의 특정 값과 각각 연관된 다수의 훈련된 모델을 생성한다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은 제1 시간 윈도우(예: 지난 6개월) 내에 출시된 콘텐츠 항목을 추천하는 데 사용하기 위한 제1 훈련된 모델, 제2 시간 윈도우(예: 지난 1년)에서 출시된 콘텐츠 항목을 추천하는 데 사용하기 위한 제2 훈련된 모델 등을 생성할 수 있다. 아래에서 설명되는 바와 같이, 이러한 모델은 맞춤형 콘텐츠 항목 추천을 생성하기 위해 개별 사용자 데이터에 적용될 수 있다.

[0008] 컴퓨팅 시스템이 이들 모델을 임의의 적절한 방식으로 훈련시킬 수 있지만, 일 실시예에서, 컴퓨팅 시스템은 컴퓨팅 시스템 커뮤니티와 연관된 다수의 사용자의 각각의 소비 이력(예를 들어, 게임플레이 이력, 이동 이력 등)에 액세스함으로써 시작된다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은 비디오 게임 서비스 커뮤니티의 제1 사용자의 게임플레이 이력에 액세스할 수 있고, 제1 모델을 훈련시키는 데 이러한 이력을 사용할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델이 지난 6개월 이내에 출시된 게임 타이틀을 추천하는 데 사용되는 경우, 컴퓨팅 시스템은, 사용자의 게임플레이 이력으로부터, 지난 6개월 이내에 출시된 하나의 게임 타이틀을 선택할 수 있고, 이 선택된 게임 타이틀이 분류기의 출력이 될 것임을 제1 모델에 나타낼 수 있다. 그 후, 컴퓨팅 시스템은 제1 모델에 대한 입력으로서 사용자의 전체 게임 플레이 이력을 제공할 수 있고, 선택된 게임 타이틀을 제1 모델의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키기 위한 제1 모델의 출력으로서 제공할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델이 인공 신경망을 포함하는 경우, 게임 타이틀을 출력으로서 선택하고 사용자의 게임 플레이 이력에 관한 정보를 입력으로서 제공하는 것은 신경망의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키는 데 효과적일 수 있다. 신경망의 입력 및 출력과, 사용될 수 있는 다른 유형의 모델은, 출시 데이터, 장르, 게임 유형 등과 같은 다른 콘텐츠 항목 또는 대응되는 게임 타이틀의 피처를 포함할 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 모델에 대한 입력은 사용자와 연관된 지리적 위치, 사용자와 연관된 인구통계학적 정보 등과 같은 사용자와 연관된 정보를 포함할 수 있다. 또한, 모델에 대한 몇 가지 예시적인 입력이 설명되었지만, 임의의 다른 유형의 입력이 모델에 제공될 수 있다는 점이 이해될 것이다.

- [0009] 일부 경우에, 컴퓨팅 시스템은 기계 학습 모델에 대한 출력으로서 사용될 게임 타이틀을 선택할 때 사용자가 자신의 이력에서 각각의 게임을 플레이한 시간의 양을 고려할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은, 사용자가 사용자의 게임 플레이 이력에서 참조되는 각각의 개별 게임 타이틀을 플레이한 시간의 양을 초기에 결정할 수 있다. 이것은 절대적으로(예를 들어, 플레이된 시간의 관점에서) 또는 상대적으로(예를 들어, 또한 게임 타이틀을 플레이한 다른 사용자와 비교하여 플레이한 시간의 관점에서) 결정될 수 있다. 이러한 정보는 개별 게임 타이틀에 가중치로서 적용되거나, 또는 입력으로서 모델에 전달될 수 있다. 게임 플레이 이력과 연관된 각각의 게임 타이틀에 가중치를 적용하거나 이러한 정보를 모델에 입력한 후(잠재적으로, 사용자의 매우 적은 게임 플레이로 인해 일부 게임 타이틀을 필터링한 후), 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 제1 모델에 의해 출력으로서 사용될 하나(또는 그 이상)의 게임 타이틀을 선택할 수 있다. 그렇게 함으로써, 컴퓨팅 시스템은, 사용자가 가장 많이 플레이한 게임이 제1 모델의 출력으로 선택될 확률을 증가시키고, 따라서 제1 모델의 내부 계층(들)을, 사용자에게 관심 있는 게임을 선택할 가능성이 더 높은 모델로 귀결되는 방식으로 훈련시킨다. 그러나, 위의 설명이 모델을 훈련시키는 한 가지 방식을 예시하고 있지만, 콘텐츠 항목 추천을 출력하기 위한 다른 모델은 임의의 다른 수의 방식으로 훈련될 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0010] 제1 모델을 훈련시키는 것 외에도, 일부 경우에, 컴퓨팅 디바이스는 또한, 작년 이내에 출시된 게임을 추천하기 위한 모델, 최근 3년 이내에 출시된 게임을 추천하기 위한 모델 등과 같은, 다수의 다른 모델을 훈련시킬 수 있다. 각각의 경우에, 컴퓨팅 시스템은 사용자의 게임 플레이 이력에 액세스할 수 있고, 게임 플레이 이력에 표시되고 특정 모델과 연관된 시간의 양 내(예를 들어, 1년 이내, 3년 이내 등)에 출시된 게임 타이틀을 특정 모델에 대한 출력으로서 선택할 수 있다. 더욱이, 위의 실시예는 다수의 기계 학습 모델 각각을 훈련시키기 위해 단일 게임 플레이 이력에 액세스하는 것을 설명하지만, 컴퓨팅 시스템은 모델을 훈련시키기 위해 수천 개 이상의 게임 플레이 이력을 분석할 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0011] 기계 학습 모델을 훈련시킨 후, 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 콘텐츠 항목(예: 비디오 게임) 추천을 표시하기 위해 클라이언트 디바이스에 의해 사용될 수 있는 데이터를 생성하기 위한 모델을 사용할 수 있다. 예를 들어, 특정 사용자가 클라이언트 디바이스를 통해 비디오 게임 추천을 위한 요청을 보내는 것을 구상할 수 있다. 컴퓨팅 시스템은 요청을 수신한 때에 사용자를 식별할 수 있고(예를 들어, 디바이스 또는 사용자 식별자를 통해), 사용자의 게임플레이 이력에 액세스할 수 있다. 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 게임플레이 이력을, 각 모델과 연관된 이용 가능한 게임에 관한 정보와 함께 다수의 기계 학습 모델 각각에 입력할 수 있다. 예를 들어, 제1 학습 모델(최근 6개월 이내에 출시된 게임에 더 많은 가중치를 부여하도록 훈련되었음)에 대해, 컴퓨팅 시스템은 사용자의 게임 플레이 이력 및 추천 가능한 게임에 대한 정보를 입력할 수 있고, 제2 학습 모델(최근 1년 이내에 출시된 게임에 더 많은 가중치를 두도록 훈련되었음)에 대해, 컴퓨팅 시스템은 사용자의 게임 플레이 이력 및 추천 가능한 이러한 게임에 관한 정보를 입력할 수 있다. 즉, 이용 가능한 게임의 전체 카탈로그가 제1 모델, 제2 모델 등으로 입력될 수 있지만, 제1 모델은 최근 6개월 이내에 출시된 게임을 추천할 가능성이 더 높고, 제2 모델은 최근 1년 이내에 출시된 게임 등을 추천할 가능성이 더 높을 수 있다.
- [0012] 각각의 훈련된 기계 학습 모델은 다수의 게임 타이틀 각각에 대해, 사용자의 게임 플레이 이력과 특정 게임 타이틀 간의 상관 관계를 나타내는 스코어 데이터를 출력할 수 있다. 독자가 이해할 수 있듯이, 게임 플레이 기록과 높은 상관 관계가 있는 게임은 상대적으로 높은 스코어를 가질 것이며, 그 반대의 경우도 마찬가지일 것이다. 또한, 컴퓨팅 시스템이 "N" 개의 모델을 구현하는 경우, 컴퓨팅 시스템은 "N" 개의 스코어 데이터를 생성할 수 있다. 또한, "상관관계"는 통계적 상관관계가 아니라, 간단히 대상 사용자와 동일한 게임플레이 이력을 가진 사용자가 이 게임을 플레이하기로 선택할 가능성의 표현일 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0013] 또한, 컴퓨팅 시스템은 하나 이상의 바이어싱 팩터의 상이한 값에 기반하여 스코어 데이터를 바이어싱하도록 구성될 수 있다. 바이어싱 팩터는 각각의 게임의 인기도, 각각의 게임의 비용, 각각의 게임의 장르 등과 같은 임의의 수의 팩터를 포함할 수 있다. 일 실시예에서, 바이어싱 팩터는 게임의 판매, 게임의 게임플레이의 양 등에 의해 결정된 바와 같은 각각의 게임의 인기도를 포함할 수 있다. 일부 경우에, 각각의 스코어 데이터(개별 훈련된 모델에 의해 결정됨)는, 바이어싱된 데이터가, 사용자에게 의해서 그렇게 요구되는 경우, 인기도의 특정 레벨과 더 밀접하게 일치되도록, 인기도의 상이한 레벨에서 바이어싱될 수 있다. 즉, 컴퓨팅 시스템은 매우 인기 있는 것으로부터 매우 인기 없는 것(또는 매우 "니치(niche)")에 이르는 인기도의 다수의 "M" 목표 레벨에서 각각의 게임 타이틀(및 각각의 모델에 대한)에 대한 스코어를 바이어싱시킬 수 있다. 독자가 이해하는 바와 같이, 매우 인기 있는 이러한 게임 타이틀의 계산된 스코어는 인기도의 목표 레벨이 "매우 높음"인 경우에는 부스팅되고, 인기도의 목표 레벨이 "매우 낮음"인 경우에는 감점될 수 있다. 반대로, 더욱 니치한 게임 타이틀의 계산된 스코어는 인기도의 목표 레벨이 "매우 높음"인 경우에는 감점될 것이고, 인기도의 목표 레벨이 "매우 낮음"인

경우에는 부스팅될 것이다.

- [0014] 마지막으로, 컴퓨팅 시스템이 이제 특정 사용자에게 대해 "N" 개의 훈련된 모델 각각에 대한 스코어 데이터를 계산했고, "M"개의 인기도 값을 사용하여 이러한 스코어 각각을 바이어싱했다는 점을 고려하면, 컴퓨팅 시스템은 이제 "M x N"의 양으로 사용자에게 대한 스코어를 생성했다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템이 6개의 모델과 인기도의 5개의 레벨을 활용한다면, 컴퓨팅 시스템은 특정 사용자에게 대해 총 30개의 스코어를 생성할 것이다(모델에 의해 생성된 6개의 스코어 데이터 각각이 다섯 번 바이어싱되는 것을 고려했을 때임). 물론, 계산된 스코어 데이터는 임의의 다른 수의 값을 가질 수 있고, 임의의 다른(예를 들어, 비선형) 방식으로 샘플링될 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 이러한 실시예는 모델을 훈련시키기 전의 제1 파라미터의 값(이 경우 출시일 기준)과 학습 후 제2의 값(이 경우 인기도 기준)을 입력하는 것을 설명하나, 임의의 다른 수의 파라미터는 모델에 대한 입력으로서 그리고/또는 인기도 데이터를 참조하여 설명된 후처리의 일부로서 적용될 수 있다. 또한, 후처리 파라미터는 바이어싱 팩터로서 설명되지만, 이러한 바이어싱 팩터(들)는 모델에 대한 입력으로서 또는 후처리의 일부로서 적용될 수 있는 파라미터(들)를 나타낸다는 점이 또한 주의된다.
- [0015] 매트릭스 또는 다른 형태의 이러한 스코어 데이터를 계산하면, 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 이러한 "결과 데이터"를 사용자의 클라이언트 디바이스에 보낼 수 있다. 사용자의 클라이언트 디바이스는 다음으로, 사용자에게 이용 가능한 하나 이상의 게임 타이틀을 제시하는 순서를 결정하기 위해, 이러한 결과 데이터 및 사용자로부터의 입력을 사용할 수 있다. 즉, 클라이언트 디바이스는, 사용자에게 어떤 비디오 게임을 추천할지를, 그리고 사용자가 다른 입력 데이터를 제공함에 따라 이 추천을 어떻게 변경할지를 결정하기 위해 사용자로부터의 입력 데이터 및 결과 데이터를 사용할 수 있다.
- [0016] 위의 실시예를 계속하기 위해, 클라이언트 디바이스는 사용자가, 원하는 출시 최신성의 선택 및 원하는 인기도 레벨의 선택을 입력으로서 제공할 수 있게 할 수 있다. 즉, 사용자는 게임 추천으로서, 더 최근에 출시된 게임 또는 더 오래된 게임을 보는 것을 선호하는지 여부를 클라이언트 디바이스에 표시할 수 있다. 또한, 사용자는 주류(즉, 인기 있는) 게임 또는 더 니치한(즉, 덜 인기 있는) 게임에 대한 추천을 받고 싶은지 여부를 지정할 수 있다. 아래의 실시예는 하나 이상의 슬라이더를 통해 이러한 입력을 제공하는 것으로서 사용자를 예시하고 설명하지만, 이 입력은 임의의 다른 방식으로 제공될 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0017] 사용자가 일반적으로 더 새롭고 더 니치인 게임에 대한 추천을 보기를 원한다는 점을 나타내는 입력과 같은 입력을 사용자로부터 수신하면, 클라이언트 디바이스는 사용자에게 어떤 게임을 추천할지, 그리고 어떤 순서로 추천할지를 결정하기 위해서 결과 데이터를 사용할 수 있다. 일부 실시예에서, 클라이언트 디바이스는 입력으로부터, 클라이언트 디바이스가 사용자에게 대해 수신한 계산된 스코어 데이터 중 하나 이상의 어느 것이 사용자의 입력 데이터에 가장 가까운지를 식별할 수 있다. 예를 들어, 사용자가 덜 인기 있는 비교적 새로운 게임을 지정하는 실시예에서, 클라이언트 장치는 계산된 득점 데이터로부터의 스코어 중 어느 것이 (1) 이 시간 범위 동안 훈련된 모델(들)에 대응되는지와, (2) 덜 인기 있는 타이틀을 부스트하기 위해 바이어싱된 스코어에 대응되는지를 식별할 수 있다. 이러한 스코어를 식별한 후, 클라이언트 디바이스는 개별 게임과 연관된 스코어를 결정하기 위해 보간을 사용할 수 있고, 다음으로, 이러한 스코어에 기반하여 사용자에게 게임 추천을 제시할 수 있다. 예를 들어, 클라이언트 디바이스는 게임 타이틀에 대한 스코어를 계산하기 위해 쌍선형 보간(bilinear interpolation) 또는 임의의 다른 형태의 보간을 사용할 수 있고, 계산된 스코어에 따라 이러한 게임 타이틀을 정렬할 수 있으며, 가장 높은 스코어를 갖는 게임 타이틀이 목록의 맨 위에 놓인다. 또한, 사용자가 위에서 설명된 슬라이더 중 하나 또는 둘 모두를 이동하는 것과 같이 다른 입력 데이터를 제공하는 경우, 클라이언트 디바이스는 매트릭스 또는 스코어의 다른 표현으로부터 가장 관련된 스코어 데이터를 다시 식별할 수 있고, 게임 타이틀들의 순위를 재지정하기 위해 이 스코어 데이터를 보간할 수 있다.
- [0018] 원격 컴퓨팅 시스템에서 이 스코어 데이터를 생성하고 클라이언트 디바이스에서 국부적으로 보간을 수행함으로써, 설명된 기술은 클라이언트 디바이스에서 콘텐츠 항목 추천의 순위를 지정하고 그 순위를 재지정하는 프로세스의 유연성을 크게 향상시킨다. 즉, 기술이 단일 결과가 아닌 클라이언트 디바이스에 다수의 스코어 데이터를 보내는 것을 포함하기 때문에, 그리고 클라이언트 디바이스가 다른 사용자 입력 수신에 응답하여 이러한 스코어 데이터의 실시간 보간을 수행하도록 구성되기 때문에, 이 기술은 원격 컴퓨팅 시스템에 대한 추가 왕복 요청 없이 추천의 순위 지정 및 재순위 지정을 가능하게 한다. 달리 말하면, 이 기술은, 시스템을 콜(call)하고, 사용자가 다른 입력을 제공할 때마다 시스템의 응답을 기다려야 하는 것과는 대조적으로, 원격 컴퓨팅 시스템에 대한 단일 요청 및 응답 코스트로 콘텐츠 항목 추천의 무제한 재 순위 결정을 가능하게 한다.
- [0019] 또한, 본원에 설명된 기술은 매우 세분화된 레벨의 콘텐츠 추천을 제공한다. 사용자가, 제1 파라미터의 원하는

값(예: 비용, 출시일 등) 및 제2 파라미터의 원하는 값(예: 인기도, 비용 등)을 지정할 수 있게 함으로써, 그리고 이러한 입력의 클라이언트측 보간을 수행함으로써, 이 기술은 고도로 맞춤화된 콘텐츠 항목 추천을 제공한다.

[0020] 기술들 중 일부가 두 가지 파라미터(출시 데이터 및 인기도)를 참조하여 본원에서 설명되었으나, 기술은 임의의 다른 수의 파라미터(예: 1, 5 등)에 대해서, 그리고 임의의 다른 파라미터 값(예: 비용, 장르 등)에 대해 사용될 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 추천이 하나 이상의 UI에 표시되는 것으로 설명되지만, 추천은 임의의 다른 방식(예: 청각적, 시각적 등)으로 출력될 수 있다는 점이 이해될 것이다.

[0021] 또한, 본원에 설명된 것은, 무엇보다도, 사용자에게 제시할 콘텐츠 항목 비디오와 이러한 비디오를 제시할 순서를 생성하는 데 사용되는 하나 이상의 훈련된 기계 학습 모델을 생성하기 위한 기술, 디바이스 및 시스템이다. 기술, 장치 및 시스템은 위의 기술과 유사하게 특정 사용자의 소비 이력을 훈련된 모델(들)에 적용하여 각각의 콘텐츠 항목 비디오와 소비 이력 간의 상관 관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하고, 결과 데이터를 생성하기 위해 하나 이상의 바이어싱 팩터를 사용하여 이러한 스코어 데이터를 수정한다. 또한, 기술, 디바이스, 및 시스템은 하나 이상의 콘텐츠 항목 비디오를 사용자에게 제시하는 순서를 결정하기 위해, 수신된 사용자 입력과 함께 이러한 결과 데이터를 사용할 수 있다. 예를 들어, 이는 사용자에게 추천할 비디오와 추천할 순서를 결정하는 것을 포함할 수 있다.

[0022] 일 실시예에서, 기술은 콘텐츠 항목 추천을 참조하여 위에서 설명된 기술을 사용하여 하나 이상의 모델을 훈련한다. 일 실시예에서, 기술은, 컴퓨팅 시스템 커뮤니티와 연관된 다수의 사용자의 각각의 소비 이력(예를 들어, 게임플레이 이력, 이동 이력 등)에 액세스함으로써 시작될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은 비디오 게임 서비스 커뮤니티의 제1 사용자의 게임플레이 이력에 액세스할 수 있고, 제1 모델을 훈련시키는 데 이러한 이력을 사용할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은, 사용자의 게임플레이 이력으로부터 하나의 게임 타이틀을 선택할 수 있고, 이러한 선택된 게임 타이틀이 분류기의 출력이 될 것임을 제1 모델에 표시할 수 있다. 그 후, 컴퓨팅 시스템은 제1 모델에 대한 입력으로서 사용자의 전체 게임 플레이 이력을 제공할 수 있고, 선택된 게임 타이틀을 제1 모델의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키기 위한 제1 모델의 출력으로서 제공할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델이 인공 신경망을 포함하는 경우, 게임 타이틀을 출력으로서 선택하고 사용자의 게임 플레이 이력에 관한 정보를 입력으로서 제공하는 것은 신경망의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키는 데 효과적일 수 있다. 신경망의 입력 및 출력과, 사용될 수 있는 다른 유형의 모델은, 출시 데이터, 장르, 게임 유형 등과 같은 다른 콘텐츠 항목 또는 대응되는 게임 타이틀의 피처를 포함할 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 모델에 대한 입력은 사용자와 연관된 지리적 위치, 사용자와 연관된 인구통계학적 정보 등과 같은 사용자와 연관된 정보를 포함할 수 있다. 또한, 모델에 대한 몇 가지 예시적인 입력이 설명되었지만, 임의의 다른 유형의 입력이 모델에 제공될 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 다수의 모델이 위에서 설명된 바와 같이 제1 사용자에게 대해 훈련될 수 있거나(예를 들어, 제1 시간 범위, 제2 시간 범위 등에 대응됨), 또는 단일 모델이 훈련될 수 있다는 점이 이해될 것이다.

[0023] 일부 경우에, 컴퓨팅 시스템은 기계 학습 모델에 대한 출력으로서 사용될 게임 타이틀을 선택할 때 사용자가 자신의 이력에서 각각의 게임을 플레이한 시간의 양을 고려할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은, 사용자가 사용자의 게임 플레이 이력에서 참조되는 각각의 개별 게임 타이틀을 플레이한 시간의 양을 초기에 결정할 수 있다. 이것은 절대적으로(예를 들어, 플레이된 시간의 관점에서) 또는 상대적으로(예를 들어, 또한 게임 타이틀을 플레이한 다른 사용자와 비교하여 플레이한 시간의 관점에서) 결정될 수 있다. 이러한 정보는 개별 게임 타이틀에 가중치로서 적용되거나, 또는 입력으로서 모델에 전달될 수 있다. 게임 플레이 이력과 연관된 각각의 게임 타이틀에 가중치를 적용하거나 이러한 정보를 모델에 입력한 후(잠재적으로, 사용자의 매우 적은 게임 플레이로 인해 일부 게임 타이틀을 필터링한 후), 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 제1 모델에 의해 출력으로서 사용될 하나(또는 그 이상)의 게임 타이틀을 선택할 수 있다. 그렇게 함으로써, 컴퓨팅 시스템은, 사용자가 가장 많이 플레이한 게임이 제1 모델의 출력으로 선택될 확률을 증가시키고, 따라서 제1 모델의 내부 계층(들)을, 사용자에게 관심 있는 게임을 선택할 가능성이 더 높은 모델로 귀결되는 방식으로 훈련시킨다. 그러나, 위의 설명이 모델을 훈련시키는 한 가지 방식을 예시하고 있지만, 콘텐츠 항목 추천을 출력하기 위한 다른 모델은 임의의 다른 수의 방식으로 훈련될 수 있다는 점이 이해될 것이다. 더욱이, 위의 실시예는 하나 이상의 기계 학습 모델을 훈련시키기 위해 단일 게임 플레이 이력에 액세스하는 것을 설명하지만, 컴퓨팅 시스템은 모델을 훈련시키기 위해 수천 개 이상의 게임 플레이 이력을 분석할 수 있다는 점이 이해될 것이다.

[0024] 기계 학습 모델을 훈련시킨 후, 컴퓨팅 시스템은 다음으로 사용자에게 추천할 콘텐츠 항목 비디오를 표시하기 위해서 클라이언트 디바이스에 의해 사용될 수 있는 데이터를 생성하기 위한 모델을 사용할 수 있다. 일부 경우

에, 이러한 추천은 특정 사용자에게 표시될 비디오 및 비디오들의 순서를 결정하는 데 사용된다. 이 정보를 사용하여, 컴퓨팅 시스템은 사용자에게 단일 비디오로 나타나는 것을 생성할 수 있지만, 실제로는 직렬(또는 동시) 방식으로 사용자에게 재생되는 복수의 개별 콘텐츠 항목 비디오를 포함한다.

[0025] 예를 들어, 특정 사용자가 클라이언트 장치를 통해 사용자에게 추천되는 콘텐츠 항목의 개별 비디오를 보여주는 비디오를 보기 위해 요청을 보낸다고 가정한다. 즉, 사용자가 이 특정 사용자에게 추천되는 비디오 게임용 비디오 게임 예고편의 시리즈를 보여주는 비디오를 보기 위해 요청한다고 가정한다. 컴퓨팅 시스템은 요청을 수신한 때에 사용자를 식별할 수 있고(예를 들어, 디바이스 또는 사용자 식별자를 통해), 사용자의 게임플레이 이력에 액세스할 수 있다. 컴퓨팅 시스템은 게임플레이 이력을 기계 학습 모델에 입력할 수 있다. 이에 대한 응답으로 기계 학습 모델(또는 다수의 모델이 활용되는 실시예에서의 모델)은 다수의 게임 타이틀 각각에 대해, 사용자의 게임 플레이 이력과 특정 게임 타이틀 간의 상관 관계를 나타내는 스코어 데이터를 출력할 수 있다. 독자가 이해할 수 있듯이, 게임 플레이 기록과 높은 상관 관계가 있는 게임은 상대적으로 높은 스코어를 가질 것이며, 그 반대의 경우도 마찬가지일 것이다. 또한, "상관관계"는 통계적 상관관계가 아니라, 간단히 대상 사용자와 동일한 게임플레이 이력을 가진 사용자가 이 게임을 플레이하기로 선택할 가능성의 표현일 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 컴퓨팅 시스템은, 상술된 바와 같이, 하나 이상의 바이어싱 팩터의 상이한 값에 기반하여 스코어 데이터를 바이어싱하도록 구성될 수 있다. 바이어싱 팩터는 각각의 게임의 인기도, 각각의 게임의 비용, 각각의 게임의 장르 등과 같은 임의의 수의 팩터를 포함할 수 있다.

[0026] 스코어 데이터가 바이어싱되었는지 여부에 관계없이, 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 스코어 데이터로부터 특정 사용자에게 추천될 비디오 게임의 상위 "X"개를 결정할 수 있다. 예를 들어, 스코어 데이터는 사용자에게 추천되는 상위 10개 비디오 게임 타이틀을 식별하는 데 사용될 수 있다. 다음으로, 컴퓨팅 시스템은 이러한 특정 게임에 대한 예고편에 대응되는 사용자를 위한 비디오를 생성하기 위해 아래에서 설명되는 방송 컴포넌트에 명령을 보낼 수 있다. 즉, 컴퓨팅 시스템은 사용자에게 추천된 비디오 게임에 대응되는 예고편의 편집을 포함하는 비디오를 사용자에게 제시하도록 방송 컴포넌트에 지시할 수 있다. 일부 경우에, 방송 컴포넌트는 규정된 순서에 따라 예고편들을 직렬로 표시할 수 있는 반면, 다른 경우에, 방송 계층이 예고편들을 동시에 제시할 수 있다. 예를 들어, 방송 컴포넌트는 사용자의 디스플레이 상의 제1 위치에 제1 예고편을 제시할 수 있고, 사용자의 디스플레이 상의 제2 위치에 제2 예고편을 제시하는 등의 방식을 취할 수 있다. 일부 경우에, 상위 예고편(즉, 특정 사용자의 상위 게임에 대응되는 예고편)은 기본 예고편으로 간주될 수 있고, 해당 기본 예고편을 위한 음악 또는 기타 오디오는 상위 "X" 예고편의 비디오 전체에 대해 재생될 수 있다.

[0027] 일부 경우에, 방송 컴포넌트는 또한, 제시된 예고편 상단에 추가 정보를 제시할 수 있다. 예를 들어, 방송 컴포넌트는 현재 재생 중인 예고편에 대응되는 비디오 게임을 구매하기 위한 링크, 예고편과 연관된 게임의 세부사항(예를 들어, 이름, 출시 날짜 등) 등을 검색하고 제시할 수 있다. 방송 컴포넌트는 또한, 사용자가 비디오의 재생을 제어(예: 일시 중지, 되감기 등)할 수 있도록 하는 비디오 컨트롤을 제시할 수 있다.

[0028] 일부 경우에, 방송 컴포넌트는, 각각의 개별 예고편의 비교적 작은 부분을 획득하고, 이러한 개별 부분을 위에서 설명된 스코어 데이터에 의해 정의된 순서로 연속적으로 제시함으로써 예고편들의 비디오를 생성할 수 있다. 예를 들어, 방송 컴포넌트는 10개(또는 다른 수)의 예고편을 제시하는 순서를 결정할 수 있고, 정의된 순서로 이러한 예고편의, 예를 들어, 2초 인크리먼트(increment)를 획득할 수 있다. 또한, 방송 컴포넌트는 이러한 10개의 예고편을 최종 사용자에게, 복수의 개별 비디오의 편집이 아니라 단일 비디오로서 보여지는 방식으로 모델에 의해 정의된 순서로 제시할 수 있다.

[0029] 일부 경우에, 특정 사용자에게 대해 (다수의 예고편의) 단일 비디오가 결정되고 제시될 수 있지만, 다른 경우에, 기술은 시스템이 다수의 예고편의 다른 비디오를 제시하게 하기 위해 하나 이상의 상이한 파라미터의 하나 이상의 값을 사용자가 지정할 수 있게 한다. 예를 들어, 시스템은, 원하는 출시 날짜, 원하는 인기도 등을 사용자가 지정할 수 있도록 하는 대화형 요소를 사용자에게 제시할 수 있다. 시스템은, 이러한 선택을 수신하면, 사용자에게 제시할 예고편을 식별하기 위한 스코어 데이터 및 이를 제시할 순서를 결정하기 위해서 훈련된 모델 중 하나 이상을 사용할 수 있다. 다음으로, 방송 컴포넌트는 이 정보를 수신하고, 사용자에게 제시하기 위한 새로운 비디오를 생성할 수 있다. 일부 경우에, 시스템은 사용자가 태그를 통해서 입력을 제공하는 것을 가능하게 할 수 있다. 예를 들어, 사용자는 특정 태그와 연관된 게임에 대한 예고편을 비디오로부터 제외하도록 요청할 수 있고/있거나, 특정 태그와 연관된 게임에 대한 예고편만 포함하도록 요청할 수 있다.

[0030] 일부 경우에, 사용자를 위한 맞춤형 비디오를 생성하는 기술은 예고편이 선택되는 게임(또는 기타 콘텐츠 항목)의 영역을 한정할 수 있다. 예를 들어, 기술은 게임의 특정 서브세트에 모델을 적용할 수 있고, 상위 "X" 개

의 추천된 게임(및 이의 순서)을 식별하기 위해 모델로부터 스코어 데이터를 수신할 수 있고, 정의된 순서로 이러한 추천된 게임의 예고편을 포함하는 비디오를 생성할 수 있다. 예를 들어, 이 폐쇄된 영역은 사용자가 이미 소유한(예: 이전에 구매한) 게임, 판매 중인 게임, 특정 퍼블리셔(publisher)의 게임 등에 해당될 수 있다.

[0031] 위에서 언급된 바와 같이, 상위 "X" 개의 추천된 게임 및 이러한 게임에 대응되는 예고편을 표시하기 위한 순서를 식별하면, 방송 컴포넌트는 이러한 "X" 개의 예고편을 결정된 순서로 표시하기 위한 파일을 생성할 수 있다. 또한, 방송 컴포넌트는 시작에, 끝에, 그리고/또는 "X" 개의 예고편과 혼합된 하나 이상의 "인트로" 또는 "아웃트로" 비디오를 포함할 수 있다. 예를 들어, 방송 컴포넌트가 특정 사용자에게 10개의 예고편을 제시하기로 결정하면, 방송 컴포넌트는 10개의 예고편 이전에 10개의 게임을 소개하는 인트로 비디오를 제시할 수 있으며, 이러한 비디오는, 이러한 게임과 연관된 장르, 각각의 게임에 대한 링크 등과 같은 이러한 게임과 관련된 정보를 포함할 수 있다. 유사하게, 방송 컴포넌트는 10개의 비디오의 끝에서 이러한 예고편과 연관된 정보를 나타내는 아웃트로 비디오를 제시할 수 있으며, 이 정보는 인트로 비디오에 제시되는 것과 동일하거나 상이할 수 있다.

[0032] 또 다른 예에서, 이러한 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 10개(또는 다른 예시적인 수)의 예고편 내에 게재될 수 있다. 예를 들어, 처음 5개의 예고편이 제1 태그 또는 장르(예: 어드벤처)와 연관되고, 두 번째 5개의 예고편이 제2 태그 또는 장르(예: 퍼즐 게임)와 연관된 경우, 방송 컴포넌트는 처음 5개의 예고편을 제시하기 전에 제1 인트로 비디오를, 처음 5개의 예고편을 표시한 후의 제1 아웃트로 비디오를, 제1 아웃트로 비디오를 제시한 후 제2 인트로 비디오를, 그리고 마지막 5개의 예고편을 제시한 후 제2 아웃트로 비디오를 생성하고 제공할 수 있다. 또한, 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 대응되는 예고편과 연관된 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 이러한 게임 등을 얻기 위한 정보와 함께 5개의 모험 관련 예고편을 나타낼 수 있다. 유사하게, 제2 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 이러한 게임 및/또는 추가 정보를 얻기 위한 정보와 함께 5개의 퍼즐 관련 예고편을 나타낼 수 있다. 이러한 인트로 및/또는 아웃트로 비디오의 콘텐츠 유형은 정적 콘텐츠(예: 정적 이미지, 링크 등) 및/또는 동적 콘텐츠(예: 게임을 소개하는 보이스오버 데이터, 콘텐츠를 소개하는 크리에이터의 사진 녹화 영상, 애니메이션 등)를 포함할 수 있다.

[0033] 또 다른 실시예에서, 훈련된 모델의 출력은 콘텐츠 항목(예를 들어, 게임) 추천 이외의 추천을 사용자에게 하기 위해 사용될 수 있다. 예를 들어, 이러한 모델(들)의 출력은 일부 경우에 사용자에게 콘텐츠 항목 크리에이터를 추천하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어, 모델이 특정 사용자의 소비 이력을 사용하여 사용자에게 추천할 상위 "X" 개의 비디오 게임(또는 기타 콘텐츠 항목) 세트를 결정하는 위의 실시예를 계속하면, 이러한 출력은 사용자에게 하나 이상의 크리에이터를 추천할지 여부를 결정하기 위해 하나 이상의 크리에이터에 관한 정보와 비교될 수 있다. 예를 들어, 기술은 모델에 의해 출력된 콘텐츠 항목과 다수의 인간 크리에이터 각각에 의해 추천된 콘텐츠 항목들 사이의 유사성을 계산할 수 있다.

[0034] 즉, 기술은 이러한 모델 추천 게임을 각각의 인간 크리에이터가 추천하는 게임의 각각의 세트와 비교할 수 있다. 다음으로, 기술은, 사용자가 한 명 이상의 인간 크리에이터와 연결(예: "팔로우" 시작)할 것을 사용자에게 제안하기 위해서 이 유사성 데이터를 사용할 수 있다. 예를 들어, 기술은 계산된 유사성 스코어에 따라 상위 "P" 개의 크리에이터를 추천할 수 있으며, 이러한 크리에이터는 임계 유사성 스코어 등보다 더 큰 유사성 스코어와 연관될 수 있다.

[0035] 도 1은 디스플레이(104)와 연관된 클라이언트 디바이스(102), 및 콘텐츠 항목을 상이한 사용자들에게 추천하기 위한 기계 학습 모델(들)을 훈련시키고 사용하도록 구성된 원격 컴퓨팅 시스템(106)을 포함하는 예시적인 환경을 예시하는 도면이다. 일부 예에서, 그리고 아래에서 더 상세히 설명되는 바와 같이, 원격 컴퓨팅 시스템(106)은 다수의 모델을 훈련시킨 후, 다수의 콘텐츠-항목 타이틀 각각과 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하기 위해 사용자의 소비 이력을 모델 각각에 입력한다. 또한, 컴퓨팅 시스템(106)은, 컴퓨팅 시스템이 사용자의 클라이언트 디바이스(102)에 전송할 수 있는 결과 데이터를 생성하기 위해 하나 이상의 바이어싱 팩터를 사용할 수 있다. 클라이언트 디바이스(102)는, 디스플레이(104) 상에서 또는 다른 방식으로 콘텐츠-항목 추천을 사용자에게 제시하는 순서(들)를 결정하기 위해, 상이한 사용자 입력뿐만 아니라 이러한 결과 데이터를 사용할 수 있다.

[0036] 클라이언트 디바이스(102)는, 비디오 게임, 영화, 노래 등과 같은 콘텐츠 항목을 실행하도록 구성된 임의의 적합한 유형의 컴퓨팅 디바이스로서 구현될 수 있다. 클라이언트 디바이스(102)는, 한정됨 없이, 개인용 컴퓨터(PC), 데스크탑 컴퓨터, 랩탑 컴퓨터, 모바일 폰(예를 들어, 스마트 폰), 태블릿 컴퓨터, 휴대용 디지털 어시스턴트(PDA), 웨어러블 컴퓨터(예: 가상 현실(VR) 헤드셋, 증강 현실(AR) 헤드셋, 스마트 안경 등), 차량 내(예: 차내) 컴퓨터, 텔레비전(스마트 텔레비전), 셋톱-박스(STB), 게임 콘솔, 음악 플레이어, 음성 제어 도우미, 및

/또는 임의의 유사한 컴퓨팅 디바이스를 포함할 수 있다. 클라이언트 디바이스(102)는 컴퓨터 네트워크(108)를 통해 원격 컴퓨팅 시스템(106)(본 명세서에서 때때로 "컴퓨팅 시스템(106)"으로 축약됨)과 통신할 수 있다. 컴퓨터 네트워크(108)는 인터넷, 다른 유형의 데이터 및/또는 음성 네트워크, 유선 인프라(예: 동축 케이블, 광섬유 케이블 등), 무선 인프라(예: 무선 주파수(RF), 셀룰러, 위성 등) 및/또는 기타 연결 기술을 이에 국한됨이 없이 나타내고/내거나 포함할 수 있다. 컴퓨팅 시스템(106)은, 일부 경우에 컴퓨터 네트워크(108)를 통해 유지되고 액세스 가능한 네트워크 액세스 가능한 컴퓨팅 플랫폼의 일부일 수 있다. 이와 같은 네트워크 액세스 가능한 컴퓨팅 플랫폼은 "주문형 컴퓨팅", "서비스로서의 소프트웨어(SaaS: software as a service)", "플랫폼 컴퓨팅", "네트워크 액세스 가능한 플랫폼", "클라우드 서비스", "데이터 센터" 등과 같은 용어를 사용하여 지칭될 수 있다.

[0037] 일부 실시예에서, 컴퓨팅 시스템(106)은, 비디오 게임(또는 임의의 다른 유형의 콘텐츠 항목)을 클라이언트 디바이스(102)에 배포(예: 다운로드, 스트리밍 등)하기 위해 비디오 게임 서비스를 구현하는 비디오 게임 플랫폼으로서 작용하거나 이에 액세스할 수 있다. 일 실시예에서, 클라이언트 디바이스(102)는 각각 클라이언트 디바이스 상에 클라이언트 애플리케이션을 설치할 수 있다. 설치된 클라이언트 애플리케이션은 비디오 게임 클라이언트(예: 비디오 게임을 플레이하기 위한 게임 소프트웨어)일 수 있다. 클라이언트 애플리케이션이 설치된 클라이언트 디바이스(102)는, 컴퓨터 네트워크(108)를 통해 컴퓨팅 시스템(106)으로부터 프로그램(예를 들어, 비디오 게임 및 그 콘텐츠)을 다운로드, 스트리밍 또는 달리 수신하도록 구성될 수 있다. 이러한 목적을 위해서, 클라이언트 디바이스(102)에서 다운로드 및 실행을 위해 프로그램이 개별적으로 구매 가능한 직접 구매 모델, 구독 기반 모델, 일정 기간 동안 렌트 또는 임대되거나, 스트리밍되거나, 또는 달리 클라이언트 디바이스(102)에 이용 가능하게 되는 콘텐츠 배포 모델과 같은 임의의 유형의 콘텐츠 배포 모델이 사용할 수 있다. 따라서, 개별 클라이언트 디바이스(102)는, 클라이언트 애플리케이션을 로딩함으로써 실행 가능한 하나 이상의 설치된 비디오 게임을 포함할 수 있다.

[0038] 클라이언트 디바이스(102)는, 비디오 게임 서비스에 등록하고, 다음으로 로그인하는 데 사용될 수 있다. 사용자는 이 목적을 위해 사용자 계정을 생성하고, 등록된 사용자 계정에 연결된 크리덴셜(credential)(예: 비밀번호, PIN, 생체 ID 등)을 지정/설정할 수 있다. 복수의 사용자가 비디오 게임 플랫폼과 상호작용함(예를 들어, 등록된 사용자 계정으로 사용자/플레이어 프로필에 액세스하거나, 각각의 클라이언트 디바이스(102)에서 비디오 게임을 하는 등)에 따라, 클라이언트 디바이스(102)는 원격 컴퓨팅 시스템(106)으로 데이터를 전송한다. 주어진 클라이언트 머신(104)의 경우, 원격 컴퓨팅 시스템(106)으로 전송된 데이터는 사용자 입력 데이터, 비디오 게임 데이터(예: 원격 시스템에 업로드된 게임 성능 통계), 소셜 네트워킹 메시지 및 관련 활동, 클라이언트 디바이스(102)에서 플레이되는 비디오 게임의 식별자(ID)를 이에 국한됨이 없이 포함할 수 있다. 이 데이터는 실시간으로(또는 실질적으로 실시간으로) 스트리밍될 수 있고, 정의된 간격으로 원격 시스템(106)에 전송될 수 있고/있거나, 이벤트(예를 들어, 비디오 게임에서 나가기)에 응답하여 업로드될 수 있다. 아래에서 더 자세히 설명되는 바와 같이, 이러한 데이터는 클라이언트 디바이스(102)의 사용자의 게임플레이 이력을 결정하는 데 사용될 수 있으며, 이 게임플레이 이력은 사용자에게 게임 타이틀을 추천하기 위한 스코어를 결정하는 데 사용될 수 있다.

[0039] 예를 들어, 도 1은 클라이언트 디바이스(102)가 클라이언트 디바이스(102)의 사용자에게 하나 이상의 콘텐츠 항목(예를 들어, 비디오 게임)을 추천하기 위한 UI(110)를 디스플레이(104) 상에 제시할 수 있다는 점을 예시한다. 이러한 실시예에서, UI(110)는, 2개의 상이한 사용자 입력을 제공하기 위한 하나 이상의 UI 컨트롤(112(1) 및 112(2))을 포함한다. 예를 들어, 제1 UI 컨트롤(112(1))은, 클라이언트 디바이스(102)의 사용자가 제1 파라미터의 원하는 값을 제공하는 것을 가능하게 할 수 있는 한편, 제2 UI 컨트롤(112(2))은 사용자가 제2 파라미터의 원하는 값을 제공하는 것을 가능하게 할 수 있다. 그 다음, 클라이언트 디바이스는 추천된 콘텐츠 항목(114(1), 114(2), 114(3), 114(4))의 커스텀 목록(114)을 생성하기 위해 이러한 값을 사용할 수 있다. 아래에서 더 상세하게 설명되고 예시되는 바와 같이, 제1 UI 컨트롤(112(1))은 사용자가 인기도의 원하는 레벨을 지정할 수 있게 하는 한편, 제2 UI 컨트롤(112(2))은 사용자가 콘텐츠 항목의 출시일(release-date) 최신성(recency)의 원하는 레벨을 지정할 수 있게 한다. 또한, 아래에서 논의되는 바와 같이, 클라이언트 디바이스(102)는, 사용자가 UI 컨트롤(들)을 통해 그리고 컴퓨팅 시스템(106)과 상호작용하지 않고 입력을 제공하는 것에 응답하여 추천된 콘텐츠 항목의 목록(114)을 업데이트할 수 있다.

[0040] 도 1은 컴퓨팅 시스템(106)이 하나 이상의 프로세서(116)(예를 들어, 중앙 처리 장치(들)(CPU(들))) 및 컴퓨터 관독 가능 매체(118)를 포함할 수 있다는 점을 추가로 예시한다. 컴퓨터 관독 가능 매체(118)는, 컴퓨터 관독 가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 다른 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술

로 구현되는 착탈식 및 비착탈식 매체, 휘발성 및 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 이러한 메모리는, 원하는 정보를 저장하는 데 사용될 수 있으며 컴퓨팅 디바이스에 의해서 액세스될 수 있는 RAM, ROM, EEPROM, 플래시 메모리 또는 다른 메모리 기술, CD-ROM, 디지털 다목적 디스크(DVD) 또는 기타 광 저장 디바이스, 자기 카세트, 자기 테이프, 자기 디스크 저장 디바이스, 또는 기타 자기 저장 디바이스, RAID 저장 시스템, 또는 임의의 다른 매체를 포함하나, 이에 한정되지 않는다. 컴퓨터 판독 가능 매체(118)는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체("CRSM": computer-readable storage media)로서 구현될 수 있으며, 이는 컴퓨터 판독 가능 매체(118)에 저장된 명령을 실행하기 위해 프로세서(들)(116)에 의해 액세스 가능한 임의의 이용 가능한 물리적 매체일 수 있다. 하나의 기본 구현예에서, CRSM은 랜덤 액세스 메모리("RAM") 및 플래시 메모리를 포함할 수 있다. 다른 구현에서, CRSM은, 읽기 전용 메모리("ROM"), 전기적으로 지울 수 있는 프로그래밍 가능한 읽기 전용 메모리("EEPROM"), 또는 원하는 정보를 저장하는 데 사용될 수 있고, 프로세서(116)에 의해서 액세스될 수 있는 임의의 다른 유형의 매체를 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.

[0041] 예시된 바와 같이, 컴퓨터 판독가능 매체(118)는 훈련 컴포넌트(120), 상관 컴포넌트(122), 및 바이어싱 컴포넌트(124)를 저장하거나, 또는 그렇지 않으면 이에 대한 액세스를 가질 수 있다. 또한, 미디어(118)는, 각각의 콘텐츠 항목의 인기도(예를 들어, 판매, 게임 플레이 시간 등)를 나타내는 인기도 데이터(126), 클라이언트 디바이스에서 획득 가능한 콘텐츠 항목(128), 및 상이한 사용자의 각각의 소비 이력을 나타내는 이력 데이터(130)를 저장할 수 있다.

[0042] 훈련 컴포넌트(120)는 하나 이상의 기계 학습 모델(132(1), 132(2), ..., 132(N))을 훈련시키는 데 이력 데이터(130)를 사용할 수 있다. 예를 들어, 훈련 컴포넌트(120)는 훈련된 기계 학습 모델(132(1)-(N))을 획득하기 위해 훈련 데이터로서 사용자 계정의 샘플링 세트와 연관된 이력 데이터(130)의 일 부분을 사용하여 다수의 기계 학습 모델 각각을 훈련할 수 있다.

[0043] 훈련된 기계 학습 모델(들)(132)은 단일 모델, 또는 베이스 레벨 기계 학습 모델들의 앙상블(ensemble)을 나타낼 수 있으며, 임의의 유형의 기계 학습 모델(132)로서 구현될 수 있다. 예를 들어, 본원에 설명된 기술 및 시스템과 함께 사용하기에 적합한 기계 학습 모델(132)은 신경망, 트리 기반 모델, 서포트 벡터 머신(SVM: support vector machine), 커널 방법, 랜덤 포레스트, 스플라인(예: 다변량 적응 회귀 스플라인), 은닉 마르코프 모델(HMM: hidden Markov model), 칼만 필터(또는 향상된 칼만 필터), 베이저안 네트워크(또는 베이저안 신뢰 네트워크(Bayesian belief network)), 기대 최대화, 유전 알고리즘, 선형 회귀 알고리즘, 비선형 회귀 알고리즘, 로지스틱 회귀 기반 분류 모델, 또는 이들의 앙상블을 이에 국한됨이 없이 포함한다. "앙상블"은, 가중 평균화 또는 보팅(voting)을 사용하는 것과 같이, 출력(예측)이 결합되는 기계 학습 모델(132)의 집합을 포함할 수 있다. 앙상블의 개별 기계 학습 모델은 전문성에서 다를 수 있으며, 앙상블은 앙상블의 임의의 개별 기계 학습 모델보다 집합적으로 "더 스마트"한 개별 기계 학습 모델의 커미티(committee)로서 작동될 수 있다.

[0044] 각각의 기계 학습 모델(132)을 훈련시키기 위해 사용되는 훈련 데이터는 다양한 유형의 데이터를 포함할 수 있다. 일반적으로, 기계 학습을 위한 훈련 데이터는 두 가지 컴포넌트, 즉 피처(feature) 및 레이블(label)을 포함할 수 있다. 그러나, 일부 실시형태에서, 기계 학습 모델(들)(132)을 훈련시키기 위해서 사용되는 훈련 데이터는 레이블이 지정되지 않을 수 있다. 따라서, 기계 학습 모델(들)(216)은 지도 학습, 비지도 학습, 반지도 학습, 강화 학습 등과 같은 임의의 적절한 학습 기술을 사용하여 훈련 가능하다. 훈련 데이터에 포함된 피쳐는 피쳐들 세트에 의해서, 예컨대 훈련 데이터의 속성에 대한 정량화 가능한 정보의 n차원 피쳐 벡터의 형태로, 표현될 수 있다. 다음은 본원에 설명된 기계 학습 모델(들)(132)을 훈련시키기 위한 훈련 데이터에 포함될 수 있는 예시적인 피쳐의 목록이다. 그러나, 다음의 피쳐의 목록이 전체가 아니며, 훈련에 사용되는 피쳐는 본원에 설명되지 않은 추가 피쳐를 포함할 수 있으며, 일부 경우에는, 본원에 나열된 피쳐 중 전부가 아닌 일부를 포함할 수 있다. 훈련 데이터에 포함된 예시적인 피쳐는 콘텐츠 항목의 출시 날짜, 콘텐츠 항목의 장르, 콘텐츠 항목의 타이틀, 콘텐츠 항목의 길이, 콘텐츠 항목의 등급, 및/또는 콘텐츠 항목을 소비한 소비자 등을 이에 국한됨이 없이 포함할 수 있다. 또한, 훈련 프로세스의 일부로서, 훈련 컴포넌트(120)는 기계 학습을 위한 가중치를 설정할 수 있다. 이들 가중치는 이력 데이터(130)로부터 유도된 바와 같은 훈련 데이터에 포함된 피쳐의 세트에 적용될 수 있다. 일부 실시형태에서, 훈련 프로세스 동안 설정되는 가중치는 기계 학습 모델(들) 내부에 있는 파라미터(예를 들어, 신경망의 은닉층에 있는 뉴런에 대한 가중치)에 적용될 수 있다. 기계 학습 모델(들)의 이러한 내부 파라미터는 피쳐의 세트의 개별 입력 피쳐와 일대일로 매핑되거나 매핑되지 않을 수 있다. 가중치는 훈련된 기계 학습 모델(132)에 의해 출력되는 스코어에 대해 임의의 주어진 피쳐 또는 파라미터가 갖는 영향을 나타낼 수 있다.

[0045] 경우에 따라, 훈련 컴포넌트(120)는, 사용자의 개별 소비 이력에 접근하고, 각각의 이력이 나타내는 특정 콘텐츠

츠 항목을 모델의 출력으로 선택하고, 소비 이력을 모델에 입력으로서 입력하고, 모델의 하나 이상의 내부 계층을 훈련함으로써, 개별 모델을 훈련할 수 있다. 예를 들어, 그리고 위에서 설명된 바와 같이, 훈련 컴포넌트는 제1 사용자의 소비 이력에 액세스할 수 있고, 제1 모델(132(1))을 훈련시키는 데 이러한 이력을 사용할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델(132(1))이 지난 6개월 이내에 출시된 콘텐츠 항목 타이틀을 추천하는 데 사용되는 경우, 훈련 컴포넌트(120)는, 사용자의 이력으로부터, 지난 6개월 이내에 출시된 하나의 게임 타이틀을 선택할 수 있고, 이 선택된 타이틀이 모델의 출력이 될 것임을 제1 모델(132(1))에 표시할 수 있다. 그 후, 훈련 컴포넌트(120)는 제1 모델(132(1))에 대한 입력으로서 사용자의 전체 소비 이력을 제공할 수 있고, 제1 모델(132(1))의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키기 위한 제1 모델(132(1))의 출력으로서 선택된 콘텐츠 항목 타이틀을 제공할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델(132(1))이 인공 신경망을 포함하는 경우, 콘텐츠 항목 타이틀을 출력으로서 선택하고 사용자의 소비 이력에 관한 정보를 입력으로서 제공하는 것은 신경망의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키는 데 효과적일 수 있다. 신경망의 입력 및 출력과, 사용될 수 있는 다른 유형의 모델은, 출시 데이터, 장르, 게임 유형 등과 같은 다른 콘텐츠 항목 또는 대응되는 게임 타이틀의 피처를 포함할 수 있다는 점이 이해될 것이다.

[0046] 일부 경우에, 훈련 컴포넌트(120)는 기계 학습 모델(132(1))에 대한 출력으로서 사용될 타이틀을 선택할 때 사용자가 자신의 이력에서 각각의 콘텐츠 항목을 소비한 시간의 양을 고려할 수 있다. 예를 들어, 훈련 컴포넌트(120)는, 사용자가 사용자의 소비 이력에서 참조되는 각각의 개별 타이틀을 소비한 시간의 양을 초기에 결정할 수 있다. 이것은 절대적으로(예를 들어, 시간 측면에서) 또는 상대적으로(예를 들어, 타이틀을 소비한 다른 사용자에게 비해 시간 측면에서) 결정될 수 있다. 이러한 정보는 개별 콘텐츠 항목 타이틀에 가중치로서 적용될 수 있다. 이력과 연관된 각각의 타이틀에 가중치를 적용하거나 이러한 정보를 모델에 입력한 후(잠재적으로, 사용자의 매우 적은 소비량으로 인해 일부 타이틀을 필터링한 후), 훈련 컴포넌트(120)는 다음으로, 제1 모델(132(1))에 의해 출력으로서 사용될 하나(또는 그 이상)의 콘텐츠 항목 타이틀을 선택할 수 있다. 그렇게 함으로써, 훈련 컴포넌트(120)는, 사용자가 가장 많이 소비한 콘텐츠 항목이 제1 모델(132(1))의 출력으로 선택될 확률을 증가시키고, 따라서 제1 모델의 내부 계층(들)을, 사용자에게 관심 있는 콘텐츠 항목을 선택할 가능성이 더 높은 모델로 귀결되는 방식으로 훈련시킨다.

[0047] 제1 모델(132(1))을 훈련시키는 것 외에도, 일부 경우에, 훈련 컴포넌트(120)는 또한, 작년 이내에 출시된 게임(132(2))을 추천하기 위한 모델, 최근 3년 이내에 출시된 게임을 추천하기 위한 모델(132(3)) 등과 같은 다수의 다른 모델을 훈련시킬 수 있다. 각각의 경우에, 훈련 컴포넌트(120)는 사용자의 소비 이력에 액세스할 수 있고, 이력에 표시되고 특정 모델과 연관된 시간의 양 내(예를 들어, 1년 이내, 3년 이내 등)에 출시된 타이틀을 특정 모델에 대한 출력으로서 선택할 수 있다. 더욱이, 위의 실시예는 다수의 기계 학습 모델 각각을 훈련시키기 위해 단일 이력에 액세스하는 것을 설명하지만, 훈련 컴포넌트(120)는 모델(132)을 훈련시키기 위해 수천 개 이상의 이력을 분석할 수 있다는 점이 이해될 것이다.

[0048] 한편, 상관 컴포넌트(122)는 개별 사용자로부터 추천 요청을 수신하는 것에 응답하여 개별 사용자에게 대한 상관 스코어를 생성하는 기능을 할 수 있다. 예를 들어, 예시된 바와 같이, 클라이언트 디바이스(102)는 하나 이상의 프로세서(134) 및 컴퓨터 판독가능 매체(136)를 포함할 수 있으며, 이 매체는 하나 이상의 클라이언트 애플리케이션(138) 및 보간 컴포넌트(140)를 저장하거나, 또는 달리 이에 대한 액세스를 가질 수 있다. 일부 예들에서, 클라이언트 디바이스(102)의 사용자는, UI(110)를 렌더링하기 위한 데이터를 요청하는 것과 같이, 컴퓨팅 시스템(106)과 상호작용하기 위해 클라이언트 애플리케이션들(138) 중 하나(예를 들어, 브라우저, 전용 애플리케이션 등)를 활용할 수 있다. 이러한 요청을 수신하는 것에 응답하여, 상관 컴포넌트는 하나 이상의 콘텐츠 항목을 사용자에게 추천하는 데 사용될 수 있는 스코어 데이터를 생성하기 위해 클라이언트 디바이스(102)의 사용자와 연관된 식별자를 결정할 수 있다.

[0049] 일 실시예에서, 사용자 상관 컴포넌트(122)는, 사용자를 식별한 후 이력 데이터(130)로부터 클라이언트 디바이스(102)의 사용자의 소비 이력에 액세스한다. 다음으로, 상관 컴포넌트는 이러한 소비 이력을 "N" 개의 훈련된 모델(132) 각각에 입력할 수 있다. 모델(132)들은 각각, 개별 모델(132)에 대응되는 시간 범위와 연관된 다수의 콘텐츠 항목 각각에 대해, 콘텐츠 항목과 사용자의 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 출력할 수 있다. 상술된 바와 같이, 스코어가 높을 수록 상관관계가 더 높다는 점을 의미할 수 있다. 일부 경우에, 특정 모델과 연관된 각각의 시간 범위는, 제1 모델이 지난 6개월 이내에 출시된 콘텐츠 항목과 연관되고 제2 모델이 6개월 내지 12개월 사이에 출시된 콘텐츠 항목과 연관되는 실시예에서처럼, 배타적이다. 다른 경우에, 시간 범위는, 제1 모델이 지난 6개월 이내에 출시된 콘텐츠와 연관되며 제2 모델이 지난 1년(이전 6개월 포함) 내에 출시된 콘텐츠 항목과 연관되는 실시예에서처럼, 배타적이지 않다.

- [0050] 한편, 바이어싱 컴포넌트(124)는, 특정 파라미터의 "M" 개의 값에 따라 상관 컴포넌트(122)에 의해 생성된 "N" 개의 스코어 데이터 각각을 바이어싱하는 기능을 할 수 있다. 이러한 파라미터는 인기도 레벨, 비용, 출시일 등을 포함할 수 있다. 일부 실시예에서, 파라미터는 인기도 데이터(126)에 의해 표시된 바와 같은 인기도 레벨을 포함한다.
- [0051] 예를 들어, 바이어싱 컴포넌트는, 각각의 모델에 의해 출력된 각각의 스코어 데이터와 연관된 각각의 콘텐츠 항목에 대해, "M"개의 상이한 인기도 값에 대한 개별 스코어를 부스트할지 또는 감점할지 여부를 결정할 수 있다. 일 실시예에서, 바이어싱 컴포넌트(124)는, 매우 인기 있는 것으로부터 매우 인기가 없는 것(또는 오히려, 매우 "니치")에 이르는 5가지 상이한 인기도 값에 따라 각각의 콘텐츠 항목에 대한 스코어를 부스트하거나 감점한다. 이렇게 한 후, 바이어싱 컴포넌트는 스코어의 매트릭스 또는 다른 표현을 생성할 수 있으며, 이중 하나의 구현이 도 3을 참조하여 예시되고 설명된다.
- [0052] 스코어의 매트릭스 또는 다른 표현이 생성된 후, 컴퓨팅 시스템(106)은 이 "결과 데이터"를 처음에 추천을 요청한 클라이언트 디바이스(102)로 다시 보낼 수 있다. 다음으로, 보간 컴포넌트(140)는, UI 컨트롤(112(1) 및 112(2))의 값뿐만 아니라 수신된 결과 데이터에 적어도 부분적으로 기반하여 추천된 콘텐츠 항목을 제시하는 순서를 결정할 수 있다. 예를 들어, 이들 2개의 컨트롤의 값들의 임의의 주어진 세트에 대해, 보간 컴포넌트(140)는 결과 데이터로부터 가장 가까운 하나 이상의 스코어 데이터를 식별할 수 있고, 식별된 스코어 데이터에 기반하여 콘텐츠 항목(들)에 대한 스코어를 보간할 수 있다. 보간 컴포넌트(140)는 이중선형 보간 및/또는 임의의 다른 보간 방법을 사용할 수 있다. 게다가, 사용자가 UI 컨트롤(112(1) 및/또는 112(2))을 통해 입력을 제공함에 따라, 보간 컴포넌트(140)는 새로운 보간을 수행하고, 새로운 추천(들)을 나타내기 위해 UI(110)를 업데이트할 수 있다.
- [0053] 도 2는 기계 학습 모델을 생성하고, 이를 특정 사용자의 이력 데이터에 적용하고, 생성된 결과 데이터를 사용자의 클라이언트 디바이스에 전송하고, 이 결과 데이터 및 수신된 사용자 입력을 사용하여, 콘텐츠 항목 추천을 사용자에게 제시하는 순서를 결정하기 위한 작동의 예시적인 프로세스(200)를 예시한다. 이 프로세스(200)는 도 1의 환경(100)을 참조하여 설명되나, 이것은 다른 환경에 적용될 수 있다.
- [0054] 작동 202에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 위에서 설명된 기술 중 임의의 것을 사용하여 하나 이상의 기계 학습 모델을 훈련시킬 수 있다. 일부 실시예에서, 작동 202는 "N" 개의 모델을 훈련시키는 것을 포함하고, 각각은 콘텐츠 항목이 출시된 특정 시간 윈도우와 같은 파라미터의 특정 값과 연관된다.
- [0055] 일 실시예에서, 컴퓨팅 시스템(106)은, 컴퓨팅 시스템 커뮤니티와 연관된 다수의 사용자의 각각의 소비 이력(예를 들어, 게임플레이 이력, 이동 이력 등)에 액세스함으로써 훈련 작동을 시작할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은 비디오 게임 서비스 커뮤니티의 제1 사용자의 게임플레이 이력에 액세스할 수 있고, 제1 모델을 훈련시키는 데 이러한 이력을 사용할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델이 지난 6개월 이내에 출시된 게임 타이틀을 추천하는 데 사용되는 경우, 컴퓨팅 시스템은, 사용자의 게임 플레이 이력으로부터, 지난 6개월 이내에 출시된 하나의 게임 타이틀을 선택할 수 있고, 이 선택된 게임 타이틀이 분류기의 출력이 될 것임을 제1 모델에 나타낼 수 있다. 즉, 컴퓨팅 시스템(106)은 모델이 훈련되고 있는 파라미터의 값을 갖는 게임 타이틀 또는 다른 콘텐츠 항목을 식별할 수 있다.
- [0056] 그 후, 컴퓨팅 시스템(106)은 사용자의 전체 게임 플레이 이력을 제1 모델에 입력으로 제공할 수 있고, 선택된 게임 타이틀을 제1 모델의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키기 위한 제1 모델의 출력으로 제공할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델이 인공 신경망을 포함하는 경우, 게임 타이틀을 출력으로서 선택하고 사용자의 게임 플레이 이력에 관한 정보를 입력으로서 제공하는 것은 신경망의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시키는 데 효과적일 수 있다. 신경망의 입력 및 출력과, 사용될 수 있는 다른 유형의 모델은, 출시 데이터, 장르, 게임 유형 등과 같은 다른 콘텐츠 항목 또는 대응되는 게임 타이틀의 피처를 포함할 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0057] 일부 경우에, 컴퓨팅 시스템(106)은 기계 학습 모델에 대한 출력으로서 사용될 게임 타이틀을 선택할 때 사용자가 자신의 이력에서 각각의 게임을 플레이한 시간의 양을 고려할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템은, 사용자가 사용자의 게임 플레이 이력에서 참조되는 각각의 개별 게임 타이틀을 플레이한 시간의 양을 초기에 결정할 수 있다. 이것은 절대적으로(예를 들어, 플레이된 시간의 관점에서) 또는 상대적으로(예를 들어, 또한 게임 타이틀을 플레이한 다른 사용자와 비교하여 플레이한 시간의 관점에서) 결정될 수 있다. 이러한 정보는 개별 게임 타이틀에 가중치로서 적용되거나, 모델에 대한 정보로서 입력될 수 있다. 게임 플레이 이력과 연관된 각각의 게임 타이틀에 가중치를 적용하거나 이러한 정보를 모델에 입력한 후(잠재적으로, 사용자의 매우 적은 게임 플레이로 인해 일부 게임 타이틀을 필터링한 후), 컴퓨팅 시스템은 다음으로, 제1 모델에 의해 출력으로서 사용될

하나(또는 그 이상)의 게임 타이틀을 선택할 수 있다. 그렇게 함으로써, 컴퓨팅 시스템은, 사용자가 가장 많이 플레이한 게임이 제1 모델의 출력으로 선택될 확률을 증가시키고, 따라서 제1 모델의 내부 계층(들)을, 사용자에게 관심 있는 게임을 선택할 가능성이 더 높은 모델로 귀결되는 방식으로 훈련시킨다.

- [0058] 제1 모델을 훈련시키는 것 외에도, 일부 경우에, 컴퓨팅 디바이스는 또한, 작년 이내에 출시된 게임을 추천하기 위한 모델, 최근 3년 이내에 출시된 게임을 추천하기 위한 모델 등과 같은, 파라미터의 다른 값과 각각 연관된 여러 다른 모델을 훈련시킬 수 있다. 각각의 경우에, 컴퓨팅 시스템은 사용자의 게임 플레이 또는 다른 소비 이력에 액세스할 수 있고, 게임 플레이 이력에 표시되고 특정 모델과 연관된 시간의 양 내(예를 들어, 1년 이내, 3년 이내 등)에 출시된 게임 타이틀을 특정 모델에 대한 출력으로서 선택할 수 있다. 더욱이, 위의 실시예는 다수의 기계 학습 모델 각각을 훈련시키기 위해 단일 게임 플레이 이력에 액세스하는 것을 설명하지만, 컴퓨팅 시스템은 모델을 훈련시키기 위해 수천 개 이상의 게임 플레이 이력을 분석할 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0059] 작동 204에서, 클라이언트 디바이스(102)는 하나 이상의 콘텐츠 항목 추천에 대한 요청을 사용자로부터 수신한다. 이것은, 컴퓨팅 시스템(106)에 의해 제공되는 사이트로 네비게이트하기 위해 클라이언트 디바이스(102)를 사용하는, 또는 컴퓨팅 시스템(106)에 의해 생성된 전용 애플리케이션과 상호작용하는 사용자를 포함할 수 있다.
- [0060] 작동 206에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 요청을 수신하고, 작동 208에서, "N"개의 훈련된 모델을 사용하여 "N"개의 상관관계 스코어의 세트를 생성한다. 위에서 설명된 바와 같이, 이것은 요청 사용자의 소비 이력을 식별하는 것, 및 상관관계 스코어의 "N" 개의 세트를 수신하기 위해 소비 이력을 "N" 개의 훈련된 모델 각각에 입력하는 것을 포함할 수 있다.
- [0061] 작동 210에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 하나 이상의 바이어싱 팩터를 사용하여 상관 스코어의 "N" 개의 세트 내의 각각의 스코어를 수정한다. 예를 들어, 각각의 바이어싱 팩터에 대해, 컴퓨팅 시스템(106)은 바이어싱 팩터의 값 중 "M" 개를 사용하여 지금 바이어싱된(now-biased) 상관관계 스코어의  $M \times N$  개의 세트를 생성할 수 있다. 물론, 여러 바이어싱 팩터가 사용되면, 더 많은 수의 세트가 생성될 수 있다. 예를 들어, 2개의 바이어싱 팩터가 사용되는 경우, 컴퓨팅 시스템(106)은  $M \times M \times N$ 개의 바이어싱된 스코어를 생성할 수 있다. 상술된 바와 같이, 일부 경우에, 바이어싱 팩터가 각각의 콘텐츠 항목의 인기도 레벨에 대응될 수 있다. 또한, 컴퓨팅 시스템(106)은 상관관계 스코어 및 바이어싱된 상관관계 스코어를 비선형적으로 생성할 수 있다는 점이 이해될 것이다. 또한, 임의의 수의 값들이 계산될 수 있다.
- [0062] 작동 212에서, 컴퓨팅 시스템은 이러한 "결과 데이터"를 클라이언트 디바이스(102)에 전송하며, 이 클라이언트 디바이스는 작동 214에서 결과 데이터를 수신한다. 작동 216에서, 클라이언트 디바이스(102)는 수신한 결과 데이터에 기반하여 사용자에게 하나 이상의 콘텐츠-항목 추천을 제시한다. 일부 경우에, 초기 추천은, 사용자가 설정할 수 있는 값을 갖는 임의의 파라미터의 값의 현재 설정에 기반할 수 있다.
- [0063] 작동 218에서, 클라이언트 디바이스(102)는 사용자로부터 입력을 수신한다. 이것은 원하는 출시 데이터, 원하는 인기도 레벨 등과 같은 하나 이상의 파라미터의 값을 변경하는 것을 포함할 수 있다. 작동 220에서, 클라이언트 디바이스(102)는 콘텐츠 항목에 대한 스코어들을 보강하기 위해서 입력 데이터 및 결과 데이터를 사용한다. 즉, 클라이언트 디바이스(102)는 결과 데이터 및 수신된 입력을 사용하여 추천 순서를 생성한다. 마지막으로, 작동 222에서, 클라이언트 디바이스(102)는 비록 새로 계산된 순서이기도 하지만, 추천을 다시 제시할 수 있다.
- [0064] 도 3은 모델을 생성하고, 결과 스코어를 바이어싱하고, 특정 사용자의 이력 데이터에 모델을 적용하고, 이 결과 데이터 및 수신된 사용자 입력을 사용하여, 사용자에게 콘텐츠 항목 추천을 제시할 순서(들)를 결정하기 위한 예시적인 컴포넌트들 및 이들의 상호작용을 예시한다. 도 3이 설명된 기술을 수행하기 위한 컴포넌트들의 일 예시적인 세트를 예시하지만, 다른 컴포넌트가 다른 경우에 사용될 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0065] 예시된 바와 같이, 이러한 실시예에서, 컴포넌트 중 일부는 서버 측(302)에 상주하고, 다른 컴포넌트(들)는 클라이언트 측(104)에 상주한다. 예를 들어, 서버측(302) 상의 컴포넌트들은 컴퓨팅 시스템(106)에 상주할 수 있는 반면, 클라이언트측의 컴포넌트(들)는 클라이언트 디바이스(102) 상에 상주할 수 있다.
- [0066] 시작하기 위해, 이력 데이터(130) 및 하나 또는 파라미터들(306(1), 306(2), ..., 306(N))이 각각의 모델(132(1)-(N))을 생성하기 위해 훈련 컴포넌트(120)에 입력될 수 있다. 즉, 훈련 컴포넌트(120)는 훈련 컴포넌트(120)가 모델을 훈련시키기 위한 파라미터의 특정 값의 표시를 수신할 수 있다. 예를 들어, 파라미터(306(1))는 "지난 6개월 이내의 출시일"의 값을 나타낼 수 있고, 파라미터(306(2))는 "지난 1년 이내의 출시일"의 값을 나타낼 수 있다. 물론, 다른 경우에, 파라미터는 콘텐츠 항목의 가격, 콘텐츠 항목의 인기도 등에 대응될 수

있다. 또한, 이력 데이터(130)는 상술된 바와 같이 사용자 집단의 소비 이력을 포함할 수 있다.

[0067] 또한, 상술된 바와 같이, 훈련 컴포넌트(120)는 모델을 훈련시키기 위한 각각의 기계 학습 모델에 개별 소비 이력을 입력할 수 있다. 예를 들어, 파라미터 값이 "최근 6개월 이내 출시일"인 모델(132(1))의 경우, 훈련 컴포넌트는 개별 소비 내역을 모델에 입력으로서 입력할 수 있고, 각각의 이력으로부터, 이전 6개월 이내에 출시된 콘텐츠 항목 타이틀을 모델(132(1))에 대한 출력으로서 지정할 수 있다. 훈련 컴포넌트(120)는 다음으로, 이러한 입력 및 출력을 사용하여 이러한 모델(132(1))의 하나 이상의 내부 계층을 훈련할 수 있다. 훈련 컴포넌트(120)는 이력 데이터(130)로부터의 상이한 소비 이력의 어레이에 대해, 그리고 모델(132(1)-(N)) 각각에 대해 이러한 작동을 수행할 수 있다. 또한, 모델(32)에 대한 입력은 사용자와 연관된 지리적 위치, 사용자와 연관된 인구통계학적 정보 등과 같은 사용자와 연관된 정보를 포함할 수 있다. 또한, 모델에 대한 몇 가지 예시적인 입력이 설명되었지만, 임의의 다른 유형의 입력이 모델에 제공될 수 있다는 점이 이해될 것이다.

[0068] 모델(132(1)-(N))이 훈련된 후, 이러한 모델은 사용자를 위한 콘텐츠 항목 추천을 생성하는 데 사용될 수 있다. 특정 사용자로부터 추천에 대한 요청을 수신하면, 사용자와 연관된 소비 이력(이력 데이터(130)에 저장됨)이 이용 가능한 콘텐츠 항목(128)의 라이브러리와 함께 상관관계 컴포넌트(122)에 입력될 수 있다. 상관관계 컴포넌트는 이러한 데이터를, 각각의 상관관계 스코어(308(1), 308(2), ..., 308(N))를 출력할 수 있는 모델(132(1)-(N)) 각각에 입력할 수 있다. 예를 들어, 모델(132(1))은, 지난 6개월 이내에 출시되었고, 사용자의 소비 이력 등에 기반하여 사용자에게 맞춤형 콘텐츠-항목에 대한 추천을 출력할 수 있다.

[0069] 일부 경우에, 이러한 스코어(308(1)-(N))는 바이어싱 컴포넌트(124)에 입력될 수 있으며, 이 바이어싱 컴포넌트는 상관관계 스코어(308(1)-(N)) 각각에 대해 바이어싱된 스코어(310(1), 310(2), ..., 310(N))의 세트를 생성할 수 있다. 즉, 바이어싱 컴포넌트는 특정 바이어싱 팩터의 하나 이상의 값을 선택할 수 있고, 콘텐츠 항목이 바이어싱 팩터의 각각의 값에 얼마나 잘 대응되는지에 기반하여 스코어(308(1)-(N)) 각각의 내에서 각각의 콘텐츠 항목의 스코어를 부스트하거나 감점할 수 있다. 예를 들어, 바이어싱 팩터는, 바이어싱 컴포넌트에 입력될 수 있는 인기도 데이터(126)에 의해 표시되는 바와 같은 복수의 콘텐츠 항목의 인기를 포함할 수 있다. 전술된 바와 같이, 이러한 인기도 데이터(126)는 판매 데이터, 소비 시간 등을 포함할 수 있다.

[0070] 일 예에서, 바이어싱 컴포넌트는 매우 인기 있는 것(예: 판매 수가 매우 높음)으로부터 매우 인기가 없는 것 또는 니치(예: 판매 수가 매우 낮음)에 이르는 인기도의 M 값과 같은 바이어싱 팩터의 "M" 개의 값을 선택한다. 따라서, 바이어싱 컴포넌트(124)는 바이어싱 팩터의 전자의 값에 대해 매우 인기 있는 타이틀의 스코어를 부스트할 수 있고, 매우 니치 타이틀을 감점할 줄 수 있고, 바이어싱의 후자 값에 대해 반대를 행할 수 있다. 이러한 실시예에서, 바이어싱 컴포넌트(124)는 샘플링이 비선형적으로 발생할 수 있다는 점을 고려하면, "MxN" 또는 임의의 다른 수의 바이어싱된 스코어의 수를 출력할 수 있다. 일부 실시예에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 이러한 바이어싱된 스코어(310(1)-(N))를 추천에 대한 요청을 개시한 사용자와 연관된 클라이언트 디바이스(102)로 전송한다.

[0071] 예시된 바와 같이, 바이어싱된 스코어(310(1)-(N))의 세트는 클라이언트 디바이스(102)에 결과 데이터(312)로서 제공될 수 있다. 이러한 결과 데이터(312)는, 잠재적으로 클라이언트 디바이스(102)에서 수신된 사용자 입력에 응답하여 생성된 입력 데이터(314)와 함께 보간 컴포넌트(140)에 입력될 수 있다. 예를 들어, 입력 데이터(314)는, 모델(132(1)-(N))에 대한 파라미터의 특정 값 및/또는 스코어를 바이어싱하는 바이어싱 팩터의 특정 값을 나타낼 수 있다. 이러한 입력 데이터(314)를 수신하는 것에 응답하여, 보간 컴포넌트(140)는 사용자에게 추천을 제시하는 순서(316)를 결정할 수 있다. 예를 들어, 입력 데이터(314)를 수신할 때, 보간 컴포넌트(140)는 결과 데이터로부터 하나 이상의 가장 가까운 바이어싱된 스코어를 식별할 수 있고, 필요한 경우 이러한 값들 사이를 보간할 수 있다. 예를 들어, 보간 컴포넌트(140)는, 사용자에게 추천을 제시할 순서(316)를 결정하기 위해 쌍선형 보간 또는 임의의 다른 유형의 보간을 수행할 수 있다. 더욱이, 상이한 입력 데이터(314)가 수신됨에 따라 (예를 들어, 파라미터 또는 바이어싱 팩터의 상이한 값), 보간 컴포넌트(140)는 입력 데이터(314) 및 결과 데이터(312)를 사용하여 순서(316)를 재보간할 수 있고, 사용자에게 추천들을 새로운 순서(316)로 제시할 수 있다. 더욱이, 그리고 위에서 설명된 바와 같이, 보간 컴포넌트(140)는 컴퓨팅 시스템(106)과 상호작용하지 않고 결과 데이터(312) 및 입력 데이터(314)를 사용하여 상이한 순서를 재계산할 수 있고, 따라서 클라이언트 디바이스(102)의 디스플레이 상의 추천에 실시간으로 의존하는 것을 가능하게 한다.

[0072] 도 4는 원격 컴퓨팅 시스템(102)이 생성하여 사용자의 클라이언트 디바이스(102)로 보낼 수 있는 예시적인 결과 데이터(312)를 예시한다. 예시된 바와 같이, 이러한 실시예에서, 결과 데이터(312)는 스코어의 MxN 매트릭스를 포함할 수 있고, 이 스코어 사이에서, 클라이언트 디바이스는 다양한 사용자 입력을 수신하는 것에 응답하여 필

요에 따라 보간할 수 있다. 그러나 결과 데이터가 임의의 수의 차원의 파라미터 공간에서 임의의 패턴으로 샘플링될 수 있다는 점이 이해될 것이다. 예를 들어, 스코어의 매트릭스 또는 다른 표현은 예시된  $M \times N$  포인트 이외의 다른 포인트에서 샘플링될 수 있다. 예를 들어 샘플링은 비선형적으로 발생할 수 있다. 또한, 샘플링된 포인트들의 수는 다양할 수 있다(예를 들어, 포인트들의  $M \times N$  수보다 더 적을 수 있음). 또한, 2개 이상의 파라미터 및/또는 바이어싱 팩터가 사용될 수 있으며, 더 높은 차원수(dimensionality)의 파라미터 공간으로 귀결된다.

[0073] 이러한 실시예에서, 결과 데이터(312)는 콘텐츠 항목이 출시된 시간 범위의 파라미터 및 콘텐츠 항목의 인기도에 대응하는 바이어싱 팩터에 대응한다. 또한, 훈련 컴포넌트(120)는 이 파라미터(시간 범위 1-N)의 "N" 개의 값을 갖는 결과 데이터에 의해 표시된 바와 같이 이 파라미터의 "N" 개의 값을 훈련시켰다. 또한, 바이어싱 컴포넌트(124)는, 바이어싱 팩터(인기도 1-M)의 값의 "M" 개를 사용하여 상관관계 컴포넌트(122)에 의해 출력된 각각의 스코어를 바이어싱할 수 있다. 따라서, 이러한 실시예에서, 결과 데이터(312)는 스코어의  $M \times N$  수를 포함한다.

[0074] 사용자가 파라미터(시간 범위)의 값 또는 바이어싱 팩터(인기도)의 값을 변경하는 입력을 제공하는 것에 응답하여, 보간 컴포넌트는 가장 가까운 스코어를 식별할 수 있고, 보간된 스코어를 계산하기 위해 보간을 수행할 수 있으며, 이 보간된 스코어는 사용자에게 콘텐츠 항목을 추천하는 순서를 결정하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어, 클라이언트 디바이스(102)를 작동하는 사용자가 "시간 범위 1"과 "시간 범위 2" 사이의 시간에 출시되었고 '인기도 1'과 '인기도 2' 사이의 인기도를 갖는 콘텐츠 항목에 대한 추천 보기를 요청하는 것을 구상할 수 있다. 이러한 입력 데이터를 수신하는 것에 응답하여, 보간 컴포넌트(140)는, "바이어싱된 스코어 11", "바이어싱된 스코어 12", "바이어싱된 스코어 21" 및 "바이어싱된 스코어 22"와 같은, 이러한 입력에 가장 가까운 4개의 스코어를 식별할 수 있다. 그 다음, 보간 컴포넌트는 이러한 스코어들을 사용하여 이중선형 보간 또는 임의의 다른 유형의 적절한 보간 알고리즘을 수행하여서 보간된 스코어를 생성할 수 있다. 다음으로, 이러한 스코어는 콘텐츠 항목 추천을 사용자에게 제시하는 순서를 결정하는 데 사용될 수 있다. 예를 들어, 가장 높은 스코어를 받은 콘텐츠 항목이 먼저 제시될 수 있고, 두 번째로 높은 스코어를 받은 콘텐츠 항목이 두 번째로 제시될 수 있는 식이다.

[0075] 도 5는 클라이언트 디바이스(102)가 콘텐츠 항목 추천에 대한 사용자로부터의 요청을 수신하는 것에 응답하여 제시할 수 있는 예시적인 사용자 인터페이스(UI)(500)를 예시한다. 예시된 바와 같이, UI(500)는 추천된 콘텐츠 항목(114(1), 114(2), 114(3), 및 114(4))의 커스텀 목록(114)을 제시할 수 있으며, 이 목록(114)은 사용자(UI(500))가 이 사용자를 위해서 생성된 소비 이력 및 UI 컨트롤(112(1) 및 112(2))의 각각의 값에 기반하여 결정된다. 예를 들어, UI 컨트롤(112(1))은 사용자가 원하는 인기도 레벨을 선택할 수 있도록 하는 슬라이더 또는 다른 유형의 UI 컨트롤을 포함할 수 있는 한편, UI 컨트롤(112(2))은 사용자가 추천된 콘텐츠 항목의 원하는 최신성을 선택할 수 있도록 하는 슬라이더 또는 다른 유형의 UI 컨트롤을 포함할 수 있다. 일부 경우에, 사용자에게 제시되는 UI(500)는, 각각의 범위의 중간 등에 있어서처럼, 이러한 UI 컨트롤(112(1)) 각각에 대한 디폴트 값을 포함할 수 있다. 따라서, 콘텐츠 항목에 대한 스코어와 이에 따라 목록(114)이 이러한 디폴트 값에 기반하여 생성될 수 있고, 이 디폴트 값은 도 6을 참조하여 아래에서 논의되는 바와 같이 변경될 수 있다.

[0076] 또한, UI(500)는, 사용자가 사용자 지정 태그를 갖지 않는 게임을 필터링할 것을 요청할 수 있는 UI 컨트롤(504)뿐만 아니라, 사용자 지정 태그를 갖는 게임을 필터링할 것을 요청할 수 있는 UI 컨트롤(502)을 포함할 수 있다. 이러한 실시예에서, 예를 들어, 사용자는 컨트롤(502 또는 504) 중 하나에서 태그를 타이핑하거나 드롭다운 메뉴를 통해 선택할 수 있다. UI 컨트롤(502)에서 태그를 수신하는 것에 응답하여, 클라이언트 디바이스(102)는 지정된 태그와 연관된 임의의 콘텐츠 항목을 제거함으로써 목록(114)을 변경할 수 있다. 한편, UI 컨트롤(504)에서 태그를 수신하는 것에 응답하여, 클라이언트 디바이스(102)는 지정된 태그와 연관되지 않은 임의의 콘텐츠 항목을 제거함으로써 목록(114)을 변경할 수 있다.

[0077] 도 6은 사용자가 제1 파라미터(본 실시예에서는, 콘텐츠 항목의 인기도)의 값 및 제2 파라미터(본 실시예에서는, 콘텐츠 항목의 최신성)의 값을 변경하는 것에 응답하여 클라이언트 디바이스(102)가 제시할 수 있는 예시적인 UI(600)를 예시한다. 예를 들어, 본 실시예에서, 클라이언트 디바이스의 사용자는 UI의 오른쪽에 있는 슬라이더를 왼쪽으로(예: 상대적으로 더 오래된 콘텐츠 항목을 요청하기 위해) 이동시키는 동안, UI의 왼쪽에 있는 슬라이더를 더 오른쪽으로(예: 덜 인기 있는 콘텐츠 항목을 요청하기 위해) 이동시켰다. 따라서, 응답으로, 보간 컴포넌트(114)는 이러한 사용자 입력에 대응되는 콘텐츠 항목의 새로운 목록(602)을 계산할 수 있다. 예를 들어, 목록(602)은 비교적 큰 시간 범위 내에서 출시되었고 지나치게 인기가 있지 않은 콘텐츠 항목을 포함할 수 있다.

- [0078] 도 7은 원격 컴퓨팅 시스템이, 하나 이상의 훈련된 기계 학습 모델을 생성하고, 사용자에게 콘텐츠 항목 추천을 제공할 때 클라이언트 디바이스에 의해 사용되기 위한 결과 데이터를 생성하기 위해 채용될 수 있는 예시적인 프로세스(700)의 흐름도를 예시한다. 이러한 프로세스 및 본원에서 설명되는 각각의 프로세스는, 하드웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 조합으로 구현될 수 있는 일련의 작동을 나타내는 논리 흐름 그래프의 블록 모음으로서 예시된다. 소프트웨어의 컨텍스트에서, 블록은, 하나 이상의 프로세서에 의해 실행될 때 설명된 작동을 수행하는 컴퓨터 실행 가능 명령어를 나타낸다. 일반적으로, 컴퓨터 실행 가능 명령어는, 특정 기능을 수행하거나 특정 추상 데이터 유형을 구현하는 루틴, 프로그램, 객체, 컴포넌트, 데이터 구조 등을 포함한다. 작동들이 설명되는 순서는 제한으로서 해석되도록 의도되지 않으며, 임의의 수의 설명된 블록들은 프로세스를 구현하기 위해 임의의 순서로 그리고/또는 병렬로 결합될 수 있다.
- [0079] 일부 경우에, 컴퓨팅 시스템(106)은 작동들의 일부 또는 전부를 수행하도록 구성될 수 있지만, 다른 경우에, 다른 디바이스는 추가로 또는 대안적으로 작동들의 일부 또는 전부를 수행할 수 있다.
- [0080] 작동 702에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 기계 학습 모델을 훈련시킬 수 있다. 예시된 바와 같이, 이 작동은 일련의 하위 작동을 포함할 수 있다. 예를 들어, 모델 훈련은 하위 작동 702(1)에서 하나 이상의 사용자의 소비 이력을 결정하는 것을 포함할 수 있다. 상술된 바와 같이, 이것은 게임플레이 이력, 영화 또는 음악의 소비 이력 등을 포함할 수 있다. 한편, 하위 작동 702(2)는 훈련될 모델을 위한 출력으로서 각각의 이력으로부터 타이틀을 선택하는 것을 포함할 수 있다. 일부 경우에, 이러한 선택은: (1) 현재 훈련되고 있는 모델과 연관된 파라미터의 값을 충족시키는 이력의 이러한 콘텐츠 항목으로부터, 그리고 (2) 사용자에게 의해서 각각의 콘텐츠 항목이 얼마나 많이 소비되었는지와 관련하여 결정될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템(106)은 각각의 사용자에게 의해 더 많이 소비되는 이러한 콘텐츠 항목에 더 큰 가중치를 적용할 수 있고, 따라서 이러한 콘텐츠 항목이 출력으로서 선택될 가능성을 증가시킬 수 있다. 마지막으로, 하위 작동 702(3)에서, 컴퓨팅 시스템(106)은, 각각의 소비 이력을 입력으로 사용하고 각각의 선택된 타이틀을 출력으로 사용하여, 모델의 하나 이상의 내부 계층을 훈련시킬 수 있다. 이러한 하위 작동은 다중 소비 이력 각각에 대해 순차적으로 수행될 수 있다.
- [0081] 작동 704에서, 프로세스(700)는 훈련될 추가 모델이 있는지 여부를 결정한다. 예를 들어, 프로세스(700)가 "N" 개의 모델을 훈련시키는 경우, 작동 704는 N개의 모델 중 임의의 모델이 여전히 훈련되어야 하는지 여부를 결정하는 것을 나타낸다. 그렇다면, 프로세스(700)는 작동 702로 돌아간다. 그렇지 않다면, 프로세스(700)는 작동 706으로 진행한다. 작동 706에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 사용자의 클라이언트 디바이스로부터 콘텐츠 항목 추천에 대한 요청을 수신할 수 있다. 작동 708에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 사용자의 소비 이력을 결정하고, 작동 710에서 이 이력을 훈련된 모델에 입력한다.
- [0082] 작동 712에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 사용자의 소비 이력과 각각의 콘텐츠 항목 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 훈련된 모델로부터의 출력으로서 생성한다. 일부 경우에는, 상대적으로 더 높은 스코어가 상대적으로 더 높은 레벨의 상관관계에 대응된다. 작동 714에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 상술된 바와 같이, 바이어싱 팩터의 특정 값에 기반하여 스코어 데이터의 각각의 스코어를 수정한다. 작동 716은, 바이어싱 팩터의 추가 값이 스코어를 바이어싱하는 데 사용될 것인지 여부를 결정하는 것을 나타낸다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템(106)이 바이어싱 팩터의 "M" 개의 값을 사용하여 스코어 데이터를 바이어싱하는 경우, 작동 716은 "M" 값 중 임의의 값이 스코어를 바이어싱하기 위해서 여전히 사용될 것인지 여부를 결정하는 것을 나타낸다. 그렇다면, 프로세스(700)는 바이어싱 팩터의 새로운 값에 대해 작동 714로 돌아간다.
- [0083] 그렇지 않다면, 프로세스(700)는, 사용자에게 대한 스코어 데이터를 생성하기 위해 추가 모델이 사용될 것인지 여부를 결정하는 것을 나타내는 작동 718로 진행한다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템(106)이 사용자에게 조정된 스코어 데이터를 생성하기 위해 "N" 개의 모델을 사용하도록 구성되어 있는 경우, 작동 718은 "N" 모델 중 임의의 것이 사용자에게 대한 스코어 데이터를 생성하기 위해 여전히 사용될 것인지 여부를 결정하는 것을 나타낸다. 만약 그렇다면, 프로세스(700)는 작동 710에서 사용자의 이력 데이터를 다음 모델에 입력하는 작동으로 복귀한다. 그렇지 않다면, 프로세스(700)는 결과 데이터(예를 들어, 바이어싱된 스코어 데이터의 매트릭스 또는 다른 표현)를 사용자에게 추천의 제시를 가능하게 하기 위해 클라이언트 디바이스로 전송하도록 진행된다.
- [0084] 도 8은 사용자의 클라이언트 디바이스가 하나 이상의 콘텐츠 항목을 사용자에게 제시하는 순서를 결정하기 위해 채용될 수 있는 예시적인 프로세스(800)의 흐름도를 예시한다. 이 프로세스(800)가 클라이언트 디바이스(102) 상에서 수행되는 것으로 설명되지만, 프로세스(800)는 추가적으로 또는 대안적으로 다른 디바이스들 상에서 수행될 수 있다는 점이 이해될 것이다.
- [0085] 작동 802에서, 클라이언트 디바이스(102)는 다수의 콘텐츠 항목들 각각과 클라이언트 디바이스의 사용자의 소비

이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 수신한다. 일부 실시예에서, 스코어 데이터는 위에서 논의된 결과 데이터(312)를 포함할 수 있다. 작동 804에서, 클라이언트 디바이스(102)는 모델을 훈련하는 파라미터의 값 또는 스코어 데이터를 바이어싱하는 바이어싱 팩터의 값 중 적어도 하나를 지정하는 사용자로부터의 입력을 수신한다. 예를 들어, 입력은 추천될 콘텐츠 항목의 원하는 최신성(예: 각각의 출시일과 연관된 시간 범위), 콘텐츠 항목의 원하는 비용 범위, 콘텐츠 항목의 원하는 인기도 등을 지정할 수 있다. 작동 806에서, 클라이언트 디바이스(102)는 스코어 데이터 및 수신된 입력에 적어도 부분적으로 기반하여 추천된 콘텐츠 항목을 제시하는 순서를 결정한다. 예를 들어, 클라이언트 디바이스(102)는 사용자에게 의해 지정된 파라미터 및/또는 바이어싱 팩터의 값에 기반하여 스코어 데이터에 대한 보간을 수행할 수 있다.

[0086] 작동 808에서, 클라이언트 디바이스(102)는 결정된 순서로 콘텐츠 항목 추천을 제시하고, 작동 810에서, 추가적인 입력이 사용자로부터 수신되는지 여부를 결정한다. 만약 그렇다면, 프로세스(800)는 입력에 기반하여 사용자에게 콘텐츠 항목 추천을 (재)제시할 순서를 다시 결정하도록 진행한다. 만약 그렇지 않다면, 프로세스(800)는 작동 812에서 종료된다.

[0087] 도 9는 특정 사용자에게 제공할 콘텐츠-항목 비디오를 결정하고 이러한 결정된 비디오들로 구성된 비디오를 생성하기 위해 기계 학습 모델(들)을 훈련시키고 사용하도록 구성된 원격 컴퓨팅 시스템을 포함하는 예시적인 환경(900)을 예시하는 도면이다. 일부 예에서, 원격 컴퓨팅 시스템은 다수의 모델을 훈련시킨 후, 다수의 콘텐츠-항목 타이틀 각각과 소비 이력 사이의 상관관계를 나타내는 스코어 데이터를 생성하기 위해 사용자의 소비 이력을 그 다수의 모델 각각에 입력한다. 다음으로, 방송 컴포넌트는 사용자에게 대한 제시를 위한 비디오를 생성하며, 이 비디오는 가장 상관관계가 높은 콘텐츠 항목과 연관된 예고편(또는 다른 비디오)을 포함한다.

[0088] 일부 예에서, 환경은 컴퓨팅 시스템(106)과 같은 환경(100)을 참조하여 위에서 설명된 여러 컴포넌트를 포함한다. 그러나, 이러한 실시예에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 이러한 콘텐츠 항목과 연관된 "예고편"과 같은 하나 이상의 콘텐츠 항목 비디오를 메모리에 저장할 수 있다. 일부 예에서, 이러한 콘텐츠 항목의 퍼블리셔는 이러한 예고편을 제공하는 반면, 다른 예에서 컴퓨팅 시스템(106)은 콘텐츠 항목의 인기 있는 부분, 무작위로 선택된 부분 등에 기반하여 이러한 예고편을 생성할 수 있다.

[0089] 또한, 컴퓨팅 시스템(106)은 순위 컴포넌트(904) 및 방송 컴포넌트(906)를 저장할 수 있다. 순위 컴포넌트(904)는, 클라이언트 장치(102)와 연관된 사용자와 같은 특정 사용자에게 제시할 콘텐츠-항목 비디오 및 이러한 비디오를 제시할 순서를 결정하는 기능을 할 수 있다. 예를 들어, 순위 컴포넌트(904)는 상술된 바와 같이 사용자의 소비 이력과 연관된 정보를 훈련된 모델(132(1)-(N)) 중 하나 이상에 입력할 수 있다. 순위 컴포넌트(904)는, 모델(들)의 출력으로서, 이용 가능한 콘텐츠 항목(128)의 각각의 콘텐츠 항목과 사용자의 소비 이력 사이의 상관관계를 수신할 수 있다. 다음으로, 순위 컴포넌트(904)는 가장 높은 순위의 콘텐츠 항목을 결정하기 위해 이러한 상관관계들에 순위를 지정할 수 있다. 예를 들어, 순위 컴포넌트(904)는 사용자에게 대한 10개의 가장 높은 순위의 콘텐츠 항목(즉, 사용자의 소비 이력에 대해 가장 큰 상관관계의 정도를 갖는 10개의 콘텐츠 항목)을 결정할 수 있다.

[0090] 다음으로, 순위 컴포넌트(904)는 이 콘텐츠 항목들의 표시 및, 잠재적으로, 이러한 항목들의 순위를 방송 컴포넌트(906)에 제공할 수 있다. 다음으로, 방송 컴포넌트(906)는 가장 높은 순위의 콘텐츠 항목에 대응되는 콘텐츠 항목 비디오의 편집에 기반하여, 사용자에게 제시되기 위한 비디오를 생성할 수 있다. 즉, 방송 컴포넌트(906)는 콘텐츠 항목 비디오(902)로부터 특정 사용자에게 대한 10개(또는 다른 수)의 최고 순위 콘텐츠 항목에 대응되는 예고편(또는 다른 비디오)을 식별할 수 있다. 다음으로, 방송 컴포넌트(906)는 결정된 순서에 따라 비디오를 사용자에게 제시할 수 있다.

[0091] 예를 들어, 도 9는, 방송 컴포넌트(906)가 디스플레이(104) 상의 제시를 위해 비디오(908)를 클라이언트 디바이스에 전송할 수 있다는 점을 예시한다. 비디오(908)는 순위 컴포넌트(904)에 의해 결정된 순서에 따라, 식별된 콘텐츠 항목 비디오를 제시할 수 있다. 예를 들어, 가장 높은 순위의 콘텐츠 항목에 대한 예고편이 먼저 제시될 수 있고, 두 번째로 높은 순위의 콘텐츠 항목에 대한 예고편이 두 번째로 제시될 수 있는 식이다. 일부 예에서, 방송 컴포넌트(906)는 각각의 콘텐츠-항목 비디오의 비교적 작은 인크리먼트(increment)(예를 들어, 2초)를 획득함으로써 비디오를 제시하고, 디스플레이(104) 상의 제시를 위해 이러한 인크리먼트를 클라이언트 디바이스(102)에 전송한다. 이렇게 함으로써, 방송 컴포넌트(906)는, 다수의 콘텐츠 항목 비디오의 단일 정적 비디오처럼 보이지만, 실제로는 방송 컴포넌트(906)에 의해 언더플라이로 생성되는 비디오를 사용자에게 제시할 수 있다.

[0092] 일부 경우에, 방송 컴포넌트(906)는 또한, 비디오(908) 상단에, 클라이언트 디바이스(102)의 사용자가 상호작용

할 수 있는 하나 이상의 상호작용 컨트롤(910)을 제시할 수 있다. 이러한 컨트롤(910)은, 예를 들어, 클라이언트 디바이스(102)가 콘텐츠 항목에 관한 추가 정보를 보여주는 웹페이지, 콘텐츠 항목을 구매하기 위한 웹페이지 등을 제시하게 하는 아이콘과 같은 선택 가능한 아이콘을 포함할 수 있다. 또한, 이러한 컨트롤(910)은 사용자가 사용자에게 대해 선택된 비디오, 현재 제시된 비디오와 연관된 콘텐츠 항목 등에 관한 피드백을 제공할 수 있게 할 수 있다. 또한, 방송 컴포넌트(906)는 사용자가 빨리 감기, 되감기, 일시 정지 등과 같은 작업을 비디오에 수행할 수 있게 하는 비디오 컨트롤을 제시할 수 있다.

[0093] 또한, 일부 경우에 컨트롤(910)은 사용자가 특정 파라미터의 원하는 값을 지정할 수 있게 한다. 예를 들어, 그리고 위에서 설명된 바와 같이, 사용자는 원하는 수준의 콘텐츠 항목의 인기, 원하는 출시 날짜(예를 들어, 원하는 시간 범위) 등을 선택할 수 있다. 이러한 정보를 수신하면, 순위 컴포넌트(904)는 콘텐츠 항목들의 순위를 재지정하기 위해 하나 이상의 상이한 모델을 활용할 수 있으며, 새로 식별된 콘텐츠 항목은 지정된 파라미터를 고려하여 새로운 비디오를 생성하기 위해 방송 컴포넌트(906)에 제공된다.

[0094] 또한, 일부 경우에, 방송 컴포넌트(906)는 하나 이상의 "인트로" 또는 "아웃트로" 비디오를 시작에, 끝에, 그리고/또는 순위가 매겨진 콘텐츠-항목 비디오와 혼합하여 제시할 수 있다. 예를 들어, 방송 컴포넌트(906)가 특정 사용자에게 10개의 예고편을 제시하기로 결정하면, 방송 컴포넌트는 10개의 예고편 이전에 10개의 게임을 소개하는 인트로 비디오를 제시할 수 있으며, 이러한 비디오는, 이러한 게임과 연관된 장르, 각각의 게임에 대한 링크 등과 같은 이러한 게임과 관련된 정보를 포함할 수 있다. 유사하게, 방송 컴포넌트(906)는 10개의 비디오의 끝에서 이러한 예고편과 연관된 정보를 나타내는 아웃트로 비디오를 제시할 수 있으며, 이 정보는 인트로 비디오에 제시되는 것과 동일하거나 상이할 수 있다.

[0095] 또 다른 예에서, 이러한 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 10개(또는 다른 예시적인 수)의 예고편 내에 게재될 수 있다. 예를 들어, 처음 5개의 예고편이 제1 태그 또는 장르(예: 어드벤처)와 연관되고, 두 번째 5개의 예고편이 제2 태그 또는 장르(예: 퍼즐 게임)와 연관된 경우, 방송 컴포넌트(906)는 처음 5개의 예고편을 제시하기 전에 제1 인트로 비디오를, 처음 5개의 예고편을 표시한 후의 제1 아웃트로 비디오를, 제1 아웃트로 비디오를 제시한 후 제2 인트로 비디오를, 그리고 마지막 5개의 예고편을 제시한 후 제2 아웃트로 비디오를 생성하고 제공할 수 있다. 또한, 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 대응되는 예고편과 연관된 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 이러한 게임 등을 얻기 위한 정보와 함께 5개의 모험 관련 예고편을 나타낼 수 있다. 유사하게, 제2 인트로 및/또는 아웃트로 비디오는 이러한 게임 및/또는 추가 정보를 얻기 위한 정보와 함께 5개의 퍼즐 관련 예고편을 나타낼 수 있다. 이러한 인트로 및/또는 아웃트로 비디오의 콘텐츠 유형은 정적 콘텐츠(예: 정적 이미지, 링크 등) 및/또는 동적 콘텐츠(예: 게임을 소개하는 보이스오버 데이터, 콘텐츠를 소개하는 큐레이터의 사전 녹화 영상, 애니메이션 등)를 포함할 수 있다.

[0096] 도 10은 사용자에게 제시할 콘텐츠 항목 비디오 및 비디오를 제시할 순서를 결정하기 위한 예시적인 프로세스(1000)의 흐름도를 예시한다. 일부 경우에, 컴퓨팅 시스템(106)은 프로세스(1000)의 작동의 일부 또는 전부를 수행할 수 있다.

[0097] 작동 1002에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 위에서 설명된 바와 같이 사용자에게 의해 소비된 하나 이상의 콘텐츠 항목의 이력을 결정할 수 있다. 콘텐츠 항목은 비디오 게임, 영화, 노래, 전자 책 및/또는 임의의 다른 유형의 콘텐츠 항목(들)을 나타낼 수 있다. 작동 1004에서, 컴퓨팅 시스템(106)은 이 이력을 나타내는 데이터를 훈련된 기계 학습 모델에 입력할 수 있다. 위에서 언급된 바와 같이, 이력으로부터 생성된 데이터는, 사용자가 항목을 소비한 시간의 양(일반적으로 또는 다른 사용자에게 상대적으로, 또는 사용자의 총 게임 플레이 시간 등), 각각의 콘텐츠 항목의 출시 날짜, 각각의 콘텐츠와 항목과 연관된 판매 데이터 등과 같은 이러한 이력과 연관된 모든 종류의 데이터를 포함할 수 있다.

[0098] 작동 1006에서, 컴퓨팅 시스템(102)은 제1 훈련된 기계 학습 모델로부터의 출력으로서, 다수의 이용 가능한 콘텐츠 항목 각각에 대해, 이력과 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목 사이의 상관관계를 표시하는 스코어를 나타내는 스코어 데이터를 생성할 수 있다. 작동 1008에서, 컴퓨팅 시스템은 콘텐츠 항목들의 순위가 매겨진 목록을 생성하기 위해 스코어 데이터에 순위를 매길 수 있고, 이 목록으로부터 컴퓨팅 시스템(102)은 작동 1010에서 이력과 가장 높은 상관관계를 갖는 이용 가능한 콘텐츠 항목들의 순서가 정해진 세트를 결정할 수 있다.

[0099] 작동 1012에서, 컴퓨팅 시스템(102)은 순서가 정해진 세트로부터 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목에 대해, 순서가 정해진 세트로부터 각각의 이용 가능한 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 시스템(102)은 비디오 게임, 영화 등과 관련된 예고편을 검색할 수 있다. 작동 1014에서, 컴퓨팅 시스템(102)은 각각의 비디오를 사용하여 편집 비디오를 생성할 수 있다. 상술된 바와 같이, 이것은, 가장 높은 순위

의 콘텐츠 항목의 예고편이 편집 비디오에서 첫 번째로, 두 번째로 높은 순위의 콘텐츠 항목의 예고편이 두 번째로 나타나게 하는 방식으로, 콘텐츠 항목들의 순서가 정해진 세트의 순서에 따라 편집 비디오를 생성하는 것을 포함할 수 있다. 프로세스(1000)는 클라이언트 디바이스에 이 편집 비디오를 제시하는 단계를 더 포함할 수 있으며, 이 단계는 클라이언트 디바이스에 비디오를 스트리밍하는 단계, 클라이언트 디바이스에 편집 비디오를 다운로드하는 단계 등을 포함할 수 있다.

[0100] 한편, 작동 1016은 편집 비디오에 대한 피드백이 수신되었는지 여부를 결정하는 것을 나타낸다. 위에서 설명된 바와 같이, 예를 들어, 일부 경우에 컴퓨팅 디바이스는 편집 비디오에 관한 피드백을 컴퓨팅 디바이스(102)에 제공하기 위해 사용자에게 의해 선택 가능한 컨트롤을 제시할 수 있다. 피드백이 수신되면, 작동 1018에서 컴퓨팅 시스템(102)은 이용 가능한 스코어 데이터 및 피드백에 기반하여 이용 가능한 콘텐츠 항목들의 순서가 정해진 다른 세트를 결정할 수 있다. 다음으로, 프로세스(1000)는 이러한 제2의 순서가 정해진 세트 등의 콘텐츠 항목과 연관된 비디오를 검색하는 것으로 돌아갈 수 있다. 따라서, 일부 경우에, 프로세스(1000)는, 사용자가 편집 비디오를 수신하고, 소비하고, 편집 비디오의 하나 이상의 부분 내에서 상호작용하거나 달리 피드백을 제공하고, 피드백에 기반하여 새로운 편집 비디오를 수신할 수 있는 루프를 생성할 수 있다. 따라서, 프로세스(1000)는 추천 콘텐츠 항목에 기반한 편집 비디오의 "무한 루프"를 가능하게 할 수 있다.

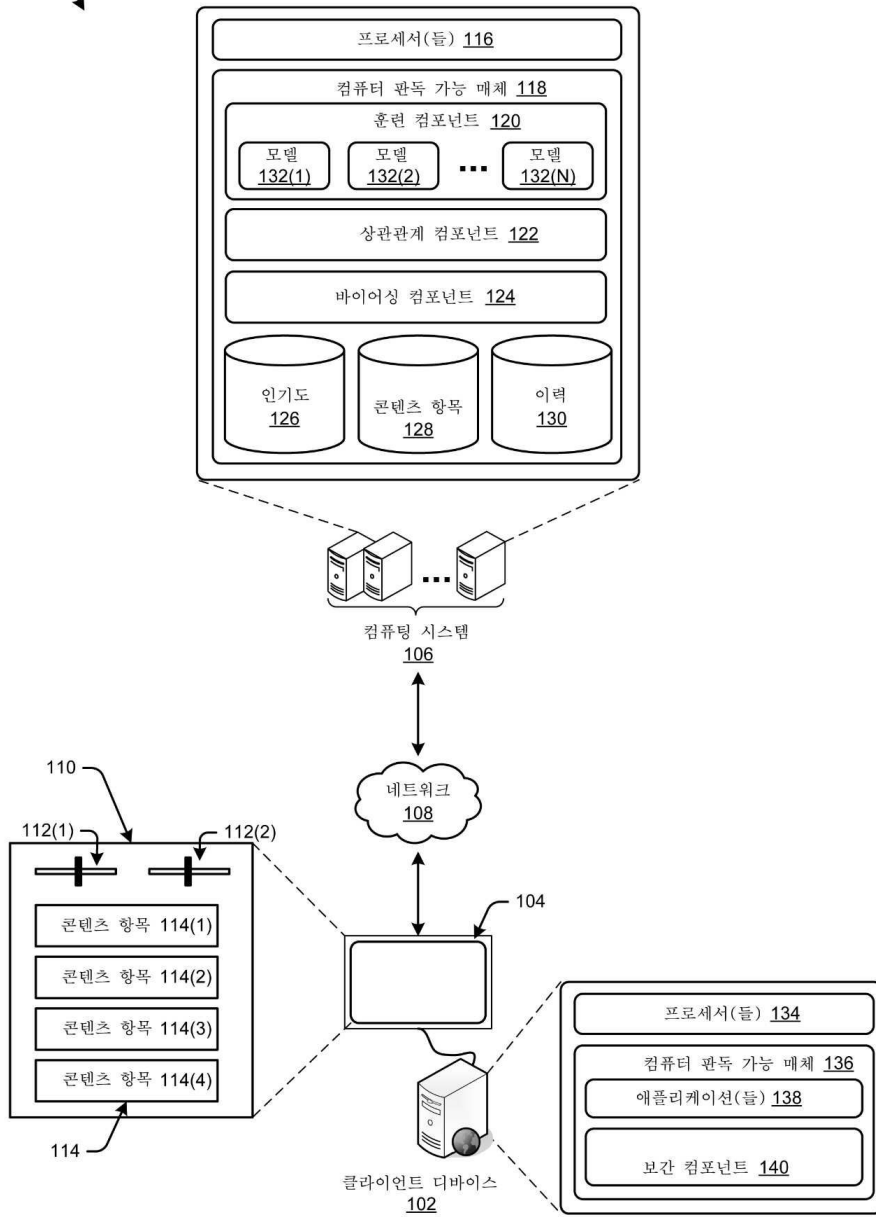
[0101] 그러나 피드백이 수신되지 않으면, 프로세스(100)는 작동 1020에서, 프로세스(1000)가 다른 사용자에게 적용되어야 하는지 여부를 결정할 수 있다. 그렇다면, 프로세스(1000)는 작동 1002로 돌아가고, 여기서 프로세스(1000)는 새로운 사용자에게 대한 소비 이력을 결정하고, 이러한 소비 이력을 사용하여 프로세스(1000)를 수행하도록 진행된다. 그러나, 추가 사용자에게 대해 프로세스(1000)가 수행되지 않는 경우, 프로세스(1000)는 작동 1022에서 종료된다.

[0102] 첨부된 청구범위에 정의된 특허 대상은 구조적 특징들에 특정되는 술어로 설명되었지만 그 설명된 특정 특징들에 반드시 한정되지 않는다는 것이 이해될 것이다. 오히려, 특정 특징들은 청구범위를 구현하는 예시적인 형태로서 개시된다.

도면

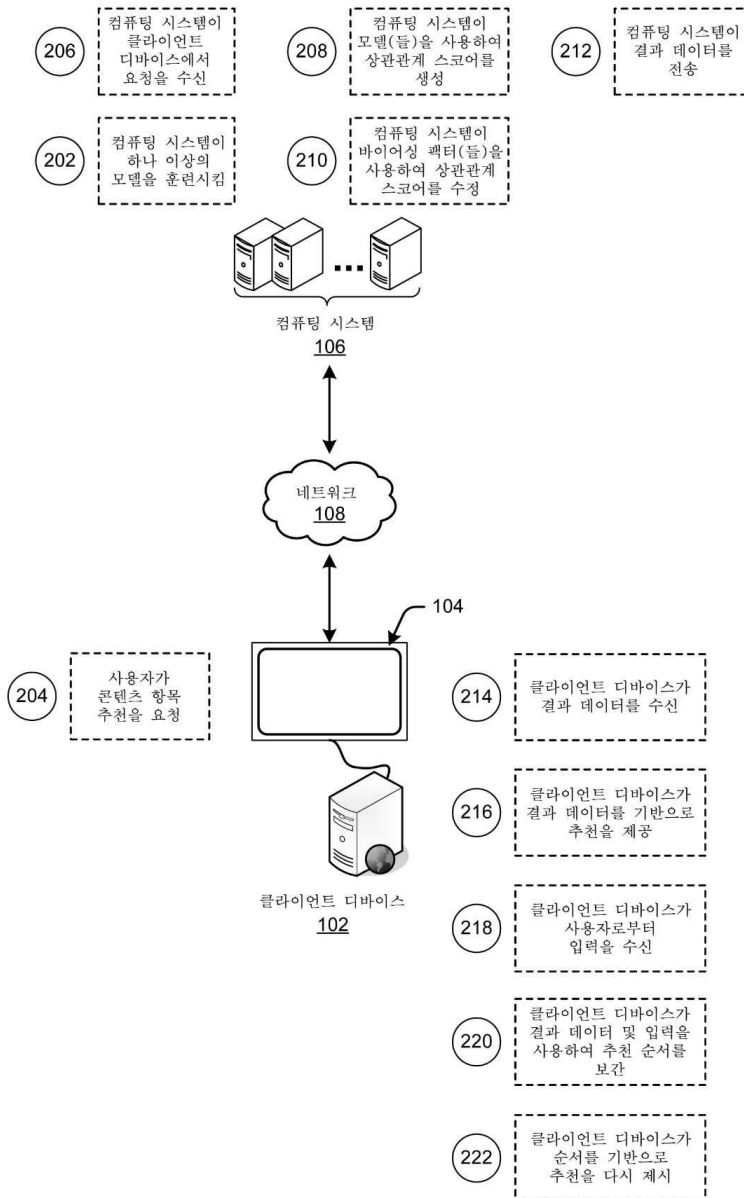
도면1

100 ↗

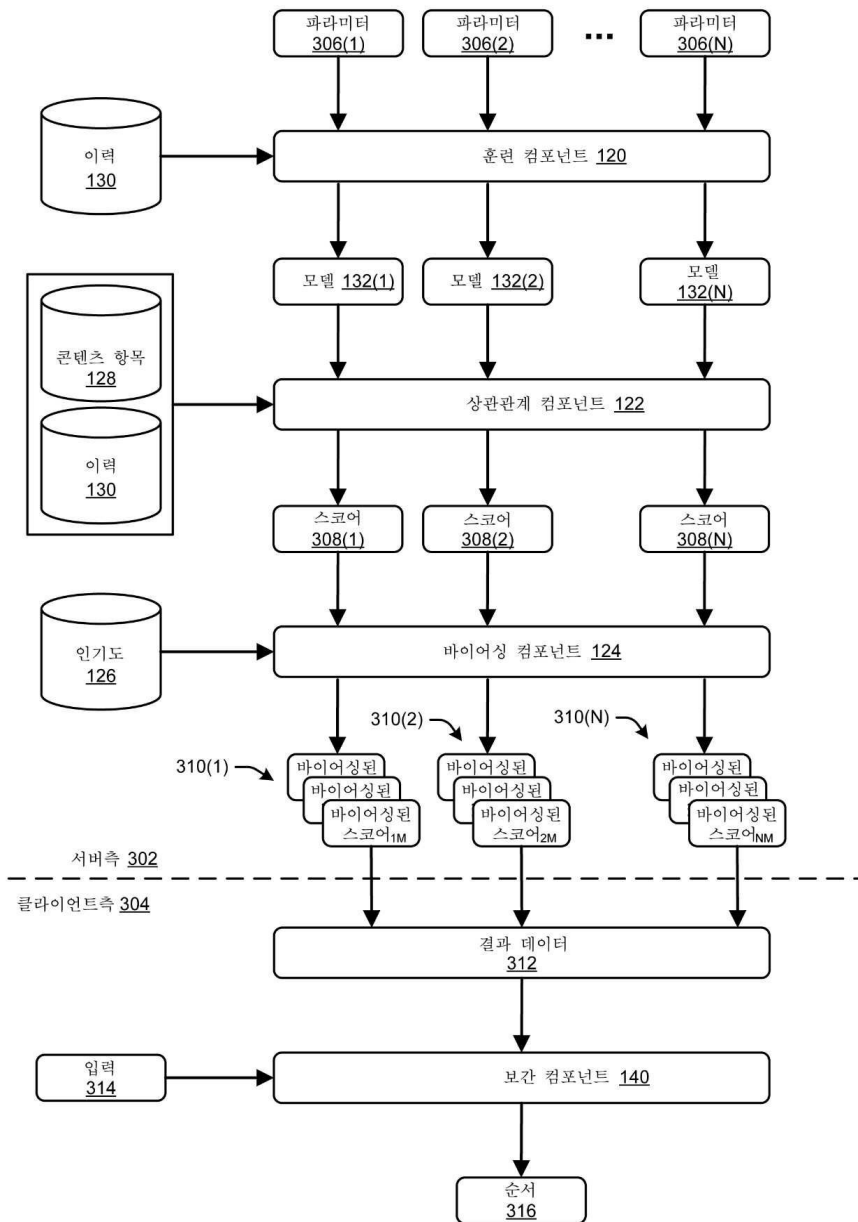


도면2

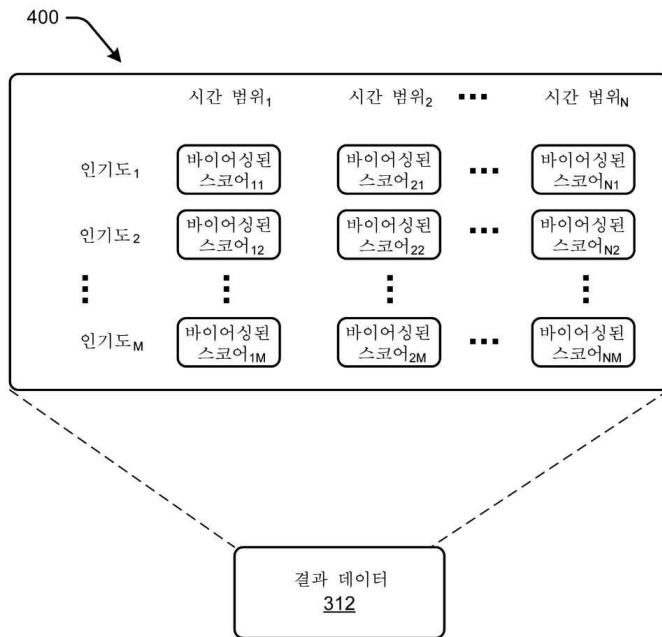
200



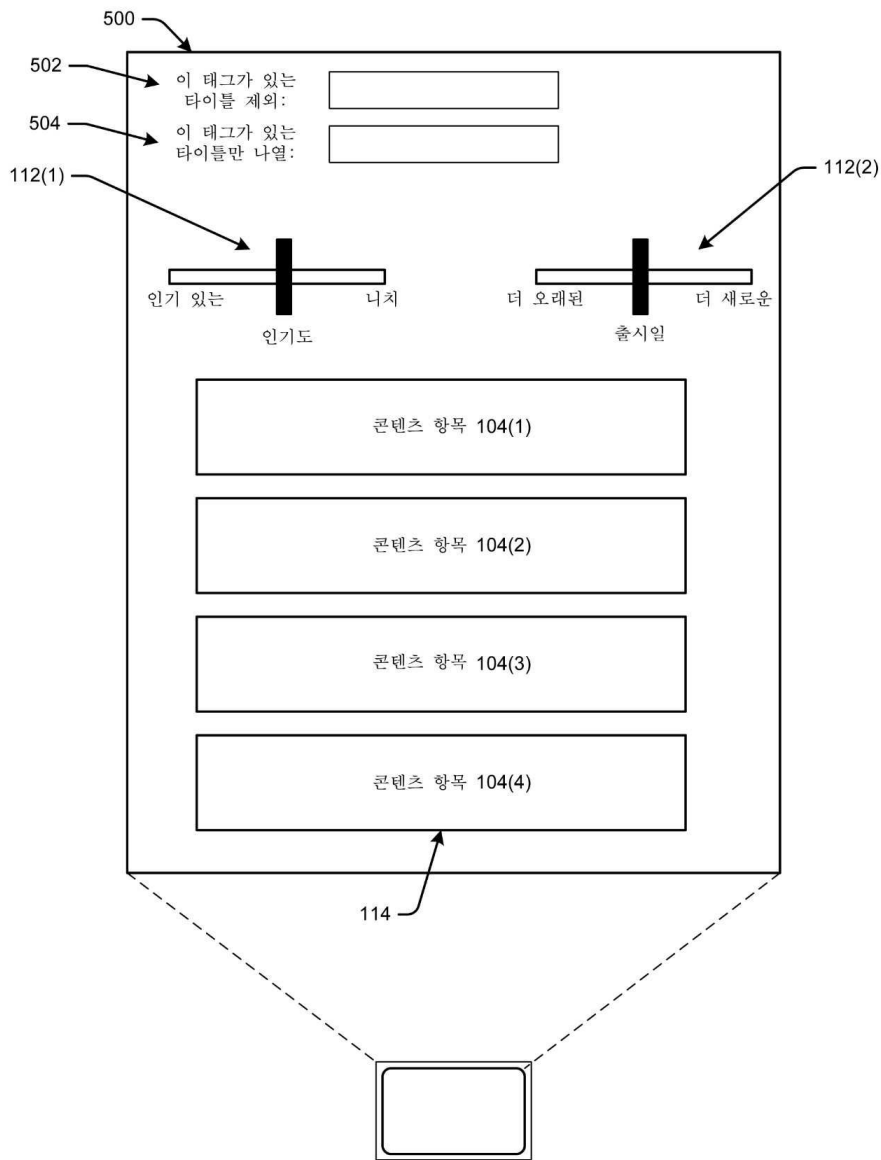
도면3



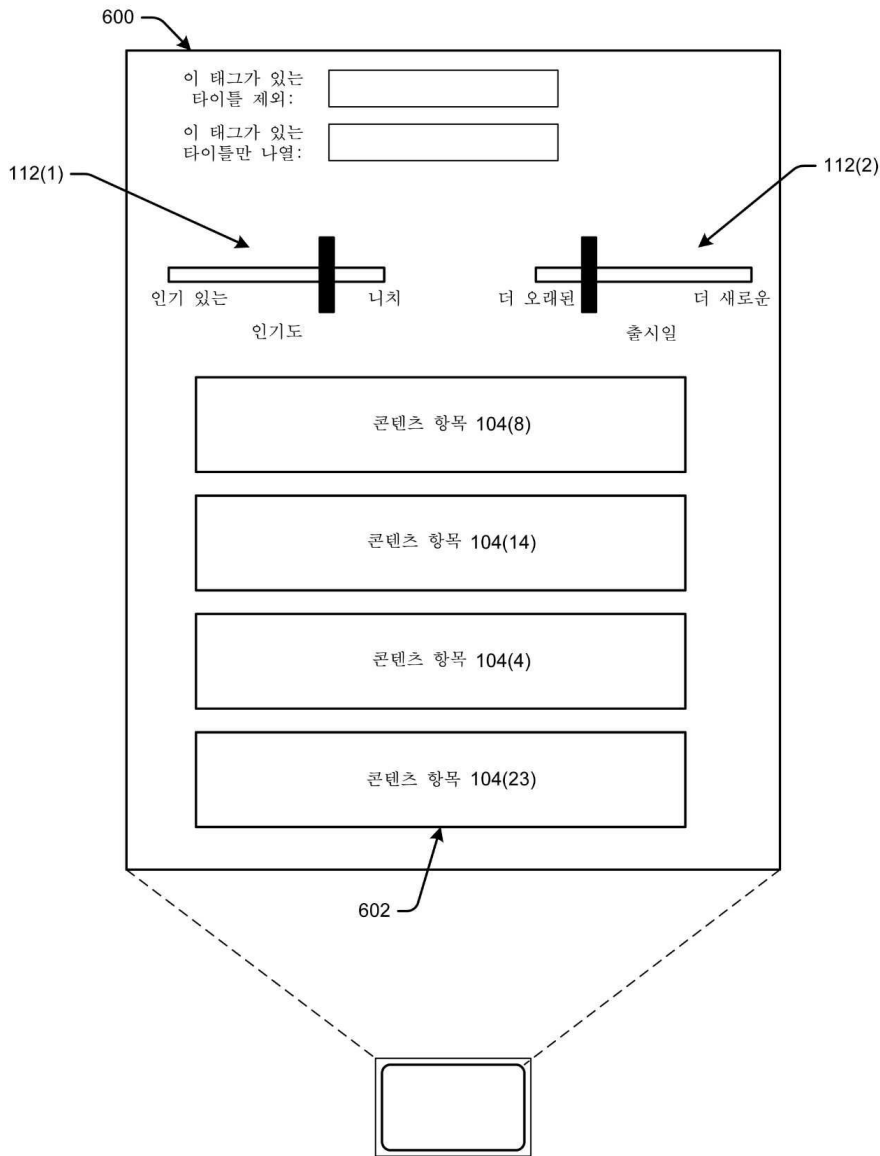
도면4



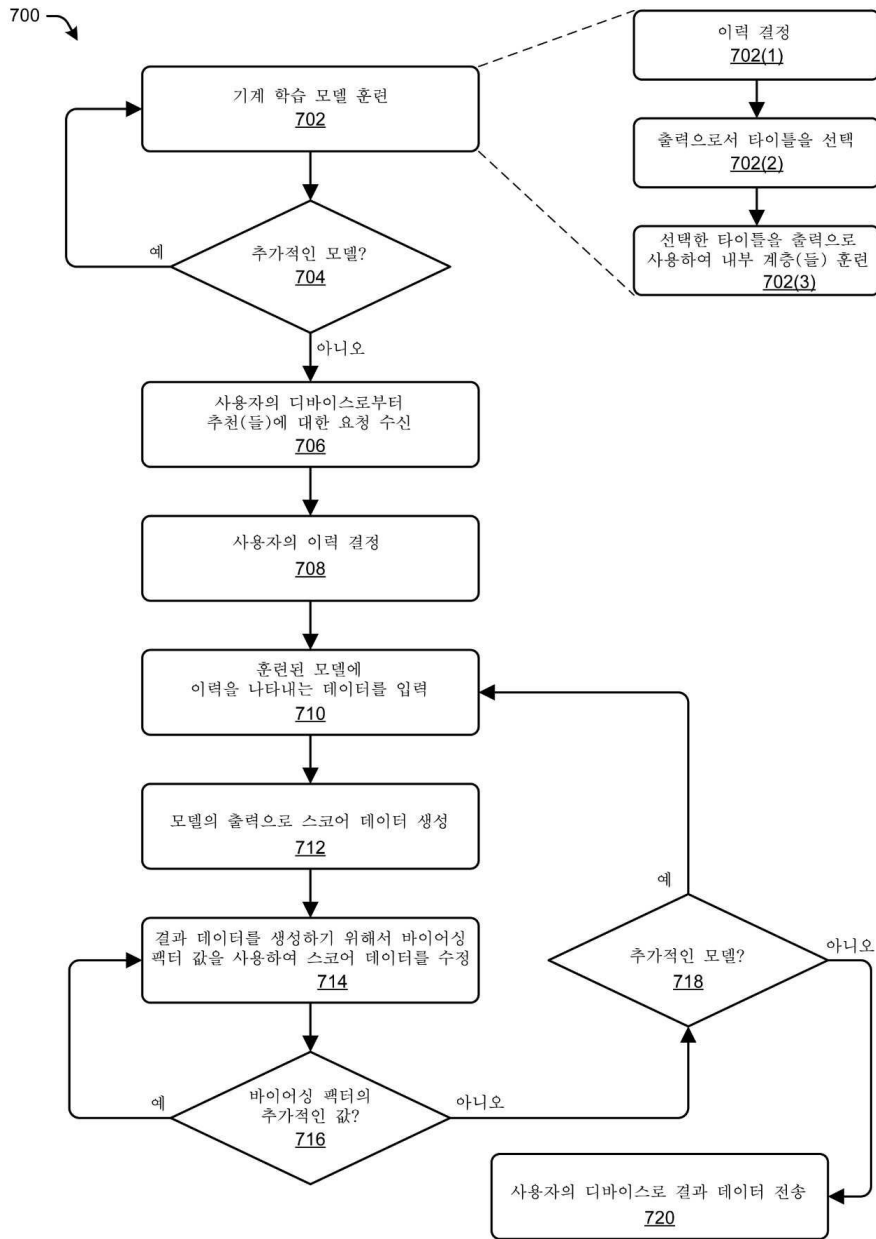
도면5



도면6

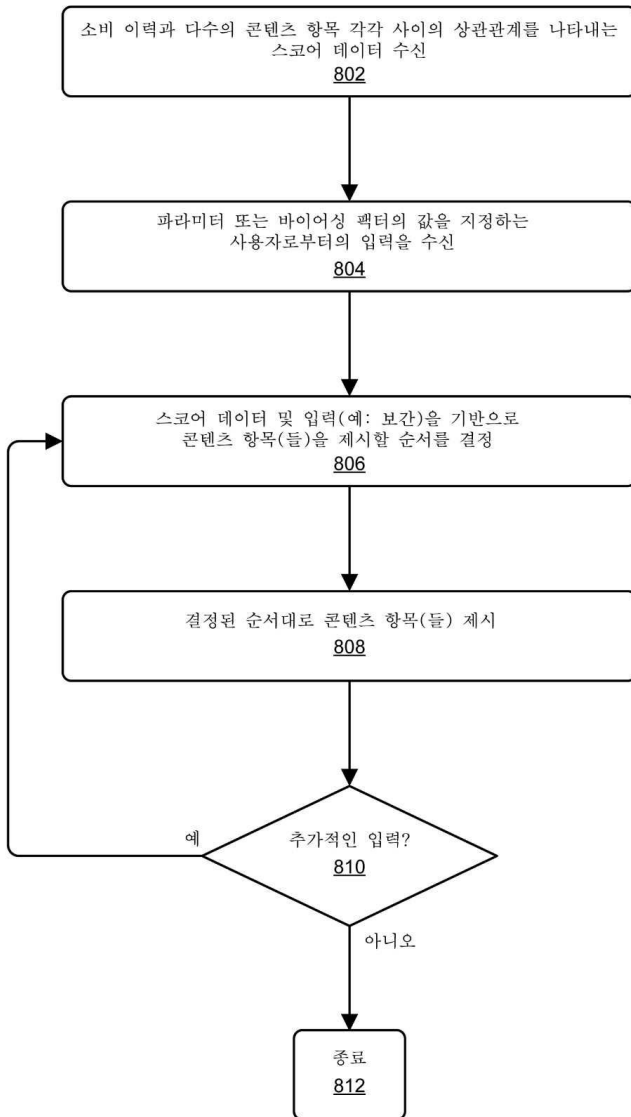


도면7



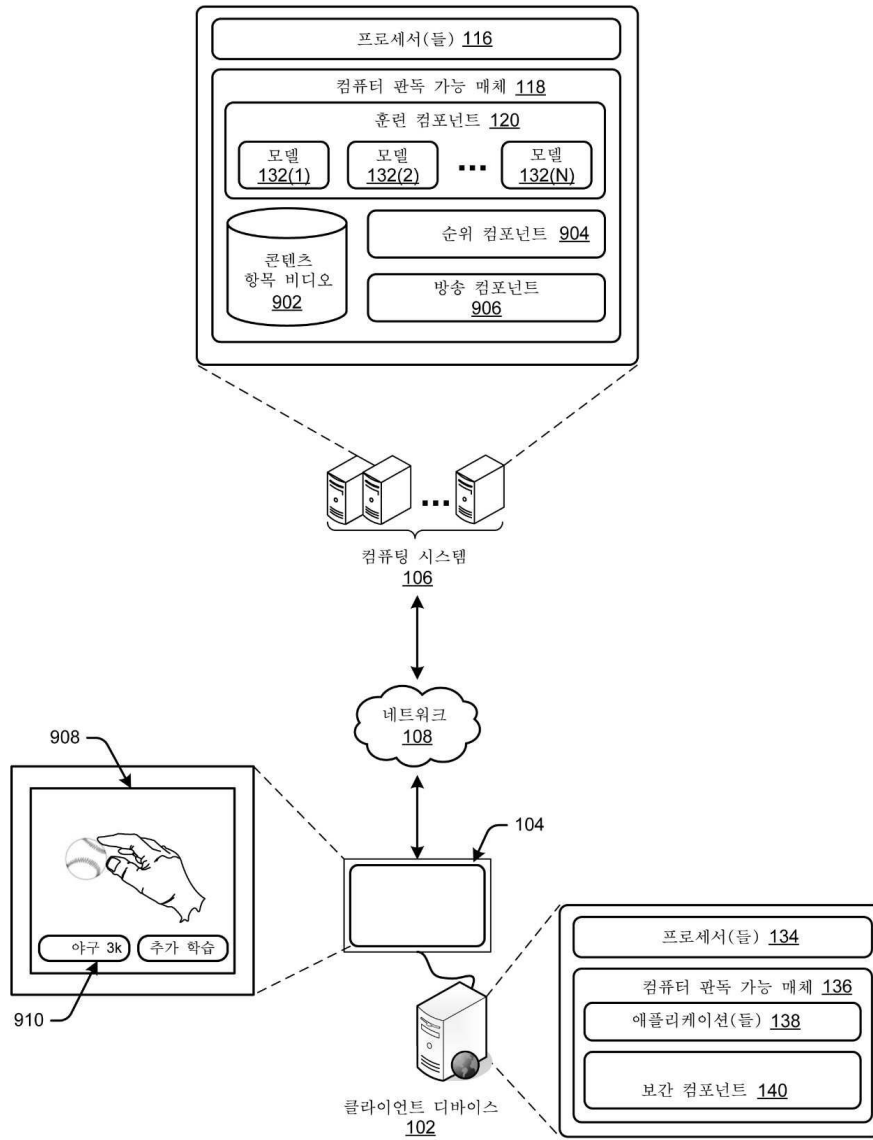
도면8

800 ↗



도면9

900 →



도면10

