



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0054318
(43) 공개일자 2020년05월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 20/00 (2019.01) G06F 16/23 (2019.01)
G06F 21/60 (2013.01) G06F 21/62 (2013.01)
G06N 5/00 (2019.01) G06N 5/02 (2006.01)
G06Q 30/06 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06N 20/00 (2019.01)
G06F 16/23 (2019.01)
(21) 출원번호 10-2020-7012456
(22) 출원일자(국제) 2018년09월18일
심사청구일자 없음
(85) 번역문제출일자 2020년04월28일
(86) 국제출원번호 PCT/US2018/051421
(87) 국제공개번호 WO 2019/067257
국제공개일자 2019년04월04일
(30) 우선권주장
62/566,026 2017년09월29일 미국(US)
16/007,677 2018년06월13일 미국(US)

(71) 출원인
오라클 인터내셔널 코퍼레이션
미국, 캘리포니아 94065, 레드우드 쇼어스 엠에스
5오피7, 오라클 파크웨이 500
(72) 발명자
로버츠, 타라 유.
미국, 텍사스 78733, 오스틴, 엘더 서클 901
페어메인, 마이클
영국, 길포드 서리 지류4 7엑스터블유, 메로우,
볼드윈 크레슨트 17
(74) 대리인
특허법인에이아이피

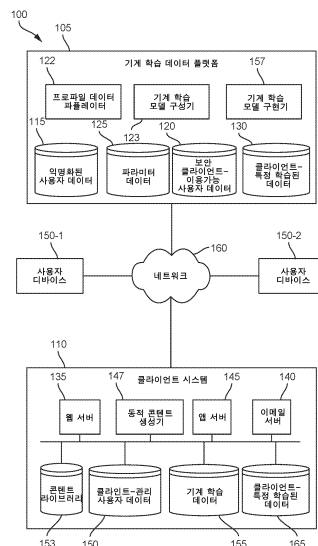
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 반복적 인공 지능을 사용하여 통신 의사결정 트리를 통해 지시되는 제적들

(57) 요약

실시예들은 통신 의사결정 트리 전체에 걸쳐 인공지능(artificial-intelligence; AI) 의사결정 노드들을 구성하는 것과 관련된다. 의사결정 노드들은 트리를 통한 제적에 대응하는 반복 데이터를 동적으로 정의하기 위한 AI 모델들의 연속적인 반복을 지원할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06F 21/606 (2013.01)
G06F 21/6218 (2013.01)
G06F 21/6245 (2013.01)
G06N 5/003 (2019.01)
G06N 5/02 (2019.01)
G06N 5/022 (2019.01)
G06Q 30/0631 (2013.01)
G06F 2221/2145 (2013.01)

(72) 발명자

스타네스비, 조나단

영국, 워킹엄 버크셔 알지41 2에이에이치, 고드윈
클로스 21

요디, 케빈

미국, 콜로라도 80204, 덴버, 갈라파고 스트리트
568

수타코른, 카렌

영국, 오버튼 햄프셔 알지25 3엘비, 텔렌즈 26

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터-구현형 방법으로서,

일련의 통신 규격들을 나타내기 위하여 기계-학습 기술을 사용하여 통신 의사결정 트리를 통한 개별적인 궤적들을 동적으로 정의하도록 구성된 상기 통신 의사결정 트리를 나타내는 데이터 구조체를 액세스하는 단계로서, 상기 통신 의사결정 트리는 분기 노드들의 세트를 포함하며, 상기 분기 노드들의 세트의 각각의 분기 노드는 주어진 궤적에 대한 방향을 식별하도록 구성된 액션 포인트에 대응하는, 단계;

제 1 시간에서, 상기 통신 의사결정 트리를 통한 궤적이 상기 분기 노드들의 세트의 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 단계로서, 상기 궤적은 특정 사용자와 연관되는, 단계;

상기 궤적이 상기 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

기계-학습 기술을 사용하여 제 1 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 1 학습된 데이터를 검색하는 단계로서, 상기 제 1 사용자 데이터는 다른 사용자들의 세트에 대한 사용자 속성들을 포함하는, 단계;

상기 특정 사용자와 연관된 하나 이상의 특정 사용자 속성들을 검색하는 단계;

상기 제 1 학습된 데이터 및 상기 하나 이상의 특정 사용자 속성들에 기초하여 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 단계; 및

제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 상기 특정 사용자와 연관된 사용자 디바이스로 송신되게끔 하는 단계;

상기 제 1 시간 이후의 제 2 시간에서, 상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 분기 노드들의 세트의 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 단계; 및

상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

상기 기계-학습 기술을 사용하여 제 2 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 2 학습된 데이터를 검색하는 단계로서, 상기 제 2 사용자 데이터는 상기 제 1 사용자 데이터 내에 포함되지 않은 적어도 일부 사용자 속성들을 포함하는, 단계;

상기 제 2 학습된 데이터 및 상기 하나 이상의 특정 사용자 속성들 중 적어도 일부에 기초하여 하나 이상의 제 2 통신 규격들을 식별하는 단계; 및

제 2 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 2 통신 규격들에 따라 상기 사용자 디바이스로 송신되게끔 하는 단계를 포함하는, 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 제 1 학습된 데이터는 회귀 모델에 대응하는 하나 이상의 파라미터들을 포함하며, 상기 제 2 학습된 데이터는 동일하거나 또는 상이한 회귀 모델에 대응하는 하나 이상의 다른 파라미터들을 포함하는, 방법.

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 기계-학습 기술을 사용하여 상기 제 1 사용자 데이터를 프로세싱하는 단계는, 특정 통신 기술이 구현될 때 상기 궤적이 상기 통신 의사결정 트리 내에 표현된 특정 액션 노드에 도달할 확률을 나타내는 출력을 생성하는

단계;

상기 출력 및 하나 이상의 궤적-라우팅(trajec-tory-routing) 제약들에 기초하여, 상기 궤적에 대하여 상기 특정 통신 기술을 구현할지 여부를 결정하는 단계로서, 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들은 상기 결정에 기초하여 식별되는, 단계를 포함하는, 방법.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 단계는 통신 채널들의 유형들의 세트 중에서 통신 채널의 특정 유형을 선택하는 것을 포함하며, 상기 제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 송신되게끔 하는 단계는 상기 제 1 콘텐츠가 통신 채널의 상기 특정 유형의 통신 채널에 걸쳐 송신되게끔 하는 단계를 포함하는, 방법.

청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 단계는 시간 범위 내의 시간을 식별하는 단계를 포함하며, 상기 제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 송신되게끔 하는 단계는 상기 제 1 콘텐츠가 상기 식별된 시간에 송신되게끔 하는 단계를 포함하는, 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서,

상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 단계는:

상기 특정 사용자와 연관된 어드레스 또는 번호를 포함하는 통신이 상기 사용자 디바이스로부터 수신되었음을 검출하는 단계; 또는

상기 특정 사용자와 연관된 상기 어드레스로 이전에 송신된 이메일이 오픈되었음을 검출하는 단계를 포함하는, 방법.

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 단계는 특정 도메인과 연관된 웹페이지가 사용자 디바이스에 의해 요청되었음을 검출하는 단계를 포함하는, 방법.

청구항 8

청구항 1에 있어서,

상기 제 1 사용자 데이터 및 상기 제 2 사용자 데이터의 각각은 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터를 포함하는, 방법.

청구항 9

청구항 1에 있어서,

상기 방법은, 상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

상기 특정 사용자와 연관된 적어도 하나의 새로운 사용자 속성을 식별하는 단계로서, 상기 하나 이상의 제 2 통신 규격들은 추가로 상기 적어도 하나의 새로운 사용자 속성에 기초하여 식별되는, 단계를 더 포함하는, 방법.

청구항 10

청구항 1에 있어서,

통신 수신인들의 목표 그룹은 상기 특정 사용자를 포함하며, 상기 기계-학습 기술은, 통신 수신인들의 상기 목표 그룹의 적어도 일 부분에 대응하는 궤적들이 하나 이상의 미리 정의된 궤적 목적들을 충족시키는 정도에 기초하여 트레이닝을 수행하도록 구성되는, 방법.

청구항 11

청구항 1에 있어서,

상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 단계는:

상기 특정 사용자에 대한 마지막 통신으로부터 임계 양의 시간이 경과하였음을 검출하는 단계;

상기 특정 사용자가 상기 특정 사용자에 대한 마지막 통신과 상호작용하였음을 검출하는 단계; 및/또는

목표 콘텐츠와의 이러한 상호작용이 상기 특정 사용자에 대한 마지막 통신의 결과였는지 여부와 무관하게 상기 특정 사용자가 상기 목표 콘텐츠와 상호작용하였음을 검출하는 단계를 포함하는, 방법.

청구항 12

하나 이상의 데이터 프로세서들이 하기의 액션들을 수행하게끔 하도록 구성된 명령어들을 포함하는 비-일시적인 기계-판독가능 저장 매체에 유형적으로 구현되는 컴퓨터-프로그램 제품으로서, 상기 액션들은:

일련의 통신 규격들을 나타내기 위하여 기계-학습 기술을 사용하여 통신 의사결정 트리를 통한 개별적인 궤적들을 동적으로 정의하도록 구성된 상기 통신 의사결정 트리를 나타내는 데이터 구조체를 액세스하는 액션으로서, 상기 통신 의사결정 트리는 분기 노드들의 세트를 포함하며, 상기 분기 노드들의 세트의 각각의 분기 노드는 주어진 궤적에 대한 방향을 식별하도록 구성된 액션 포인트에 대응하는, 액션;

제 1 시간에서, 상기 통신 의사결정 트리를 통한 궤적이 상기 분기 노드들의 세트의 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 액션으로서, 상기 궤적은 특정 사용자와 연관되는, 액션;

상기 궤적이 상기 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

기계-학습 기술을 사용하여 제 1 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 1 학습된 데이터를 검색하는 액션으로서, 상기 제 1 사용자 데이터는 다른 사용자들의 세트에 대한 사용자 속성들을 포함하는, 액션;

상기 특정 사용자와 연관된 하나 이상의 특정 사용자 속성들을 검색하는 액션;

상기 제 1 학습된 데이터 및 상기 특정 사용자 속성들에 기초하여 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 액션; 및

제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 상기 특정 사용자와 연관된 사용자 디바이스로 송신되게끔 하는 액션;

상기 제 1 시간 이후의 제 2 시간에서, 상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 분기 노드들의 세트의 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 액션; 및

상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

상기 기계-학습 기술을 사용하여 제 2 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 2 학습된 데이터를 검색하

는 액션으로서, 상기 제 2 사용자 데이터는 상기 제 1 사용자 데이터 내에 포함되지 않은 적어도 일부 사용자 속성들을 포함하는, 액션;

상기 제 2 학습된 데이터 및 상기 하나 이상의 특정 사용자 속성들의 적어도 일부에 기초하여 하나 이상의 제 2 통신 규격들을 식별하는 액션; 및

제 2 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 2 통신 규격들에 따라 상기 사용자 디바이스로 송신되게끔 하는 액션을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 13

청구항 12에 있어서,

상기 제 1 학습된 데이터는 회귀 모델에 대응하는 하나 이상의 파라미터들을 포함하며, 상기 제 2 학습된 데이터는 동일하거나 또는 상이한 회귀 모델에 대응하는 하나 이상의 다른 파라미터들을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 14

청구항 12에 있어서,

상기 기계-학습 기술을 사용하여 상기 제 1 사용자 데이터를 프로세싱하는 액션은, 특정 통신 기술이 구현될 때 상기 궤적이 상기 통신 의사결정 트리 내에 표현된 특정 액션 노드에 도달할 확률을 나타내는 출력을 생성하는 액션;

상기 출력 및 하나 이상의 궤적-라우팅 제약들에 기초하여, 상기 궤적에 대하여 상기 특정 통신 기술을 구현할지 여부를 결정하는 액션으로서, 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들은 상기 결정에 기초하여 식별되는, 액션을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 15

청구항 12에 있어서,

상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 액션은 통신 채널들의 유형들의 세트 중에서 통신 채널의 특정 유형을 선택하는 액션을 포함하며, 상기 제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 송신되게끔 하는 액션은 상기 제 1 콘텐츠가 통신 채널의 상기 특정 유형의 통신 채널에 걸쳐 송신되게끔 하는 액션을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 16

청구항 12에 있어서,

상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 액션은 시간 범위 내의 시간을 식별하는 액션을 포함하며, 상기 제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 송신되게끔 하는 액션은 상기 제 1 콘텐츠가 상기 식별된 시간에 송신되게끔 하는 액션을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 17

청구항 12에 있어서,

상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 액션은:

상기 특정 사용자와 연관된 어드레스 또는 번호를 포함하는 통신이 상기 사용자 디바이스로부터 수신되었음을

검출하는 액션; 또는

상기 특정 사용자와 연관된 상기 어드레스로 이전에 송신된 이메일이 오픈되었음을 검출하는 액션을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 18

청구항 12에 있어서,

상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 액션은 특정 도메인과 연관된 웹페이지가 사용자 디바이스에 의해 요청되었음을 검출하는 액션을 포함하는, 컴퓨터-프로그램 제품.

청구항 19

시스템으로서,

하나 이상의 데이터 프로세서들; 및

상기 하나 이상의 데이터 프로세서들 상에서 실행될 때 상기 하나 이상의 데이터 프로세서들이 하기의 액션들을 수행하게끔 하는 명령어들을 포함하는 비-일시적인 컴퓨터-판독가능 저장 매체를 포함하며, 상기 액션들은:

일련의 통신 규격들을 나타내기 위하여 기계-학습 기술을 사용하여 통신 의사결정 트리를 통한 개별적인 궤적들을 동적으로 정의하도록 구성된 상기 통신 의사결정 트리를 나타내는 데이터 구조체를 액세스하는 액션으로서, 상기 통신 의사결정 트리는 분기 노드들의 세트를 포함하며, 상기 분기 노드들의 세트의 각각의 분기 노드는 주어진 궤적에 대한 방향을 식별하도록 구성된 액션 포인트에 대응하는, 액션;

제 1 시간에서, 상기 통신 의사결정 트리를 통한 궤적이 상기 분기 노드들의 세트의 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 액션으로서, 상기 궤적은 특정 사용자와 연관되는, 액션;

상기 궤적이 상기 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

기계-학습 기술을 사용하여 제 1 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 1 학습된 데이터를 검색하는 액션으로서, 상기 제 1 사용자 데이터는 다른 사용자들의 세트에 대한 사용자 속성들을 포함하는, 액션;

상기 특정 사용자와 연관된 하나 이상의 특정 사용자 속성들을 검색하는 액션;

상기 제 1 학습된 데이터 및 상기 특정 사용자 속성들에 기초하여 하나 이상의 제 1 통신 규격들을 식별하는 액션; 및

제 1 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 1 통신 규격들에 따라 상기 특정 사용자와 연관된 사용자 디바이스로 송신되게끔 하는 액션;

상기 제 1 시간 이후의 제 2 시간에서, 상기 통신 의사결정 트리를 통한 상기 궤적이 상기 분기 노드들의 세트의 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 액션; 및

상기 궤적이 상기 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하는 것에 응답하여:

상기 기계-학습 기술을 사용하여 제 2 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 2 학습된 데이터를 검색하는 액션으로서, 상기 제 2 사용자 데이터는 상기 제 1 사용자 데이터 내에 포함되지 않은 적어도 일부 사용자 속성들을 포함하는, 액션;

상기 제 2 학습된 데이터 및 상기 하나 이상의 특정 사용자 속성들의 적어도 일부에 기초하여 하나 이상의 제 2 통신 규격들을 식별하는 액션; 및

제 2 콘텐츠가 상기 하나 이상의 제 2 통신 규격들에 따라 상기 사용자 디바이스로 송신되게끔 하는 액션을 포함하는, 시스템.

청구항 20

청구항 19에 있어서,

상기 제 1 학습된 데이터는 회귀 모델에 대응하는 하나 이상의 파라미터들을 포함하며, 상기 제 2 학습된 데이터는 동일하거나 또는 상이한 회귀 모델에 대응하는 하나 이상의 다른 파라미터들을 포함하는, 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 관련 출원들에 대한 상호 참조

[0002] 본 출원은 2017년 09월 29일자로 출원된 미국 가특허 출원 제62/566,026호에 대한 이익 및 우선권을 주장하는 2018년 06월 13일자로 출원된 미국 정규 특허 출원 제16/007,677호에 대한 우선권을 주장한다. 이로써 이러한 출원들의 각각은 모든 목적들을 위해 그 전체가 참조로서 통합된다.

[0003] 기술분야

[0004] 실시예들은 통신 의사결정 트리 전체에 걸쳐 인공지능(artificial-intelligence; AI) 의사결정 노드들을 구성하는 것과 관련된다. 의사결정 노드들은 트리를 통한 궤적에 대응하는 반복 데이터를 동적으로 정의하기 위한 AI 모델들의 연속적인 반복을 지원할 수 있다.

배경 기술

[0005] 기술적 진보들은 다수의 유형들의 통신 채널들의 접근성 및 복잡성을 개선하였다. 추가로, 데이터-저장 및 네트워크 진보들은 용량들을 증가시켰으며, 그 결과 증가된 양의(및 다양한) 데이터가 잠재적인 송신을 위하여 데이터 소스에 저장될 수 있다. 따라서, 데이터 소스는 다수의 잠재적인 시간들에서 다수의 데이터 채널들 중 임의의 데이터 채널에 걸쳐 다수의 유형들의 데이터를 전달하도록 위치될 수 있다. 단일 배포 대신에 다수의 관련된 콘텐츠 전달들을 고려할 때 콘텐츠-전달 옵션들의 어레이가 폭발적으로 증가한다. 흔히, 콘텐츠 제공자는 동일한 통신 채널을 통해 각각의 데이터 수집자(ingester)에게 동일한 콘텐츠를 무차별적으로 제공하기 위하여 하나 이상의 정적 규칙들을 구성한다. 통신 규칙(specification)(들)이 상이한 데이터 요청들의 수신인에 걸쳐 상이할 수 있으며, 규칙(들)은 데이터 요청들에 무차별적으로 그리고 지속적으로 응답하도록 구성될 수 있다. 이러한 접근 방식이 구성 단순성 및 결정론적 동작을 제공하지만, 이는 데이터 수집자들의 집단(population)에 걸친 잠재적 변동성에 반응하는데 실패하며 그에 따라서 요청들을 차선적으로(sub-optimally) 핸들링할 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

과제의 해결 수단

[0006] 일부 실시예들에 있어서, 컴퓨터-구현형 방법이 제공된다. 일련의 통신 규칙들을 나타내기 위하여 기계-학습 기술을 사용하여 통신 의사결정 트리를 통한 개별적인 궤적들을 동적으로 정의하도록 구성된 통신 의사결정 트리를 나타내는 데이터 구조체가 액세스된다. 통신 의사결정 트리는 분기 노드들의 세트를 포함한다. 분기 노드들의 세트의 각각의 분기 노드는 주어진 궤적에 대한 방향을 식별하도록 구성된 액션 포인트에 대응한다. 제 1 시간에서, 통신 의사결정 트리를 통한 궤적이 분기 노드들의 세트의 제 1 분기 노드에 도달하였다는 것이 검출된다. 궤적은 특정 사용자와 연관된다. 궤적이 제 1 분기 노드에 도달하였음을 검출하는 것에 응답하여, 기계-학습 기술을 사용하여 제 1 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 1 학습된 데이터가 검색된다. 제 1 사용자 데이터는 다른 사용자들의 세트에 대한 사용자 속성들을 포함한다. 궤적이 제 1 분기 노드에 도달하였음을 검출하는 것에 응답하여 추가로, 특정 사용자와 연관된 하나 이상의 특정 사용자 속성들이 검색되고, 제 1 학습된 데이터 및 하나 이상의 특정 사용자 속성들에 기초하여 하나 이상의 제 1 통신 규칙들이 식별되며, 제 1 콘텐츠가 하나 이상의 제 1 통신 규칙들에 따라 특정 사용자와 연관된 사용자 디바이스로 송신되게끔 된다. 제 1 시간 이후의 제 2 시간에서, 통신 의사결정 트리를 통한 궤적이 분기 노드들의 세트의 제 2 분기 노드에 도달하였다는 것이 검출된다. 궤적이 제 2 분기 노드에 도달하였음을 검출하는 것에 응답하여, 기계-학습 기술을 사용

하여 제 2 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 제 2 학습된 데이터가 검색된다. 제 2 사용자 데이터는 제 1 사용자 데이터 내에 포함되지 않은 적어도 일부 사용자 속성들을 포함한다. 게다가 제 2 분기 노드에 도달하였음을 검출하는 것에 응답하여 추가로, 제 2 학습된 데이터 및 하나 이상의 특정 사용자 속성들의 적어도 일부에 기초하여 하나 이상의 제 2 통신 규격들이 식별되며, 제 2 콘텐츠가 하나 이상의 제 2 통신 규격들에 따라 사용자 디바이스로 송신되게끔 된다.

[0007] 일부 실시예들에 있어서, 비-일시적인 기계-판독가능 저장 매체 내에 유형적으로 구현되는 컴퓨터-프로그램 제품이 제공된다. 컴퓨터-프로그램 제품은, 하나 이상의 데이터 프로세서들이 본원에서 개시되는 하나 이상의 방법들 중 일부 또는 전부의 동작을 수행하게끔 하도록 구성된 명령어들을 포함할 수 있다.

[0008] 일부 실시예들에 있어서, 하나 이상의 데이터 프로세서들 및 하나 이상의 데이터 프로세서들 상에서 실행될 때 하나 이상의 데이터 프로세서들이 본원에 개시된 하나 이상의 방법들 중 일부 또는 전부의 동작들을 수행하게끔 하는 명령어들을 포함하는 비-일시적인 컴퓨터 판독가능 저장 매체를 포함하는 시스템이 제공된다.

도면의 간단한 설명

[0009] 본 발명의 예시적인 실시예들이 다음의 도면들을 참조하여 이하에서 상세하게 설명된다.

도 1은 상호작용 시스템의 블록도를 도시한다.

도 2는 이메일 통신을 생성하기 위해 사용될 템플릿(template)을 도시한다.

도 3은 앱 통지 통신을 생성하기 위해 사용된 템플릿을 도시한다.

도 4는 통신 의사결정 트리의 표현을 도시한다.

도 5는 사용자 디바이스에 대응하며 통신 의사결정 트리를 통해 연장하는 궤적의 일 예를 예시한다.

도 6은 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 예시적인 인터페이스를 도시한다.

도 7은 스위치 아이콘에 대한 예시적인 파라미터-정의 인터페이스를 도시한다.

도 8은 통신들 내의 다양한 콘텐츠를 나타내는 것을 향하거나 또는 반대되는(against) 바이어스(bias)를 초래하기 위한 옵션들을 포함하는 다른 예시적인 파라미터-정의 인터페이스를 도시한다.

도 9는 통신들을 송신하기 위하여 다양한 통신 채널들을 사용하는 것을 향하거나 또는 반대되는 바이어스를 초래하기 위한 옵션들을 포함하는 다른 예시적인 파라미터-정의 인터페이스를 도시한다.

도 10은 본 발명의 일부 실시예들에 따른 통신 의사결정 트리를 통해 궤적들을 지시하기 위해 기계 학습을 사용하기 위한 프로세스에 대한 순서도를 도시한다.

도 11은 위치가능 시각적 엘리먼트들을 지원하는 인터페이스를 사용하여 기계-학습-기반 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 프로세스에 대한 순서도를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0010] 일부 실시예들에 있어서, 통신 규격들을 반복적으로 식별하는 것을 용이하게 하기 위하여 기계-학습 데이터를 반복적으로 사용하는 시스템들 및 방법들이 제공된다. 보다 더 구체적으로, 노드들의 세트를 포함하는 통신 의사결정 트리가 생성된다. 각각의 노드는, (예를 들어) 통신-규격 의사결정에 대응하고, 하나 이상의 특정 통신 규격들에 대응하는 통신을 나타내는 다수의 다음 노드들에 연결된 분기 노드 또는 검출된 이벤트에 대응할 수 있다. 통신 의사결정 트리를 통한 각각의 개별적인 궤적은 개별적인 사용자 및/또는 하나 이상의 특정 사용자 디바이스들에 대응할 수 있다. 각각의 개별적인 궤적은 노드들의 세트의 특정 서브세트에 걸쳐 연장할 수 있으며, 여기에서 서브세트 내의 노드들은 사용자에게 의해 개시되거나 및/또는 하나 이상의 특정 디바이스들 중 특정 사용자 디바이스에서 개시되는 특정 액션들, 하나 이상의 특정 디바이스들 중 특정 사용자 디바이스로 송신되는 통신의 특정 특성들, 및/또는 곧 있을(upcoming) 통신의 규격에 대하여 이루어질 의사결정을 나타낸다. 예를 들어, 곧 있을 통신의 규격은 이것이 송신될 시기, 이것이 송신될 디바이스, 이것이 송신될 통신 채널의 유형, 및/또는 이것이 포함할 콘텐츠의 유형을 나타낼 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 자연 언어 프로세싱은 트레이닝 세트 내에서 송신되는 하나 이상의 콘텐츠 객체들의 각각에 및/또는 송신을 위해 이용가능한 하나 이상의 콘텐츠 객체들의 각각에 하나 이상의 카테고리들을 할당하기 위해 사용될 수 있다. 그러면, 통신 규격은 송신될 콘텐츠의 특정 카테고리를 식별할 수 있다.

- [0011] 각각의 통신-규격 의사결정은 사용자 및/또는 특정 사용자 디바이스들에 대응하는 현재 데이터, 기계-학습 모델 및 기계-학습 모델에 대한 하나 이상의 학습된 파라미터들에 기초하여 이루어질 수 있다. 파라미터(들)는 다른 사용자들의 세트와 연관된 사용자 데이터 세트에 기초하여 학습될 수 있으며, 이는, 다른 사용자들의 세트의 각각에 대하여, 이벤트들의 세트(예를 들어, 사용자에게 송신된 통신들의 특성들 또는 사용자-개시 액션들) 및/또는 다른 사용자의 하나 이상의 속성들을 나타낸다. 파라미터(들)는 추가로, 사용자에게 의해 개시된 특정 액션 및/또는 통신 의사결정 트리 내의 특정 노드에 대응하는 (예를 들어, 클라이언트에 의해 식별된) 궤적 목표에 기초하여 학습될 수 있다.
- [0012] 통신 의사결정 트리는 다수의 분기 노드들을 포함하도록 구성될 수 있으며, 그 결과 다수의 통신-규격 의사결정들이 단일 궤적에 대하여 이루어질 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 각각의 의사결정은 동일한 유형의 기계-학습 알고리즘(예를 들어, 지도 회귀 알고리즘(supervised regression algorithm))을 사용하여 이루어진다. 그러나, 알고리즘은 분기 노드들의 각각에서 상이하게 구성될 수 있으며, 그 결과 분기 노드들은 (예를 들어) 궤적에 대응하는 입력을 프로세싱하기 위하여 사용될 학습된 파라미터들 및/또는 각각의 궤적에 대하여 프로세싱된 입력의 유형들에 대하여 상이하다. 다양한 경우들에 있어서, 상이한 분기 노드들에 대한 알고리즘들은 (예를 들어, 동일한 목표 노드 또는 상이한 목표 노드들의 신원에 기초하여) 동일하거나 또는 상이한 변수를 최적화하도록 트레이닝될 수 있다. 분기 노드들이 알고리즘이 프로세싱하도록 구성된 입력의 유형들과 관련하여 변화할 수 있을 뿐만 아니라, 추가적으로 주어진 사용자에게 대하여 잠재적으로 프로세싱되도록 이용가능한 프로파일 데이터의 유형들이 변화할 수 있다(예를 들어, 프로파일 데이터는 상호작용 모니터링에 기인하여 시간의 경과에 따라 축적될 수 있다). 추가로, 임의의 주어진 노드와 연관된 학습된 데이터는 (연속적인 및/또는 반복된 학습에 기인하여) 시간에 따라 변화할 수 있다.
- [0013] 일 예로서, 사용자에게 대한 궤적은, 사용자에게 대응하는 프로파일 데이터가 적어도 필드들의 미리 정의된 세트에 대한 정보를 포함한다는 것을 검출할 때 초기화될 수 있다. 프로파일 데이터는 사용자와 연관되거나 및/또는 원격 데이터 소스로부터 검색된 하나 이상의 세션들을 통해 하나 이상의 웹 서버들을 사용하여 수집될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 사용자 디바이스는 프로파일 데이터 중 적어도 일부를 자동으로 검출하고, (예를 들어, 고유 디바이스 식별자, MAC 어드레스, 브라우저 유형, 브라우저 버전, 운영 시스템 유형, 운영 시스템 버전, 디바이스 유형, 디바이스가 설정된 언어, 등을 식별하는, 예를 들어, 통신 내의 자동으로 채워진 헤더 정보를 통해) 이를 웹 서버(들)로 통신한다. 일부 경우들에 있어서, 통신은, 그 후에 프로파일 데이터로서 기록될 수 있는 사용자 입력(예를 들어, 웹 폼에 입력된 텍스트, 링크 선택들, 페이지 네비게이션 등)을 나타내는 데이터를 포함한다.
- [0014] 궤적을 초기화하는 것은, 제 1 분기 노드를 포함할 수 있는 통신 의사결정 트리 내의 제 1 노드를 식별하는 것을 포함할 수 있다. 제 1 의사결정 노드는, (예를 들어, 아이템들의 다양한 그룹들 및/또는 웹 사이트와 연관된 정보를 식별하는) 다수의 콘텐츠 객체들 중 사용자의 디바이스로 이메일 통신 내에서 송신하기 위한 콘텐츠 객체를 식별하는 것에 관한 의사결정에 대응할 수 있다. 제 1 의사결정 노드는 또한 - 2 일 기간 내에서 - 이메일을 전송할 시기에 관한 의사결정에 대응할 수 있다. 의사결정들은, - 사용자들의 특정 유형들에 대하여 - 어떠한 유형들의 객체들 및/또는 통신 시간들이 목표 성과를 초래하기에 가장 가능성이 높은지를 나타내는 제 1 학습된 데이터에 기초하여 이루어질 수 있다. 예를 들어, 목표 성과는, 사용자가 웹 사이트 상의 페이지에 액세스하기 위해 이메일 내의 링크를 활성화하거나 및/또는 사용자가 변환(예를 들어, 웹 사이트 상에 제시된 아이템의 구매)에 대응하는 방식으로 웹 사이트와 상호작용하는 사건을 포함할 수 있으며, 제 1 학습된 데이터는, 3개의 콘텐츠 객체들 중 어느 것이 목표 성과를 달성하는데 있어서 더 효과적일지에 대한 예측 인자들이 사용자가 (랩탑 또는 컴퓨터와 비교하여) 모바일 디바이스를 가장 자주 사용하는지 여부, 사용자의 나이, 및 사용자가 콘텐츠 객체들 중 어느 유형을 링크 상에서 클릭했는지에 관한 이전 이메일-상호작용 표시들을 포함할 수 있다.
- [0015] 일단 이메일이 전송되면, 궤적은 다음 이벤트가 검출될 때까지 송신된 콘텐츠를 나타내는 노드까지 연장할 수 있다. 다음 이벤트는 (예를 들어) 웹 사이트 내의 링크의 활성화를 포함할 수 있으며, 그럼으로써 사용자가 웹 사이트 내의 현재 세션에 참여하고 있음을 나타낸다. 이러한 이벤트의 검출 시에, 궤적은 (예를 들어, 동적 콘텐츠 객체들을 포함할지 여부 및/또는 다양한 콘텐츠 객체들을 배열하는 방법과 관련하여) 웹 사이트 상에 요청된 웹 페이지를 구성하기 위한 방법을 결정하기 위한 제 2 의사결정 노드로 연장할 수 있다. 이러한 예에 있어서, 제 2 학습된 데이터는 - 특정 유형들의 사용자들에 대하여 - 어떠한 구성들이 동일한 목표 성과를 초래할 가능성이 가장 높은지를 나타낸다. 예를 들어, 제 2 학습된 데이터는, 4개의 구성들 중 어느 것이 목표 성과를 야기하는데 있어서 보다 더 효율적일지에 관한 예측 인자들은 사용자가 (랩탑 또는 컴퓨터와 비교하여) 모바일 디바이스를 가장 자주 사용하는지 여부, 브라우저 유형, 사용자 디바이스의 현재 위치, 및 사용자의 위치에서의

날짜의 현재 시간을 포함한다. 일단 (제 2 의사결정 노드에서 이루어진 의사결정에 따라 구성된) 웹페이지가 전송되면, 궤적은 송신된 웹페이지의 구성을 나타내는 노드로 연장할 수 있다. 궤적은 다양한 사용자-개시, 시스템-개시 또는 외부 이벤트들(예를 들어, 이전의 이벤트로부터 미리 결정된 시간 간격의 경과)의 검출 시에 계속해서 연장할 수 있다.

[0016] 이러한 예에 있어서, 목표 성과는 다수의 의사결정들에 걸쳐 동일하게 남아 있다. 그러나, 수행될 액션들의 정적 작업흐름을 식별하는 대신에 - 또는 심지어 수행될 액션들의 사용자-특정 완전한 시퀀스를 결정하는 대신에 - 본원에서 개시되는 기술들은 현재 프로파일 데이터, 현재 학습된 데이터 및 현재 이벤트 검출들에 대한 개별적인 액션들에 관한 의사결정들에 기초한다. 기계 학습은 수행될 단편적인 액션들을 식별하기 위하여 특정 궤적의 라이프 사이클 전체에 걸쳐 반복적으로 실행된다. 이러한 접근 방식은, (예를 들어, 학습된 데이터 및/또는 프로파일 데이터의 확장들 및/또는 진화들이 중간-프로세스 의사결정들에서 사용될 수 있음에 따라) 목표 목적을 달성하는 것을 촉진시킬 수 있는 데이터의 높은 활용을 용이하게 할 수 있다. 추가로, 이러한 접근 방식은 (예를 들어, 클라이언트에 의해 개시된) 기계-학습 기술의 정의 및/또는 제약에 대한 변화가 (예를 들어, 변화가 이미 개시된 궤적들에 대하여 영향을 미칠 수 있음에 따라) 빠르게 효과를 내는 것을 가능하게 한다. 예를 들어, 클라이언트는 목표 목적을, 변환으로부터 적어도 임계 세션 지속기간 동안 웹 사이트 상에 사용자 디바이스를 유지하는 것으로 변화시킬 수 있다. 다양한 분기 노드들과 연관된 기계-학습 모델들의 수정된 파라미터들이 결정될 수 있으며, 후속하여 노드(들)에 도달하는 이전에 개시된 궤적들에 영향을 주기 위하여 즉시 영향을 미칠 수 있다.

[0017] 통신 의사결정들(및/또는 통신 의사결정 트리를 통한 부분적인 지시)은 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터에 기초할 수 있으며, 이들 중 하나 또는 둘 모두는 하나 이상의 제공자들 또는 클라이언트들에 의해 제공된 익명화된, 부분적으로 익명화된 또는 비-익명화된 데이터로부터 구축될 수 있다. 예를 들어, 원격 사용자-데이터 관리 시스템은 하나 이상의 데이터 제공자들로부터 부분적으로 익명화된 또는 비-익명화된 데이터를 수신할 수 있으며, 데이터-프라이버시(data-privacy) 규칙들에 따라 개인적인 레코드들 내의 필드들을 가리거나 또는 제거할 수 있거나 및/또는 데이터-프라이버시 규칙들을 준수하기 위하여 사용자 서브-집단에 걸쳐 필드 값들을 집계할 수 있다. 본원에서 설명되는 바와 같은, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는, 개인 데이터 값들이 특정 가능성을 넘어 특정 사람 또는 사용자들과 연관될 수 없도록 PII가 제거되거나 및/또는 집계된 데이터이다. 따라서, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 특정 사용자로서 특정 사람을 식별하는 것을 방지하기 위하여 또는 사용자로서 적어도 임계적 가능성을 갖는 것으로서 특정 사람을 식별하는 것을 방지하기 위하여 충분한 데이터 값들을 결여하거나 또는 이를 가릴 수 있다. 예를 들어, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 프로파일 데이터로부터 이름, 이메일 어드레스, IP 어드레스, 물리적 주소 및/또는 전화 번호를 결여할 수 있다. 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 나이, 도시, 직업 등과 같은 특정한 인구 통계학적 데이터를 포함하거나 또는 배제할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 데이터 중 일부를 프로세싱하는 것을 가능하게 하면서 프라이버시 규칙들, 규제들 및 법률들을 준수하도록 수집하는데 유용하다. 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 IP 어드레스 범위, 우편번호, 날짜, 이전 온라인 질의의 카테고리들, 인증, 나이, 성별, 구매 이력, 및/또는 브라우징 이력 등에 기초하여 디바이스들로부터 수집된 정보를 포함할 수 있으며, 이들은 개인 식별가능 정보(personally identifiable information; PII) 등의 흐름을 제한하는 다양한 프라이버시 정책들 및 법률들에 따라 수집되었을 수 있다.

[0018] 일부 경우들에 있어서, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 개별적인 기계-학습 구성들과 연관된 학습된 데이터(예를 들어, 하나 이상의 파라미터들)를 생성하거나 및/또는 업데이트하기 위해 사용된다. 이러한 유형의 트레이닝은 (예를 들어) 연락처 정보와 같은 데이터 필드들을 요구하거나 또는 이용할 필요가 없으며, 따라서 데이터 레코드들이 이러한 필드들로부터 제거될 수 있다. 다른 예로서, 하나 이상의 서브-집단들이 특정 필드에 대한 값들에 기초하여 생성될 수 있으며, 그 필드에 대한 특정 값들은 그 후에 서브-집단의 식별자로 대체될 수 있다.

[0019] 일부 경우들에 있어서, 이에 대하여 의사결정들이 이루어지는 특정 사용자에게 대응하는 프로파일 데이터는 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어, 시스템은 궤적이 분기 노드에 도달하였다는 것을 검출하고 (예를 들어, 디바이스 식별자 또는 궤적과 연관된 다른 식별자를 사용하여) 사용자-데이터 관리 시스템으로부터 데이터를 요청할 수 있다. 시스템은, (예를 들어) 하나 이상의 특정 비-익명화된 필드 값들, 일반화된(예를 들어, 카테고리에 할당된) 하나 이상의 필드 값들, 및/또는 제거된 필드 값들을 포함하는 프로파일 데이터를 반환할 수 있다. 비-익명화된 필드 데이터는, (예를 들어) 이러한 필드 값들이 (예를 들어, 웹페이지 내에 구축된 데이터-수집 특징부들을 사용하여 및/또는 클라이언트로부터의 송신을 통해 수집되었을 시에)

이에 대하여 의사결정이 이루어지는 클라이언트에 의해 공급되었거나 또는 달리 (예를 들어, 데이터-공유 협약을 통해) 클라이언트에 액세스가능할 때 프로파일 데이터 내에 포함될 수 있다. 시스템은 또한 필드 값들 사이의 관계들을 나타내는 (그 자체가 학습될 수 있거나 및/또는 시간의 경과에 따라 진화할 수 있는) 집단 데이터를 반환할 수 있으며, 이는 누락된 필드 값들에 대하여 값들 또는 카테고리들을 추정하기 위해 사용될 수 있다.

[0020] 도 1은 상호작용 시스템(100)의 블록도를 도시한다. 기계 학습 데이터 플랫폼(105)은 하나 이상의 클라우드 서버들을 포함할 수 있으며, 하나 이상의 클라이언트 시스템들(105)로부터 사용자 데이터를 수신하도록 구성될 수 있다. 사용자 데이터는 (익명화 사용자 데이터 저장부(115) 내에 저장된) 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터 및/또는, 익명화된 사용자 데이터보다 덜 익명화될 수 있거나 또는 익명화되지 않을 수 있는 (보안 클라이언트-이용가능(secure client-availed) 사용자 데이터 저장부(120) 내에 저장된) 보안 클라이언트-이용가능 사용자 데이터를 포함할 수 있다. 보안 클라이언트-이용가능 사용자 데이터가 수신될 때, 이는 클라이언트의 식별자와 연관되어 안전하게 저장될 수 있으며, 그 결과 다른 클라이언트들은 이 데이터에 대한 액세스를 획득할 수 없다. 데이터는, 다수의 클라이언트들이 서버 또는 서버들의 집합에 액세스하기 위하여 중심 위치에 로그인할 수 있지만 여기에서 데이터에 대한 특정 액세스는 어느 클라이언트가 클라우드 저장 시스템에 대하여 인증되었는지에 의존하여 제어될 수 있도록 멀티-테넌트(multi-tenant) 클라우드 저장 시스템 내에 저장된다. 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터는 (예를 들어, 클라이언트가 공급하는 데이터 및/또는 클라이언트와 연관된 데이터-공유 협약들에 의존하여) 특히 다양한 클라이언트들에 대하여 구성될 수 있거나 또는 그렇지 않을 수 있다. 따라서, 기계 학습 데이터 플랫폼(105)에서의 프로파일 데이터 파플레이터(populator)(122)는 특정 클라이언트들에 대한 하나 이상의 개별적인 사용자들에 대응하는 프로파일 데이터를 생성할 수 있으며, 어느 필드 값들이 개별적인 클라이언트들에 대한 프로파일 데이터 내에 포함되는지를 맞춤화할 수 있다.

[0021] 일부 경우들에 있어서, 프로파일 데이터 파플레이터(122)는 클라이언트-이용가능 사용자 데이터를, 주어진 사용자에 대하여 (클라이언트-특정 학습된 데이터 저장부(130) 내에 저장된) 클라이언트-특정 학습된 데이터를 (집성된 바와 같이) 정의할 수 있는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터로 보충하기 위하여 프로파일 데이터 세트를 강화한다. 예를 들어, 클라이언트-이용가능 데이터 내의 프로파일로부터의 데이터는 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터 내의 하나 이상의 데이터 세트들에 매핑될 수 있으며, 그 결과 더 풍부한 데이터 세트들이 기계-학습 분석들에서 사용될 수 있다. 매핑은 중첩 데이터(예를 들어, IP 어드레스, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터 내에 포함된 경우에, 구매 시간, 클라이언트에 의해 할당된 의사-랜덤 사용자 식별자, 등)를 사용하여 발생할 수 있다.

[0022] 기계 학습 모델 구성기(123)는, (예를 들어) 통신 의사결정 트리에 의해 및/또는 클라이언트에 의해 표시되는 바와 같은 잠재적인 액션들, 하나 이상의 클라이언트-식별 제약들, 이용가능 트레이닝 데이터, 및/또는 식별된 목표 성과에 기초하여 주어진 기계 학습 모델을 구성할 수 있다. 기계 학습 모델을 구성하는 것은 모델의 특정 인스턴스(instance)(특정 분기 노드, 클라이언트 및/또는 시간 기간과 연관된 인스턴스)에 대한 하나 이상의 파라미터들을 정의하는 것을 포함할 수 있다.

[0023] 각각의 파라미터는 (학습된 파라미터 데이터 저장부(125) 내에 저장된) 사용자 속성들 사이의 관계들 및/또는 상관관계들을 나타낼 수 있다. 파라미터(들)는, 목표 성과가 발생했는지 여부 및/또는 그 정도에 관한 표시에 대응하는, 제 1 사용자 속성이 제 2 사용자 속성을 어떻게 및/또는 어느 정도로 예측하는지를 나타내는 가중치를 포함할 수 있다. 가중치는 이산적인 또는 연속적인 값 범위를 따라 정의될 수 있거나 및/또는 양자택일적(binary)일 수 있다.

[0024] 일 예로서, 파라미터(들)는, 속성들의 세트 중에서 어느 속성들이 특정 유형의 변환 이벤트의 장래 발생을 예측하는지를 나타낼 수 있다. 예를 들어, 지난 달에 2번 이상 "여행" 태그와 연관된 웹페이지를 방문한 것은 하나의 수화물(luggage)을 구매하는 것의 예측자(predictor)였다고 결정될 수 있다. 다른 예로서, 주어진 날짜 이내에 영화-리뷰 웹페이지를 방문한 것은 이후에 영화의 온라인 대여를 구매하는 것에 대한 예측자였다고 결정될 수 있다. 사용자의 나이와 매일 온라인 상에서 소비하는 평균 시간 사이에 역 상관관계가 존재한다는 것을 식별하는 것과 같은 간접 연관들 및 경향들이 또한 학습될 수 있다. 각각의 파라미터는 관계의 강도 및/또는 신뢰도와 연관될 수 있으며, 선택적으로 수집된 데이터 포인트들과 이루어진 결정들 사이의 일련의 연관들과 연관될 수 있고, 여기에서 일련의 각각의 연관, 연관의 시작에서의 데이터가 이것이 말하는 것에 대하여 정확할 특정 확률 및 연관 자체가 정확할 다른 확률을 보유(carry)한다.

[0025] 구성하는 것은, 필수적인 것은 아니지만, 클라이언트-이용가능 프로파일 데이터를 사용하여 및/또는 클라이언트

-특정 파라미터들을 생성하기 위하여 수행될 수 있다. 클라이언트-특정 파라미터(들)는, 예를 들어, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 프로파일 데이터를 사용하여 생성된 파라미터(들)의 수정된 버전일 수 있다.

[0026] 학습된 데이터를 생성하기 위하여 다양한 기계-학습 기술들이 사용될 수 있다. 예를 들어, 기계-학습 기술은 의사결정 트리 학습, 연관-규칙 학습, 인공 신경망, 딥 러닝, 유도 논리 프로그래밍(inductive logic programming), 지원 벡터 머신, 클러스터링, 베이지안 네트워크, 강화 학습, 표현 학습, 유사도 및 메트릭 학습, 회소 사전 학습, 유전자 알고리즘 또는 규칙-기반 기계 학습을 사용할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 기계-학습 기술은 앙상블(ensemble) 기술을 포함하며, 이는 (이전에 언급된 것들 중 2개 이상과 같은) 다양한 기초 기술들로부터 생성된 결과들에 적용하기 위한 앙상블-간(inter-ensemble) 가중치들을 학습한다. 앙상블-간 가중치들은 (예를 들어) 기초 기술들과 연관된 정확도, 속도 및/또는 자원 사용에 기초하여 식별될 수 있다.

[0027] (하나 이상의 파라미터들을 식별하기 위하여) 기계-학습 기술을 트레이닝시키는 것은, 관찰된 입력들의 세트(예를 들어, 마케팅 이메일의 콘텐츠, 프로모션의 콘텐츠, 및/또는 웹 사이트의 구성)가 대응하는 출력들의 세트(예를 들어, 성과, 예컨대, 대응하는 마케팅 이메일, 대응하는 프로모션, 및/또는 대응하는 웹 사이트 구성에 대한, 특정 변환 이벤트의 존재 또는 부존재)에 어떻게 관련되는지를 식별하는 것을 포함할 수 있다. 이러한 관찰된 관찰들은, 후보 사실 정보로 이어지는 사실 정보에 기초하여 아직 발생하지 않은 후보 사실 정보를 예측하는 목표(예를 들어, 특정 입력들에 기초하여 예측된 출력 또는 수신될 것으로 예측된 다음 입력)를 가지고, 모델링된 관계들 및/또는 경향들을 식별하기 위하여 사용될 수 있다. 각각의 예측은 신뢰도 또는 확률을 보유할 수 있으며, 예측들의 체인들은 결합된 신뢰도 또는 확률을 가질 수 있다.

[0028] 따라서, 기계 학습 모델 구성기(123)는 (예를 들어) 목표 성과들, 클라이언트-특정 프로파일 데이터 및/또는 기계-학습 기술들에 기초하여 특정 클라이언트 시스템들(110)에 대한 모델 파라미터들을 식별할 수 있다. 클라이언트-특정 학습된 데이터는 기초 클라이언트-이용가능 프로파일 데이터를 제공했던 클라이언트 시스템과 선택적으로 공유될 수 있다. 클라이언트 시스템(110)은, 하나 이상의 웹 사이트들을 호스팅하거나, 하나 이상의 애플리케이션을 호스팅하거나 및/또는 이메일들이 송신되게끔 하는 시스템을 포함할 수 있다. 예를 들어, 클라이언트 시스템(110)은, 하나 이상의 도메인들 상의 페이지들에 대한 HTTP 요청들을 수신하고 이에 응답하는 웹 서버(135) 및 사용자의 이메일 어드레스로 이메일들을 전달하는 이메일 서버(140)를 포함할 수 있다. 클라이언트 시스템(110)은 추가로 또는 대안적으로 사용자 디바이스 상에서 실행 중인 애플리케이션을 통해 수신되는 요청들을 수신하고 이에 응답하기 위한 앱 서버(145)를 포함할 수 있다. 따라서, 클라이언트 시스템(110)에서의 하나 이상의 서버들은 하나 이상의 사용자 디바이스들(150-1, 150-2)로부터의 요청들을 검출하고 및/또는 하나 이상의 사용자 디바이스들(150-1, 150-2)로의 콘텐츠의 송신을 트리거하도록 구성될 수 있다. 사용자 디바이스들(150-1, 150-2)은, 예를 들어, 컴퓨터, 스마트 폰, 태블릿 등을 포함할 수 있다. 다양한 환경들에 있어서, 단일 사용자 디바이스가 단일 사용자 또는 2명 이상의 사용자들과 연관될 수 있음이 이해될 것이다. 추가로, 단일 사용자는 단일 사용자 디바이스 또는 2개 이상의 사용자 디바이스들과 연관될 수 있다.

[0029] 웹 서버(135) 및/또는 앱 서버(145)는 클라이언트-관리 사용자 데이터 저장부(150) 내의 사용자 데이터로서 콘텐츠 라이브러리(153)로부터의 콘텐츠(예를 들어, 웹페이지 또는 앱 페이지)에 대한 요청들의 표시들을 저장할 수 있다. 저장된 데이터는 요청 내에 포함된 정보(예를 들어, 디바이스 식별자, IP 어드레스, 요청된 웹페이지, 사용자-입력형 입력 등)와 함께 자동으로 검출된 정보(예를 들어, 요청 시간)를 포함할 수 있다. 데이터를 저장하는 것은 데이터를 포함하도록 프로파일을 업데이트하는 것을 포함할 수 있다. 웹 서버(135), 이메일 서버(140) 및/또는 앱 서버(145)는 추가로, (예를 들어, 송신 시간, 사용자-디바이스 식별자, 콘텐츠-객체 식별자(들), 및/또는 통신의 유형을 식별함으로써) 어느 콘텐츠가 특정 사용자 디바이스에 분배되었는지를 나타내는 데이터를 클라이언트-관리 사용자 데이터 저장부(150) 내에 저장할 수 있다.

[0030] 클라이언트 시스템(110)은 클라이언트-관리 사용자 데이터 저장부(150)로부터 사용자 데이터의 적어도 일 부분을 기계 학습 데이터 플랫폼(105)으로 송신할 수 있으며, 이는 사용자 데이터의 적어도 일 부분을 보안 클라이언트-이용가능 사용자 데이터 저장부(120) 내에 저장할 수 있다. 송신(들)은 주기적으로, 클라이언트-특정 학습된 데이터에 대한 요청 동안, 규칙적인 시간 간격들로, 등으로 발생할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 클라이언트 시스템(110)은, (예를 들어, 이것이 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터로서 저장되도록) 이것을 기계 학습 데이터 플랫폼에 송신하기 이전에 (예를 들어, 적어도 일부 필드들에 대한 값들을 생략하거나 또는 가림으로써) 사용자 데이터의 일부 또는 전부를 적어도 부분적으로 익명화한다. 일부 경우들에 있어서, 데이터는 적어도 부분적으로 익명화되지 않으며, 그 결과 데이터는 보안 클라이언트-이용가능 사용자 데이터 저장부(120) 내에 저장되거나 또는 기계 학습 데이터 플랫폼(105)에서 적어도 부분적으로 익명화된다. 일부 데이터 세트들에 대하여, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는, PII가 제거된 이후에, 비-익명화된 데이터에

대한 액세스를 결코 갖지 않는 클라이언트 시스템(110)에 의해 수신되고 저장된다. 일부 실시예들에 있어서, 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터는 천성적으로 익명화되거나 또는 부분적으로 익명화된다. 이러한 실시예들에 있어서, 웹사이트들은, 실행될 때, 사용자들에 의한 웹 사이트들의 액세스들에 대한 익명화된 또는 부분적으로 익명화된 데이터를 수집하는 내장 스크립트들을 그들의 웹 사이트 상에서 실행할 수 있다. 스크립트들은 오로지, 사용자의 개인 정보를 알지 않고 수집되고 사용자 신원이 결코 특정 확률을 너무 추론될 수 없음을 보장하는 데이터 클라우드 내에 저장될 수 있는 정보만을 수집할 수 있다.

[0031] 클라이언트 시스템(110)은 기계-학습 데이터를 기계 학습 데이터 저장부(155) 내에 저장할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 기계 학습 데이터는 주어진 궤적에 대하여 분기 노드에서 이루어진 하나 이상의 의사결정들, 통신 의사결정 트리를 사용하여 식별된 하나 이상의 콘텐츠 명세(specification)들, 및/또는 하나 이상의 파라미터들의 표시를 포함한다. 기계-학습 데이터는 기계 학습 플랫폼(105)으로부터 요청되거나, 이로부터 수신되거나 및/또는 이로부터 도출될 수 있다. 예를 들어, 일부 경우들에 있어서, 기계 학습 모델 구성기(123)는 클라이언트에 대하여 생성되거나 및/또는 이에 적용가능한 파라미터들이 클라이언트 시스템(110)으로 송신되게끔 한다. 다른 예로서, 기계 학습 모델 구현기(implementor)(157)는, 프로파일 데이터에 대응하는 클라이언트에 대하여 취해질 통신 액션(및/또는 궤적의 다음 노드)을 정의하기 위하여 하나 이상의 특정 통신 규격들을 식별하기 위해 특정 파라미터들을 가지고 구성된 기계 학습 모델을 특정 프로파일 데이터에 적용할 수 있다. 그런 다음, 기계 학습 모델 구현기(157)는 식별된 통신 액션들 및/또는 다음 노드의 표시가 궤적, 사용자 및/또는 사용자 디바이스의 식별자와 연관되어 송신되게끔 할 수 있다.

[0032] 다음 노드 및/또는 통신 규격(들)을 식별하는 것은 특정 프로파일 데이터 및 하나 이상의 학습된 파라미터들을 사용하여 (현재 분기 노드와 연관된) 기계 학습 모델을 실행하는 것을 포함할 수 있다. 결과는, (예를 들어) 다양한 콘텐츠-표현 특성들 중 어느 것이 특정 목표 성과(예를 들어, 목표 변환)를 야기할 높은(예를 들어, 임계-이상의) 또는 최고 확률과 연관되는지를 나타낼 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 분석은 특정 변환 목표 성과를 야기할 최고 확률과 연관된 하나 이상의 콘텐츠-표현 특성들을 식별하는 것을 포함한다. 일부 경우들에 있어서, 분석은 특정 변환 결과들을 야기할 확률들을 다양한 콘텐츠-표현 특성들과 연관된 미리 정의된 비용 메트릭(metric)과 밸런싱(balance)한다.

[0033] 일부 경우들에 있어서, (예를 들어, 기계 학습 데이터 플랫폼(105) 또는 클라이언트 시스템(110)에서) 파라미터들을 사용하여 기계 학습 모델을 실행하는 것은 하나 이상의 임계들과 비교될 수 있는 수(number)를 생성하기 위하여 (예를 들어) 프로파일 데이터 및 파라미터들을 사용하여 회귀 분석을 수행하는 것을 포함할 수 있다. 하나 이상의 임계들은 2개 이상의 범위들(예를 들어, 확장가능(open-ended) 또는 폐쇄형 범위들)을 정의할 수 있으며, 여기에서 각각의 범위는 특정 다음 노드 및/또는 통신 액션에 대응한다. 일부 경우들에 있어서, 파라미터들을 사용하여 기계 학습 모델을 실행하는 것은, 기준 데이터 변수들(예를 들어, 단일 값들, 벡터, 매트릭스, 시계열 등)의 세트의 각각(각각의 기준 데이터 변수는 특정 다음 노드 및/또는 통신 액션과 연관되고 적어도 부분적으로 파라미터에 기초하여 잠재적으로 정의됨)과 (예를 들어, 차이의 계산, 비용 함수를 사용하는 비용의 계산 등을 통해) 비교될 수 있는 결과를 생성하기 위하여 프로파일 데이터의 적어도 일 부분 및 파라미터들의 적어도 일 부분을 프로세싱하는 것을 포함할 수 있다. 이에 대한 비교가 최근접 대응을 나타낸 기준 데이터 변수와 연관된 노드 또는 통신이 선택될 수 있다.

[0034] 동적 콘텐츠 생성기(147)는 선택된 통신 규격(들)에 따라 콘텐츠 객체의 표현을 트리거할 수 있다. 적절한 명령어를 생성하기 위하여, 동적 콘텐츠 생성기(147)는 먼저 어느 통신 채널이 객체를 송신하기 위해 사용될 것인지, 송신될 객체의 유형, 송신될 콘텐츠의 버전 및/또는 콘텐츠 객체가 송신될 시기를 식별할 수 있다. 식별은 (예를 들어) 기계 학습 모델의 구현의 결과, (예를 들어, 이러한 옵션들 중 하나 이상에 대하여 잠재적인 옵션들을 제한할 수 있는) 기계 학습 모델의 구성, 및/또는 하나 이상의 파라미터들에 기초하여 결정될 수 있다.

[0035] 동적 콘텐츠 생성기(147)는 송신될 통신의 유형(예를 들어, 이메일, SMS 메시지, 팝-업 브라우저 윈도우 또는 푸시형 앱 경고)을 식별할 수 있으며, 이는 (예를 들어) 웹 서버(135), 이메일 서버(140) 및/또는 앱 서버(145) 중 어느 것이 통신을 송신할 것인지를 알려줄 수 있다. 식별은 (예를 들어, 기계-학습 결과, 파라미터, 및/또는 기계-학습-모델 구성에 기초하여) 명시적으로 또는 (예를 들어, 선택된 콘텐츠 객체가 특정 유형인 것에 기인하여) 암시적으로 이루어질 수 있다.

[0036] 콘텐츠 객체를 식별하는 것은 기존 콘텐츠 객체들의 세트 중에서 선택하는 것 또는 새로운 콘텐츠 객체를 생성하는 것을 포함할 수 있다. 콘텐츠 객체는 (예를 들어) 웹페이지, 웹페이지 내의 객체, 이미지, 텍스트 메시지,

이메일, 이메일 및/또는 텍스트 내의 객체를 포함할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 프로파일 데이터에 대하여 구성된 기계-학습 모델을 실행하는 것의 결과가 특정 콘텐츠 객체를 식별한다. 일부 경우들에 있어서, 결과는 (예를 들어, 특정 메타데이터 카테고리를 갖는) 콘텐츠의 특성을 식별하거나 및/또는 콘텐츠를 선택하기 위한 특정 기술을 식별한다. 예를 들어, 결과는, "툴들" 아이템이 콘텐츠 객체 내에 특징화될 것이라는 것 및/또는 통신이 (지정되지는 않았지만) 4개의 상이한 카테고리들에 대응하는 4개의 콘텐츠 객체들을 포함할 것이라는 것을 나타낼 수 있다. 이러한 경우들에 있어서, 동적 콘텐츠 생성기(147)는 (예를 들어), (예를 들어) 기계-학습 구현의 결과를 통해, 파라미터를 통해, 및/또는 미리 정의된 세팅을 통해 표시되는 선택 기술을 사용하여 잠재적인 콘텐츠 객체들의 세트 중에서 선택할 수 있다. 예를 들어, 선택 기술은, 선택 기술이 의사-랜덤 선택 기술, 가장 최근에 추가된 객체를 식별하기 위한 기술, (예를 들어 기계-학습 결과에서 표시된 바와 같은 하나 이상의 속성을 갖는) 잠재적인 콘텐츠 객체들의 세트 내의 최고-변환 객체를 식별하기 위한 기술을 포함할 것임을 나타낼 수 있다.

[0037] 일부 경우들에 있어서, 통신이 송신될 시간은 (예를 들어, 기계-학습 결과, 파라미터, 및/또는 기계-학습-모델 구성에 기초하여) 명시적으로 식별된다. 예를 들어, 시간 범위는 현재 시간을 갖는 시작과 클라이언트-식별된 최대 시간을 갖는 종료로서 정의될 수 있다. 모델은 시간 범위 내에서 규칙적으로 이격된 잠재적인 송신 시간들의 세트를 평가할 수 있다. (일부 경우들에 있어서, 각각의 잠재적인 송신 시간은 콘텐츠 카테고리들 또는 통신 채널들과 같은 다른 잠재적인 규격들과 조합되어 복수의 시간들로서 간주된다.) 기계-학습 모델은 목표 성과를 야기할 최고 확률과 연관된 송신 시간을 식별할 수 있다. (특히, 규격들의 조합이 고려되는 경우, 송신 시간은 최고 확률과 연관된 조합 내의 시간을 포함할 수 있다.) 일부 경우들에 있어서, 통신은, 기계-학습 결과와 연관된 사용자 디바이스로부터 (예를 들어, 주어진 웹 사이트 또는 앱에 대응하는) 콘텐츠에 대한 다음 요청을 수신할 때 즉시 송신되거나, 또는 미리 정의된 송신 스케줄에 따라 송신된다.

[0038] 일부 경우들에 있어서, 통신에 대응하는 각각의 규격은 통신이 송신될 때 또는 그 이전에 (예를 들어, 태스크 동안 및/또는 기계-학습 모델, 기계-학습 구성, 파라미터, 클라이언트 규칙 등을 사용하여) 식별된다. 따라서, 통신 및/또는 그것의 송신의 일부 또는 전부의 클라이언트-제어형 구성이 통신의 송신 이전에 수행될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 통신에 대응하는 적어도 하나의 규격은 통신이 송신된 이후에 (예를 들어, 태스크 동안 및/또는 기계-학습 모델, 기계-학습 구성, 파라미터, 클라이언트 규칙 등을 사용하여) 식별된다. 따라서, 통신 및/또는 그것의 송신의 일부 또는 전부의 클라이언트-제어형 구성이 통신의 송신 이후에 수행될 수 있다. 따라서 이러한 송신-후 구성은, 통신의 송신 이전에는 이용가능하지 않았던 학습된 데이터 및/또는 프로파일 데이터에 기초할 수 있다. 예를 들어, 사용자에게 대응하는 추가적인 프로파일 데이터가 이메일이 송신되었던 제 1 시간과 이메일이 오픈되고 렌더링되는 제 2 시간 사이에서 이용가능하게 될 수 있다. 송신된 이메일은, 이메일이 렌더링될 때 실행되는 스크립트를 포함할 수 있다. 스크립트는 레이아웃 및/또는 애플리케이션 유형과 같은 디바이스 속성들을 식별하기 위한 요청이 발행되게끔 할 수 있다. 스크립트는 서버로 제공될 콘텐츠에 대한 요청과 함께 이러한 속성들을 전달할 수 있다. 따라서, 서버는 콘텐츠를 선택할 수 있거나 및/또는 특정 콘텐츠의 선택을 지시하기 위하여 특정 렌더링 정보, 현재 프로파일 데이터 및/또는 현재 파라미터들에 기초하여 하나 이상의 디스플레이 구성들을 식별할 수 있다.

[0039] 추가적인 또는 대안적인 예로서, 통신은, (예를 들어, 웹 브라우저에서) 오픈될 때 디스플레이를 위해 콘텐츠를 렌더링하는 하나 이상의 기준들 또는 페이지들에 대한 링크들을 포함할 수 있다. 링크들에 의해 목적된 페이지들은, 통신이 생성되었던 시간에 또는 그 이전에, 기계 학습 엔진에 의해 결정되었던 어떤 콘텐츠를 포함할 수 있다. 페이지들은 추가로, 페이지를 렌더링하기 위한 요청이 검출될 때(예를 들어, 스크립트가 링크의 활성화를 검출할 때) 및/또는 (예를 들어, 페이지를 로딩하는 것의 부분으로서 스크립트를 실행함으로써 표시되는 바와 같이) 페이지들이 생성되거나 또는 렌더링되고 있을 때 선택될 또는 생성될 콘텐츠를 포함하도록 구성될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 이메일 내의 스크립트는 렌더링하는 시간에서의 또는 렌더링이 요청되는 시간에서의 콘텐츠 구성을 식별한다. 일부 경우들에 있어서, 링크된 페이지 상에서 실행되는 스크립트가 콘텐츠 구성을 식별한다.

[0040] 일 예로서, 클라이언트 시스템은 식품 배달의 온라인 구매들을 제안할 수 있다. 특정 사용자가 오후 2시에 주어진 레스토랑에 대한 메뉴를 보았다는 것이 검출될 수 있다. 클라이언트 시스템은 그것의 클라이언트-관리 사용자 데이터로부터 사용자에게 대한 프로파일 데이터로부터 사용자 속성들의 세트를 검색할 수 있다. 클라이언트-특정 학습된 데이터는, 저녁에 사용자에게 할인 코드를 포함하는 이메일이 전송되는 경우 (예를 들어, 임의 다른 유형들의 통신 및 다른 아이템들과 연관된 더 낮은 확률에 비하여) 사용자가 그 레스토랑으로부터 구매할 76%의 가능성이 존재한다는 것을 나타낼 수 있다. 76%의 가능성이 할인 임계를 전송하기 위한 65%의 임계 이상이라고

결정하는 것에 응답하여, 이메일 서버(140)는 사용자 디바이스로 이메일을 송신한다. 이메일은, 실행될 때, 레스토랑 및 제공될 할인을 식별하는 스크립트를 포함한다. 사용자는 다음날 오전 10시에 이메일을 오픈한다. 코드가 실행되어 클라이언트 시스템으로부터 레스토랑 및 할인을 요청한다. 이후 클라이언트 시스템은 업데이트된 공중 학습된 상관관계 데이터를 수신하였다. 클라이언트 시스템은 시간, (그녀가 지금 일하고 있는 바와 같은) 사용자의 위치 및 이전의 구매 정보를 학습된 데이터에 기초하여 구축된 의사결정 트리에 입력한다. 할인은 (예를 들어, 변환의 임계 가능성을 유지하기 위하여) 10%이고 레스토랑은 (예를 들어, 변환의 가능성을 최대화하기 위하여) 사용자의 직장 근처의 델리(deli)인 것으로 결정될 수 있지만, 반면 - 사용자가 전날 밤에 이메일을 오픈하였다면, 상이한 사용자 속성들 및 학습된 데이터는 (예를 들어, 가능성을 최대화하기 위하여) 사용자의 집 근처의 인도 레스토랑으로부터 (예를 들어, 임계 가능성을 유지하기 위하여) 15% 할인을 야기하였을 것이다. 이메일은 델리로부터의 주문에 대한 링크를 포함한다. 사용자가 링크를 클릭할 때, 웹 서버는 어느 콘텐츠가 제시될 것인지 - 특히, 어느 음식 아이템이 추천될 것인지를 결정한다. 추천들은 훨씬 더 최근에 업데이트된 공중 학습된 상관관계 데이터에 기초하며, 이는 샐러드 및 샌드위치가 스프 및 앙트레들 보다 더 추천되어야 한다는 것을 나타내고, 이는 앞의 옵션들이 최근에 인기가 있었기 때문이다(더 따뜻한 날씨로 인해 더 인기가 있을 것으로 예측됨). 따라서, 이러한 예는 콘텐츠 표현들이 아주 최근에 학습된 데이터 및 사용자 속성들에 기초하여 주어진 사용자에게 대하여 동적으로 맞춤화될 수 있는 방법을 예시한다.

[0041] 기계 학습 데이터 플랫폼(105)은, (예를 들어, 작업 흐름 액션에 응답하여) 사용자 디바이스로부터 수신된 (예를 들어) 임의 통신들에 기초하여 업데이트된 클라이언트 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 업데이트된 클라이언트 데이터는 수신된 통신의 헤더 또는 페이로드(payload)에 기초하여 생성된 하나 이상의 새로운 필드들, 특정 이벤트가 검출되었는지 여부(예를 들어, 그리고 시기)에 관한 표시, 및/또는 프로파일이 할당된 작업흐름의 현재 또는 최종 스테이지를 포함할 수 있다. 기계 학습 데이터 플랫폼(105)은, 클라이언트-특정 학습된 데이터 저장부(165) 내에 업데이트된 데이터를 저장할 수 있는 클라이언트 시스템(110)에 대해 (예를 들어, 대응하는 프로파일 식별자들과 함께) 업데이트된 클라이언트 데이터를 이용가능하게(avail) 할 수 있다. 클라이언트 시스템(110)은, 필수적인 것은 아니지만, 업데이트된 데이터를 기초 프로파일(들)과 별개로 저장할 수 있다.

[0042] 일부 경우들에 있어서, 기계 학습 데이터 플랫폼의 일부 또는 전부가 클라이언트 시스템(110) 내에 통합될 수 있다는 것이 이해될 것이다. 일부 경우들에 있어서, 클라이언트 시스템(110)은 통신 의사결정 트리의 반복들 동안 기계 학습 데이터 플랫폼과 통신한다. 예를 들어, 클라이언트 시스템(110)(예를 들어, 클라이언트 시스템(110)에서의 웹 서버(135) 또는 앱 서버(145))은 사용자 디바이스로부터 수신된 웹 콘텐츠 또는 앱 콘텐츠에 대한 요청 내의 (예를 들어, URL 내에 포함된) 플래그를 검출할 수 있으며, 여기에서 플래그는 기계-학습-기반 작업흐름과의 그것의 연관을 나타낸다. 그러면, 클라이언트 시스템(110)은 요청의 기계 학습 모델 구현기(157)에 경고할 수 있으며, 그 결과 궤적이 적절하게 업데이트될 수 있다.

[0043] 기계 학습 데이터 플랫폼, 클라이언트 시스템(110) 및 사용자 디바이스들(150-1, 150-2)은, 예를 들어, 인터넷, 근거리 네트워크, 광역 네트워크 등을 포함할 수 있는 네트워크(160)를 통해 통신할 수 있다. 도시되고 설명된 실시예들에 대한 다양한 대안예들이 고려될 수 있음이 이해될 것이다. 예를 들어, 기계 학습 중 일부 또는 전부는 클라이언트 시스템(110)에서 수행될 수 있다. 클라이언트 시스템(110)은 주기적으로 기계-학습 기술을 사용하여 프로세싱하기 위한 식명화된 또는 부분적으로 식명화된 사용자 데이터를 수신할 수 있다.

[0044] 통신 의사결정 트리들을 사용하고 구성하기 위한 다른 기술들은 ("Methods and Systems for Configuring Communication Decision Trees based on Connected Positionable Elements on Canvas"라는 명칭으로) 2018년 06월 13일자로 출원된 미국 출원 번호 제XXXX호, 및 ("Machine-Learning Based Processing of De-Obfuscated Data for Data Enrichment"라는 명칭으로) 2018년 06월 13일자로 출원된 미국 출원 번호 제XXXX호에서 상세화된다. 이로써 이러한 출원들의 각각은 모든 목적들을 위해 그 전체가 참조로서 통합된다.

[0045] 도 2 및 도 3은 렌더링 프로세스의 검출 시에 또는 렌더링에서 부분적으로 구성되도록 구성된 통신들에 대한 템플릿들(202 및 302)을 구성하기 위한 인터페이스들(200 및 300)을 예시한다. 구성하는 것은 모델의 현재 학습된 구성들 및 현재 프로파일 데이터를 사용하여 구성된 기계-학습 모델을 실행하는 것을 포함할 수 있다. 도 2에 도시된 템플릿(202)은 이메일 통신을 생성하기 위하여 사용될 템플릿을 포함하며, 도 3에 도시된 템플릿(302)은 앱 통지 통신을 생성하기 위해 사용될 템플릿을 포함한다.

[0046] 템플릿(202)은 정적 텍스트(예를 들어, 텍스트(205)) 및 상호작용 특징부들(예를 들어, 버튼(210))을 포함한다. 템플릿(202)은 특정 레이아웃을 더 나타내며, 여기에서 3개의 아이템들이 텍스트(205) 위에 직선적으로 표현될 것이다. 템플릿(202)은 또한, 이메일의 렌더링이 요청되거나 또는 발생할 때 식별되도록 구성된 동적 컴포넌트

(예를 들어, 동적 텍스트(215) 및 동적 이미지(220))를 포함한다. 따라서, 이메일 통신이 송신될 때, 정적 컴포넌트는, (이메일을 렌더링하기 위한 요청의 검출 시에) 현재 프로파일 데이터의 적어도 일 부분을 로컬적으로 식별하거나, 현재 프로파일 데이터의 적어도 일 부분을 요청하거나, 동적 컴포넌트의 신원을 요청하거나, (예를 들어, 현재 프로파일 데이터, 현재 식별화된 또는 부분적으로 식별화된 데이터 및/또는 현재 학습된 파라미터들을 사용하여 식별된) 동적 컴포넌트들을 수신하거나 또는 검색하거나, 및/또는 템플릿 및 동적 컴포넌트들에 기초하여 완전한 이메일을 생성하도록 구성된 코드와 함께 송신될 수 있다. 그런 다음 생성된 이메일이 표시될 수 있다.

[0047] 템플릿(302)은 정적 레이아웃 및 다수의 동적 텍스트 컴포넌트들(예를 들어, 동적 타이틀 섹션(310))을 포함한다. 템플릿(302)은, 각각의 동적 텍스트 컴포넌트를 동적으로 식별하는 것을 용이하게 하는 스크립트와 함께 송신되도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 스크립트는 - (예를 들어, 앱을 오픈하는 것, 통지 앱 엘리먼트를 클릭하는 것 등에 응답하는) 통지를 표현하기 위한 요청의 검출 시에 - 현재 프로파일 데이터의 적어도 일 부분을 로컬적으로 식별하거나, 현재 프로파일 데이터의 적어도 일 부분을 요청하거나, 동적 텍스트 컴포넌트들의 신원을 요청하거나, (예를 들어, 현재 프로파일 데이터, 현재 식별화된 또는 부분적으로 식별화된 데이터 및/또는 현재 학습된 파라미터들을 사용하여 식별된) 동적 텍스트 컴포넌트들을 수신하거나 또는 검색하거나, 및/또는 템플릿 및 동적 텍스트 컴포넌트들에 기초하여 완전한 통지를 생성할 수 있다. 그런 다음 생성된 통지가 표시될 수 있다. 인터페이스(300)는 동적으로 생성된 통지(315)의 일 예를 도시하며, 이는 정적 레이아웃 및 특정 동적 텍스트를 포함한다.

[0048] 도 4는 통신 의사결정 트리(400)의 표현을 도시한다. 통신 의사결정 트리(400)는, 여기에서 각각의 궤적이 시작하는 시작 노드(405)를 포함한다. 특정 궤적은 (이러한 예에 있어서), 사용자가 2개의 특정 액션들을 완료했음(예를 들어, 2개의 웹-사이트 세션들을 초기화했거나, 웹 사이트로부터 2개의 아이템들을 구매했거나, 웹 사이트 상에서 적어도 2개의 웹페이지들을 네비게이션했거나 등)을 검출할 때 초기화된다.

[0049] 통신 의사결정 트리(400)는 3개의 분기 노드들(410, 415 및 420)을 포함하며 - 이들의 각각은 3개의 상이한 액션들을 나타내는 3개의 노드들에 연결되도록 분기한다. 궤적은 초기 노드(405)로부터, 제 1 의사결정이 이루어지도록 트리거하는 제 1 분기 노드(410)까지 자동으로 그리고 즉시 연장할 수 있다. 특히, 제 1 의사결정은 웹-사이트 특징부의 경고를 전송하기 위해 사용될 통신 채널을 식별하는 것을 포함할 수 있다. 경고는, (예를 들어) 제품 또는 할인이 (일반적으로) 웹 사이트와 연관되어 이용가능하다는 것을 나타내는 자동으로 표현된 정적 헤더를 포함할 수 있다. 경고는 추가로, 통지를 오픈하기 위한 요청의 검출 시에 제 2 분기 노드(415)에서 식별될 (예를 들어, 하나 이상의 제품들 및/또는 할인을 구체적으로 식별하는) 동적 콘텐츠와 연관될 수 있다.

[0050] 제 1 분기 노드(410)는, 이메일 통신 채널을 나타내는 제 1 액션 노드(425a), SMS-메시지 통신 채널을 나타내는 제 2 액션 노드(425b), 및 앱-기반 통신 채널을 나타내는 제 3 액션 노드(425c)(여기에서 통지는 사용자 디바이스에 설치된 앱으로 및/또는 이에 의해 푸시될 것임)에 연결된다.

[0051] 제 1 의사결정은 하나 이상의 제 1 파라미터들에 기초하여 구성된 기계-학습 모델을 사용하여 이루어질 수 있다. 하나 이상의 제 1 파라미터들은 식별화된 및/또는 부분적으로 식별화된 사용자 데이터 및/또는 클라이언트-특정 데이터에 기초하여 동적으로 결정될 수 있다. 예를 들어, 식별화된 및/또는 부분적으로 식별화된 사용자 데이터는 - (하나 이상의 사용자 속성들에 기초하여 정의된 바와 같은) 다양한 사용자 서브-집단들의 각각에 대하여 - 3개의 유형들의 통신 채널들의 각각을 통해 전송된 경고 통신이 (예를 들어, 경고들 내의 추적 링크들을 사용하는 것에 기초하여 결정되는 바와 같이) 사용자로 하여금 대응하는 웹 사이트에서 세션을 개시하고 세션 동안 트랜잭션(transaction)을 완료하게끔 트리거하는데 있어서 얼마나 효과적이었는지를 나타낼 수 있다. 식별화된 및/또는 부분적으로 식별화된 사용자 데이터는 다수의 상이한 웹 사이트들 및/또는 하나 이상의 특정 특성들을 갖는 웹 사이트들에 대응할 수 있다. 클라이언트-특정 데이터는 관심이 있는 특정 웹 사이트에 대하여 주어진 클라이언트에 의해 추적된 데이터, 다양한 경고들이 송신되었던 각각의 사용자를 구체적으로 식별하는 데이터, 및 결과를 포함할 수 있다. 따라서, 클라이언트-특정 데이터는 식별화된 및/또는 부분적으로 식별화된 데이터에 비하여 일부 사항들에 있어서 더 풍부할 수 있지만, 클라이언트-특정 데이터 내에 표현된 사용자들의 수는 식별화된 및/또는 부분적으로 식별화된 데이터 내에 표현되는 것보다 더 작을 수 있다. 추가로, 클라이언트-특정 데이터는 적절한 속성 조합들을 결여할 수 있다. 예를 들어, 주어진 클라이언트는 이전에 앱-기반 경고들을 사용하지 않았을 수 있으며, 이는 기계-학습 모델이 이러한 경고들의 잠재적인 효과들을 예측할 수 있는 정확도를 감소시켰을 수 있다.

[0052] (제 1 파라미터들을 가지고 구성된) 기계-학습 모델은 사용자로의 통신 채널을 결정하기 위하여 궤적과 연관된

프로파일 데이터를 사용할 수 있다. 프로파일 데이터는 (예를 들어, 궤적과 연관된 사용자 디바이스로부터의 이전의 HTML 요청들과 연관된 메타데이터, 쿠키들 및/또는 입력들을 사용하여) 클라이언트-수집된 프로파일 데이터를 포함할 수 있다. 프로파일 데이터는, 다수의 웹 호스트들, 클라이언트들 등으로부터 프로파일 데이터를 수집하고 관리할 수 있는 원격 사용자-프로파일 데이터 저장부로부터 요청되고 수신된 다른 프로파일 데이터를 더 포함할 수 있다.

[0053] 통신 채널의 식별 시에, 궤적은 대응하는 액션 노드(425a, 425b 또는 425c)로 연장한다. 그런 다음, 경고가 대응하는 통신 채널을 사용하여 전송된다. 경고는 자동으로 제한된 콘텐츠를 식별하고, 경고를 오픈하기 위한 요청의 검출 시에 궤적이 제 2 분기 노드(410)까지 연장하게끔 하도록 구성될 수 있다. 그러면, 경고의 바디(body) 내에 표시될 특정 콘텐츠를 결정하기 위한 의사결정이 제 2 분기 노드(410)에서 이루어질 수 있다.

[0054] 따라서, 제 2 분기 노드(415)는, 웹 사이트에서 사용자가 가장 최근에 본 제품을 식별하는 콘텐츠를 식별하는 제 1 통지 콘텐츠 노드(430a), 지난 주에 걸쳐 웹 사이트에서 (사용자들에 걸쳐) 가장 많이 보여진 제품들 중 4개를 식별하는 콘텐츠를 나타내는 제 2 통지 콘텐츠 노드(430b), 및 할인들의 신원을 포함하는 콘텐츠를 나타내는 제 3 통지 콘텐츠 노드(430c)에 연결된다. 제 2 의사결정은 하나 이상의 제 2 파라미터들에 기초하여 구성된 기계-학습 모델을 사용하여 이루어질 수 있다. 따라서, 일부(그렇지만 전부는 아닌) 경우들에 있어서, 의사결정들을 수행하기 위해 다양한 분기 노드들에서 사용되는 기계-학습 모델의 일반적인 유형이 동일할 수 있지만, 특정 구성들(예를 들어, 어떤 사용자 속성들이 전혀 및/또는 목표 성과로서 고려되어야 하는가를 나타내는 다양한 사용자 속성들에 할당된 가중치들)이 상이할 수 있다.

[0055] 하나 이상의 제 2 파라미터들은 익명화된 및/또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터 및/또는 클라이언트-특정 데이터에 기초하여 동적으로 결정될 수 있다. 그러나, 익명화된 및/또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터 및/또는 클라이언트-특정 데이터의 각각은 제 1 의사결정을 수행한 이후에 변화하였을 수 있으며, 이는 제 1 및 제 2 파라미터들 사이의 차이들에 기여할 수 있다. 추가로, 제 2 분기 노드(415)에서 고려되는 잠재적인 액션들은 제 1 분기 노드(410)에서 고려되는 것들과는 상이하다. 따라서, 제 1 및 제 2 구성들이 상이할 수 있다. 추가적으로, 프로세싱되는 프로파일 데이터가 제 1 및 제 2 분기 노드들 사이에서 상이할 수 있다. 예를 들어, (예를 들어, 애플리케이션-기반 통지들이 제 2 분기 노드에서는 옵션이지만 제 1 분기 노드에서는 그렇지 않도록) 클라이언트-연관된 애플리케이션이 제 1 및 제 2 분기 노드들에서 수행되는 프로세싱 사이에 사용자 디바이스에 설치되었을 수 있다.

[0056] 콘텐츠의 식별 시에, 궤적은 대응하는 콘텐츠 노드(430a, 430b 또는 430c)로 연장한다. 그런 다음, 대응하는 콘텐츠가 사용자 디바이스로 송신되며, 그 결과 이것이 사용자 디바이스에서 표현될 수 있다.

[0057] 콘텐츠는 웹 사이트에서의 웹페이지에 대한 하나 이상의 추적 링크들을 포함할 수 있다. 추적 링크가 활성화되었음을 검출할 시에, 궤적은 제 3 분기 노드(420)로 연장할 수 있다. 그런 다음, 요청된 웹페이지에서 표현될 특정 콘텐츠를 결정하기 위하여 의사결정이 제 3 분기 노드(415)에서 이루어질 수 있다.

[0058] 따라서, 제 3 분기 노드(420)는, 각각이 상이한 카테고리들과 연관된 4개의 대표적인 제품들을 식별하는 콘텐츠를 나타내는 제 1 웹페이지 콘텐츠 노드(435a); 각각이 동일한 카테고리들과 연관된 4개의 대표적인 제품들을 식별하는 콘텐츠를 나타내는 제 2 웹페이지 콘텐츠 노드(435b); 및 이전의 웹페이지-상호작용 데이터에 기초하여 주어진 사용자에게 흥미를 줄 것으로 예측된 단일 제품을 식별하는 콘텐츠를 나타내는 제 3 웹페이지 콘텐츠 노드(435c)에 연결된다.

[0059] 제 3 의사결정은 하나 이상의 제 3 파라미터들에 기초하여 구성된 기계-학습 모델을 사용하여 이루어질 수 있다. 익명화된 및/또는 부분적으로 익명화된 사용자 데이터, 클라이언트-특정 데이터에 대한 시간적 변화들의 결과로서 및/또는 잠재적 액션들의 차이들의 결과로서 제 3 파라미터(들)는 제 1 파라미터(들) 및/또는 제 2 파라미터(들)과 상이할 수 있다. 추가적으로, 제 3 분기 노드(420)에서 프로세싱되는 프로파일 데이터는 (예를 들어, 사용자 디바이스로부터의 통신들 내에서 새로운 메타데이터를 검출하거나 및/또는 원격 시스템으로부터 프로파일로 대응하는 새로운 정보를 수신하는 것의 결과로서) 제 1 분기 노드(410) 및/또는 제 2 분기 노드(415)에서 프로세싱되는 것과 상이할 수 있다.

[0060] 콘텐츠의 식별 시에, 궤적은 대응하는 콘텐츠 노드(435a, 435b 또는 435c)로 연장한다. 그런 다음, 대응하는 콘텐츠가 사용자 디바이스로 송신되며, 그 결과 이것이 대응하는 웹페이지 내에서 사용자 디바이스에서 표현될 수 있다.

[0061] 도 4에 도시된 통신 의사결정 트리(400)가 (통지가 송신될 때, 통지의 바디가 표현될 때, 그리고 웹 페이지가

표현될 때) 각각의 통신 스테이지에서 이루어지는 단일 의사결정을 도시하지만, 그 대신에 다수의 의사결정들이 기계-학습 모델을 사용하여 이루어질 수 있다는 것이 이해될 것이다. 예를 들어, 분기 노드(410)에서, 어느 통신 채널을 사용할 것인지 그리고 (예를 들어, 시간 기간 내의 소정의 시간 또는 잠재적인 시간들의 세트 중에서 소정의 시간을 식별함으로써) 통지를 언제 송신할 것인지에 대한 의사결정이 이루어질 수 있다. 다른 예로서, 송신 시간을 식별하기 위한 통신-채널 의사결정 이전에 또는 이후에 별개의 의사결정이 이루어질 수 있다. 따라서, 기계-학습 모델은 다수의 출력들을 생성하도록 구성될 수 있거나 또는 다수의 기계-학습 모델들이 (각기 상이한 파라미터들 및/또는 하이퍼파라미터들에 대응하거나, 각기 별개로 트레이닝되거나 및/또는 각기 별개의 유형의 출력을 생성하는) 다수의 구성들을 가질 수 있다.

[0062] 도 5는 사용자 디바이스에 대응하며 통신 의사결정 트리(400)를 통해 연장하는 궤적(500)의 일 예를 예시한다. 이러한 경우에 있어서, 제 1 분기 노드(410)에서 이루어진 기계-학습 결과는 이메일 통신 채널이 통지를 송신하기 위하여 사용될 것임을 나타내었으며, 그 결과 궤적(500)이 제 1 액션 노드(425a)로 연장하였다. 그런 다음, 이메일 통지가 사용자 디바이스로 송신된다. 사용자가 이메일을 보려고 시도한다는 것을 나타내는 이메일 콘텐츠에 대한 요청이 검출되며, 그 결과 궤적(500)이 제 2 분기 노드(415)로 연장한다. 여기에서, 이메일 내에 할인들의 신원을 포함하는 콘텐츠를 포함시키기 위한 의사결정이 이루어진다. 따라서, 궤적(500)이 제 3 통지 콘텐츠 노드(430c)로 연장하고, 대응하는 콘텐츠가 사용자 디바이스로 송신된다.

[0063] 그런 다음, 목표된 링크에 대응하는 웹페이지에 대한 요청이 검출되며, 그 결과 궤적(500)이 제 3 분기 노드(420)로 연장한다. 웹페이지가 각기 상이한 카테고리들과 연관된 4개의 대표적인 제품들을 식별하는 콘텐츠를 포함할 것임을 나타내는 기계-학습 결과가 생성된다. 따라서, 궤적(500)은 제 1 이메일 콘텐츠 노드(435a)로 연장하며, 여기에서 대응하는 웹페이지 콘텐츠가 사용자 디바이스로 송신된다.

[0064] 도시된 경우에 있어서, 제 1 분기 노드, 제 2 분기 노드 및 제 3 분기 노드에서의 의사결정들은 첫째 날 오후 5시에, 둘째 날 오후 12시에, 그리고 둘째 날 오후 6시에 이루어진 것으로 표시된다. 그러면 대응하는 액션들이 즉시 수행된다. 액션 시간들이 추가로 기계-학습 모델 실행, 클라이언트 규칙 또는 다른 기술에 따라 의사결정될 수 있다는 것이 이해될 것이다.

[0065] 기계-학습 기반 의사결정을 식별하는 것이 하나 이상의 추가적인 제약들 및/또는 인자들을 구현하는 것을 포함할 수 있음이 추가로 이해될 것이다. 대안적으로 또는 추가적으로, 기계-학습-기반 의사결정은 하나 이상의 추가적인 제약들 및/또는 인자들에 기초하여 추가로 수정될 수 있다. 예를 들어, (이로써 모든 목적들을 위해 그 전체가 참조로서 통합된) 2015년 07월 13일자로 출원된 미국 출원 번호 제14/798,293호는, 본원에 개시된 기계-학습 기술들과 추가로 조합될 수 있는 통신 특성들을 동적으로 식별하기 위한 추가적인 기술들을 추가로 상세화한다.

[0066] 일부 실시예들에 있어서, 통신 교환을 부분적으로 정의하기 위하여 기계-학습 구현들의 시퀀스를 구성하는 것을 용이하게 하기 위하여 캔버스를 이용가능하게 하는 시스템들 및 방법들이 제공된다. 보다 더 구체적으로, 통신 시각적 엘리먼트들의 대응하는 세트와 개별적인 스위치 시각적 엘리먼트들의 배치 및 연결을 수리(accept)하는 캔버스가 이용가능하게 된다. 그런 다음, 통신 의사결정 트리는, 위치되고 연결된 시각적 엘리먼트들의 세트에 기초하여 생성될 수 있다. 캔버스는, 각각의 통신 시각적 엘리먼트에 대하여, 각각의 통신 시각적 엘리먼트와 연관된 하나 이상의 통신 규칙들의 신원(identification)을 수리하도록 구성될 수 있다. 각각의 스위치 시각적 엘리먼트는, 스위치 시각적 엘리먼트에 연결된 통신 시각적 엘리먼트들의 세트 중에서 특정 통신 시각적 엘리먼트를 선택하기 위해 사용될 (트레이닝을 통해 학습되는 특정 파라미터들과 연관될) 기계-학습 기술을 나타낼 수 있다. 캔버스는 (예를 들어, 각각의 스위치 시각적 엘리먼트에 대하여 또는 일반적으로), 기계-학습 선택들을 지시할 수 있는, (예를 들어, 사용자-개시(user-initiated) 이벤트를 나타내는) 목표 성과의 신원을 수리하도록 구성될 수 있다. 따라서, 기계-학습 기술을 사용하여 선택되는 특정 통신 시각적 엘리먼트는, (통신 의사결정 트리 내의 이벤트 시각적 엘리먼트로서 표현될 수 있는) 목표 성과를 상대적으로 야기할 가능성이 있다고 예측되는 통신 규칙에 대응할 수 있다.

[0067] 각각의 표현된 스위치 시각적 엘리먼트에 대하여 기계-학습 모델이 정의될 수 있다. 기계-학습 모델은 다른 통신 의사결정 트리들과 관련된(예를 들어, 그러나, 트레이닝되는 모델 내의 통신 시각적 엘리먼트에 의해 표현되는 것들과 같은 유사하거나 또는 동일한 통신 규칙들에 대응하는 통신 시각적 엘리먼트들을 갖는 다른 통신 의사결정 트리들을 이용하는) 이전의 궤적들을 사용하여 트레이닝될 수 있다. 예를 들어, 모델은 - 특정 통신 규칙을 갖는 통신을 트리거하기 위해 라우팅된 궤적들에 대하여 - 특정 통신 규칙을 갖는 통신을 트리거하기 위해 라우팅되는 궤적들에 대하여 - 어떠한 후속 사용자-개시 이벤트들이 이러한 궤적들에 의해 표현되었는지를(예를

들어, 그리고 궤적들의 어떠한 부분이 클라이언트-식별(client-identified) 목표 성과의 발생을 나타냈었는지를) 결정함으로써 트레이닝될 수 있다. 모델은 추가로 또는 대안적으로, 생성된 통신 의사결정 트리와 관련된 궤적들이 나타날 때 궤적들을 사용하여 트레이닝될 수 있다.

[0068] 일부 경우들에 있어서, 모델은, 이전의 이벤트들을 반영하는 데이터 세트(예를 들어, 동일하거나 또는 상이한 통신 의사결정 트리 및/또는 이벤트 시퀀스의 다른 표시를 통한 궤적들)을 사용하여 트레이닝될 수 있으며, 새로운 데이터를 가지고 증강된다. 새로운 데이터는 (예를 들어, 새롭게 수신된 폼(form) 입력 또는 메타데이터 검출을 통해) 최근에 이용가능하게 되었을 수 있지만, 정적이거나 또는 예측대로 변화하는 것으로 추정된 변수 유형에 대응할 수 있다. 예를 들어, 사용자의 나이가 시간 X에서 식별되는 경우, 시간 X-3 년에서의 사용자의 나이가 계산될 수 있지만, 반면 연장된 시간 기간에 걸친 관심 또는 위치 변수의 소급적 추정의 정확도는 덜 신뢰가능 할 수 있다. 그런 다음, 트레이닝은 새로운 데이터 내에 표현된 다양한 속성들이 특정 이벤트들이 발생할 것을 예측하였는지 여부를 결정할 수 있다.

[0069] 인터페이스는 다양한 기계-학습 스테이지들에서 적용될 바이어스들에 관한 표시들을 수리하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 통신 시각적 엘리먼트들의 특정 세트에 연결된 주어진 스위치 엘리먼트에 대하여, 클라이언트는 경로 선택들이 제 1 시각적 엘리먼트를 향해 부스팅(boost)될 것임을(또는 이로부터 약화될 것임을) 나타내기 위한 제 1 시각적 엘리먼트와 시각적으로 연관된 슬라이더 제어부와 상호작용할 수 있다. 기계-학습 모델로 공급되는 메타데이터는 대응하는 바이어스의 초래를 가능하게 하기 위하여 상호작용에 기초하여 설정될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 메타데이터는, 그 후에 학습된 파라미터(예를 들어, 가중치)를 조정하거나 또는 제약하기 위해 사용되는 학습되지 않은 하이퍼파라미터(hyperparameter)에 대응할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 메타데이터는 기계-학습 모델에 의해 생성된 결과에 적용된 포스트-프로세싱 조정을 정의하기 위해 사용될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 엘리먼트에 의해 표현되는 통신 규격에 대응하는 트레이닝 데이터가 (일반적으로 및/또는 주어진 통신 스테이지와 관련하여) 상대적으로 낮을 때 클라이언트 또는 시스템은 주어진 통신 시각적 엘리먼트를 향한 바이어스를 구현한다.

[0070] 일부 경우들에 있어서, 인터페이스는, 클라이언트가 통신 의사결정 트리의 구조체 및/또는 - 각각의 의사결정 노드에 대하여 - 노드에서 실행될 기계-학습 모델의 하나 이상의 하이퍼파라미터들을 정의하는 것을 가능하게 할 수 있다. 기계-학습 모델이 하나 이상의 하이퍼파라미터들 및 하나 이상의 파라미터들에 기초하여 정의될 수 있다는 것이 주목될 것이다. 하나 이상의 하이퍼파라미터들의 각각은 기계-학습 모델의 트레이닝을 통해 학습되지 않는 변수를 포함하며, 반면 하나 이상의 파라미터들은 기계-학습 모델의 트레이닝을 통해 학습되는 하나 이상의 변수들을 포함한다. 따라서, 인터페이스는 사용자가, (예를 들어) 분기 노드들의 수, 각각의 분기 노드에 연결된 각각의 분기에 대응하는 액션들, 다른 노드-간 연결들, 개별적인 기계-학습 모델들의 실행 동안 관찰될 하나 이상의 제약들 등을 나타내는 하이퍼파라미터들을 지정하는 것을 가능하게 하도록 구성될 수 있다.

[0071] 도 6은 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 예시적인 인터페이스(600)를 도시한다. 특히, 인터페이스는 그 위에 다양한 노드들의 표현들이 위치되고 연결될 수 있는 캔버스(605)를 포함한다. 인터페이스(600)는 특정 순차적 동작들을 나타내기 위해 선택되고 캔버스(605) 상에 위치될 수 있는 아이콘들의 세트를 포함할 수 있다. 아이콘들의 세트는 통신 의사결정 트리의 시작을 나타내는 시작 아이콘(610)을 포함할 수 있다. 시작 아이콘(610)은, 충족될 때, 통신 의사결정 트리를 통한 궤적이 개시될 것임을 나타내는 조건의 정의를 수신할 수 있는 구성 로직과 연관될 수 있다.

[0072] 아이콘들의 세트는 종료 아이콘(615)을 더 포함할 수 있다. 통신 의사결정 트리는, 주어진 궤적이 종료 아이콘(615)에 도달했을 때 완료된다는 것을 나타내도록 정의될 수 있다. 그러면, 클라이언트는, 궤적 관찰들 동안 수행될 다양한 동작들 및 평가들을 나타내기 위하여 위치한 시작 아이콘(610)과 위치한 종료 아이콘(615) 사이에 액션-정의(action-defining) 아이콘들 및/또는 이벤트-검출 아이콘들을 연결할 수 있다.

[0073] 아이콘들의 세트 내에 포함된 액션-정의 아이콘은 스위치 아이콘(620)일 수 있다. 스위치 아이콘(620)은, 분기가 선택되거나 또는 "이로 스위칭되는" 분기 노드에 대응한다. 선택은 구성된 기계-학습 모델 및 프로파일 데이터를 사용하여 이루어질 수 있다. 다수의 경우들에 있어서, 스위치 아이콘(620)은 다수의 잠재적인 경로들에 연결된다. 잠재적인 경로는 다른 아이콘(예를 들어, 통신 아이콘, 이벤트-검출 아이콘, 다른 스위치 아이콘 및/또는 종료 아이콘)과 교차할 수 있다.

[0074] 예시적인 통신 아이콘들은, 이메일이 사용자 디바이스로 송신될 것을 나타내는 이메일 아이콘(625), 텍스트 또는 SMS 메시지가 사용자 디바이스로 송신될 것을 나타내는 텍스트-메시지 아이콘(630), 및 경고가 사용자 디바이스에 설치된 앱을 통해 표시될 것을 나타내는 앱-메시지 아이콘(635)을 포함한다. 일부 경우들에 있어서, 잠

재적인 경로는, (통신 아이콘의 결여를 통해) 취해질 액션이 없음을 나타낸다. 도시된 캔버스에 있어서, 위치된 스위치 아이콘은 3개의 경로들: (예를 들어, 상이한 콘텐츠 및/또는 송신 시간들과 연관된) 2개의 이메일 경로들 및 하나의 무-액션(no-action) 경로에 연결된다.

[0075] 아이콘들의 세트 내에 포함된 이벤트-검출 아이콘은 목표-검출 아이콘(637)을 포함할 수 있으며, 이는 하나 이상의 기계-학습 기술들에 대한 목표 성과에 대응하는 이벤트가 검출되었다는 것을 나타낸다. 목표-검출 아이콘(637) 및/또는 다른 이벤트-검출 아이콘은 (예를 들어), 통지가 오픈되었다는 것, 통지 내에 포함된 목표된 링크가 활성화되었다는 것, 제적과 연관된 사용자 디바이스가 웹 사이트와의 세션을 개시하였다는 것, 제품(예를 들어, 임의의 제품 또는 특정 제품)이 웹 사이트 상에서 구매되었다는 것, 제적에 대응하는 추가적인 프로파일 정보가 제공되었다는 것, 등을 나타낼 수 있다.

[0076] 인터페이스(600)는, 방향성(directional) 방식으로 다수의 아이콘들을 연결하기 위해 사용될 수 있는 연결 톨(640)을 포함할 수 있다. 각각의 연결은, 통신 의사결정 트리가 제적이 표시된 방향으로 연결된 노드에 걸쳐 연장하는 것을 허용하도록 구성되었음을 나타낼 수 있다. 그러나, 각각의 연결은 조건과 연관될 수 있으며, 그 결과 제적은 오로지 조건이 충족될 때에만 연결에 걸쳐 연장한다. 예를 들어, 연결은, (통신의 다른 단부에 연결된) 통신 아이콘에 의해 표현되는 액션을 수행하기 위하여 (통신의 하나의 단부에 연결된) 분기 노드에서 의사결정이 이루어질 때 조건이 충족되도록 구성될 수 있다. 다른 예로서, 조건은, 제적-연관된 사용자 디바이스와 연관된 특정 유형의 상호작용의 검출 시에 충족되도록 구성될 수 있다.

[0077] 각각의 액션-정의 아이콘은, 제적이 아이콘에 도달하였을 때 수행될 액션을 정의하는 하나 이상의 액션 파라미터들과 연관될 수 있다. 예를 들어, 아이콘의 클릭 시에 파라미터-정의 인터페이스가 인터페이스(600)의 부분으로서 표현될 수 있거나 및/또는 아이콘의 우클릭 및/또는 더블-클릭 시에 파라미터-정의 인터페이스가 팝-업 윈도우로 오픈될 수 있다.

[0078] 일부 경우들에 있어서, 각각의 액션-정의 아이콘 및/또는 이벤트-검출 아이콘은, 독립적으로 실행될 수 있는 코드의 피스 또는 위젯(widget)에 대응한다. 캔버스(605)는 통신 패브릭(communication fabric)으로서 역할할 수 있으며, 그 결과 하나의 위젯에 의해 생성된 결과(예를 들어, 통신이 특정 통신 규격에 따라 송신될 것이라는 스위치 아이콘에 대응하는 기계-학습 모델로부터의 표시)는 다른 위젯(예를 들어, 특정 통신 규격에 대응하는 통신 아이콘에 대응하는 위젯)에 이용가능하게 될 수 있다. 따라서, 캔버스(605)는 위젯 결과들에 응답하여 제적들을 연장하고 통신 교환들의 측면들을 조율(orchestrate)할 수 있다.

[0079] 도 6에는 도시되지 않았지만, 일부 경우들에 있어서, 다수의 스위치 아이콘들(620)이 캔버스(605) 상에 위치될 수 있다. 각각의 스위치 아이콘(620)은, 별개로 구성되고 동작될 수 있는 기계-학습 모델의 별개의 인스턴스에 대응할 수 있다.

[0080] 도 7은 스위치 아이콘에 대한 예시적인 파라미터-정의 인터페이스(700)를 도시한다. 파라미터-정의 인터페이스(700)는, 텍스트 입력을 수리하는 스테이지 라벨에 대한 필드를 포함한다. 텍스트 입력은 그 후에 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 인터페이스 내의 연관된 아이콘 다음에 디스플레이될 수 있다. 설명이 또한 텍스트 입력을 통해 입력될 수 있으며, 이는 (예를 들어) 아이콘과 연관된 단일 클릭 또는 더블 클릭을 검출하는 것에 응답하여 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 인터페이스 내에 디스플레이될 수 있다.

[0081] 선택 또는 액션 명세를 식별하도록 구성되거나 및/또는 기계-학습 모델을 구현하도록 구성된 스위치 아이콘들에 대하여, 파라미터-정의 인터페이스(700)는 목표 성과를 정의하기 위한 필드를 포함할 수 있다. 예를 들어, 풀-다운(pull-down) 메뉴는, 추적되며 목표 성과로서 신원에 대하여 이용가능한 이벤트들의 세트를 식별할 수 있다. 목표 성과는 사용자 디바이스, 시스템-개시형 통지 등에 의해 개시된 액션을 포함할 수 있다. 예를 들어, 목표 성과는, 사용자 디바이스에 대해 이용가능해진 통신 내의 링크가 클릭되었다는 것, 사용자 디바이스에 대해 이용가능해진 통신이 오픈되었다는 것, 통신이 사용자 디바이스와 연관되어 이루어진 구매(즉, 변환)를 야기했다는 것, 챗(chat) 세션이 개시되었다는 것, 폼이 완성되었다는 것 등을 검출하는 것을 포함할 수 있다.

[0082] 선택 또는 액션 명세를 식별하도록 구성되거나 및/또는 기계-학습 모델을 구현하도록 구성된 스위치 아이콘들에 대하여, 파라미터-정의 인터페이스(700)는, 식별될 잠재적인 결과들을 나타내는 하나 이상의 필드들을 더 포함할 수 있다. 예를 들어, 인터페이스(700)는, 아이콘으로부터 연장하는 3개의 경로들 또는 분기들에 대응하는 필드들을 포함한다. 이러한 경우에 있어서, 다른 액션-정의 스테이지-라벨 명칭이 각각의 경로에 대해 식별된다. 일부 경우들에 있어서, 스위치가 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 인터페이스에서 하나 이상의 다른 아이콘들에 연결된다는 것을 검출할 시에 경로 정보는 파라미터-정의 인터페이스(700)에서 자동으로 업데이트된다. 파

라미터-정의 인터페이스(700)가 추가적인 경로를 추가하거나, 경로를 제거하는 등을 위한 옵션을 포함할 수 있다는 것이 또한 이해될 것이다.

[0083] 일부 경우들에 있어서, 경로들 중 하나는 디폴트 경로로서 식별될 수 있다. 그런 다음, (예를 들어) 기계-학습 모델이, 다른 경로가 적어도 목표 성과를 야기할 더 큰 확률의 임계 정도를 가질 것이라는 것, 다른 경로를 통한 이동이 (예를 들어, 후속 예측들의 신뢰도들에서 예측된 개선에 의해 표시되는 바와 같은) 임계 값인 경로에 대한 추가적인 데이터를 생성할 것이라는 것 등을 예측하지 않는 한, 궤적들은 일반적으로 디폴트 경로로 라우팅될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, (예를 들어, 다른 경로가 목표 성과를 야기할 적어도 60% 확률을 갖는다는 것 및 확률이 적어도 50%의 신뢰도를 갖는다는 것이 예측되지 않는 한) 디폴트 경로가 선택되는지 여부는 목표 성과 발생의 확률과 연관된 신뢰도에 의존한다.

[0084] 일부 경우들에 있어서, 스위치 아이콘은 경로 및/또는 다음 액션(또는 이것의 결여) 및 다음 아이콘으로 경로를 연장할(그리고 임의의 다음 액션을 수행할) 시간을 선택하도록 구성될 수 있다. 시간은 다수의 시간들 중에서 및/또는 개방형 또는 폐쇄형 연속체(continuum)를 따라 선택될 수 있다. 도시된 경우에 있어서, 파라미터-정의 인터페이스(700)는, 궤적이 다음 액션-정의 아이콘으로 연장되는 최대 시간을 포함한다. 따라서, 여기에서, 스위치 아이콘과 연관되어 실행된 의사결정 로직이 (예를 들어, 목표 성과를 야기할 더 높은 확률 및/또는 증가된 트레이닝 데이터에 기인하여) 다른 시간 기간이 충분히 더 유익하다는 것을 나타내지 않는 한, 궤적은, 궤적이 스위치 아이콘에 도달한 이후에 하루 이내에 연장될 것이다.

[0085] 기계-학습 기술 및/또는 다른 선택 기술은, 목표 성과를 야기할 최고 확률과 연관된 경로를 다수의 잠재적인 경로들 중에서 식별하도록 구성될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 기초 모델의 계속적인 트레이닝을 용이하게 하도록 차선으로 여겨지는 경로가 간헐적으로 선택되도록 하는 기술은 추가로 어느 정도의 잡음 및/또는 가변성을 도입한다.

[0086] 일부 경우들에 있어서, 클라이언트는 특정 경로의 선택을 향한 또는 반대되는 바이어스를 도입하기 위한 이유를 가질 수 있다. 예를 들어, 특정 경로는 다른 경로에 비하여 (예를 들어, 계산적으로 및/또는 금융적으로) 비용이 비쌀 수 있다. 다른 예로서, 특정 경로는 다른 경로에 비하여 높은 이용가능성을 가질 수 있다. 또 다른 예로서, 클라이언트는 후속 자원-할당 의사결정들을 알려주기 위하여 주어진 경로의 효능에 대한 정보를 빠르게 획득하기를 희망할 수 있다.

[0087] 따라서, 파라미터-정의 인터페이스(700)는 개별적인 경로들을 향한 또는 반대되는 바이어스를 발생시키기 위한 하나 이상의 옵션들을 포함할 수 있다. 도시된 경우에 있어서, 각각의 경로에 대하여 슬라이더가 제공된다. 슬라이더가 우측 "부스트" 측을 향해 위치된 경우, 경로-선택 기술은 대응하는 경로를 향해 바이어싱되도록 조정될 수 있다. 슬라이더가 좌측 "제약" 측을 향해 위치될 때, 경로-선택 기술은 대응하는 경로에 반대로 바이어싱되도록 조정될 수 있다. 이러한 부스팅 및/또는 제약 옵션들은 부과된 한계들을 가질 수 있으며, 그 결과 (예를 들어) 슬라이더를 가장 좌측의 제약 위치로 이동시키는 것의 효과가 대응하는 경로의 선택을 막지 않는다. 이러한 한계들은 기계-학습 모델이 계속해서 다양한 옵션들에 관한 데이터를 수집하고 계속해서 학습을 통해 하나 이상의 파라미터들을 수정하는 것을 가능하게 할 수 있다. 오로지 2개의 옵션들만이 존재할 때, 하나의 옵션 대 다른 옵션을 향한 상대적인 바이어스를 식별하기 위한 단일 인터페이스 컴포넌트가 제공될 수 있다. 한편, 옵션-특정 부스팅/제약 옵션들은, 3개 이상의 옵션들이 존재할 때 보다 더 직관적인 제어들을 제공할 수 있다.

[0088] 도 8은 통신들 내의 다양한 콘텐츠를 나타내는 것을 향하거나 또는 반대되는 바이어스를 초래하기 위한 옵션들을 포함하는 다른 파라미터-정의 인터페이스(800)를 도시한다. 도시된 경우에 있어서, (각기 대응하는 제품을 나타내는) 9개의 콘텐츠 아이템들이 표현된다. 각각의 콘텐츠 아이템의 표현과 시각적으로 연관되어 슬라이더가 제공된다. 슬라이더가 우측 "부스트" 측을 향해 위치될 때, (예를 들어, 상이한 콘텐츠를 나타내는 다수의 경로들 사이에서 선택하는 것에 대응할 수 있거나 또는 통신 채널을 식별한 이후에 콘텐츠를 선택하는 것에 대응할 수 있는) 콘텐츠 선택은 대응하는 콘텐츠 아이템을 향해 바이어싱되도록 조정될 수 있다. 슬라이더가 좌측 "제약" 측을 향해 위치될 때, 경로-선택 기술은 대응하는 아이템에 반대로 바이어싱되도록 조정될 수 있다.

[0089] 도시된 경우에 있어서, 슬라이더는 가장 좌측 위치에 위치된다. 이는 "제공 안함" 옵션이 표시되도록 트리거한다. 일부 경우들에 있어서, 제공 안함 옵션이 선택되지 않는 경우, 제 1 콘텐츠 아이템은 여전히 적어도 간헐적으로 선택될 수 있다.

[0090] 슬라이더들에 의해 표시되는 상대적인 바이어스들 및 이력적 통신 카운트(count)들에 기초하여, 시스템은, 개별적인 콘텐츠 아이템들이 주어진 날 내에 표현될 횟수를 예측할 수 있다. 따라서, 클라이언트가 하나 이상의 슬

라이더들을 움직임에 따라, 인터페이스(800)는, 주어진 슬라이더 위치들에서 (예를 들어, 하루에) 개별적인 콘텐츠 아이템들이 표현될 횟수에 관한 추정된 카운트들을 자동으로 업데이트할 수 있다.

[0091] 상이한 유형들의 바이어스들이 추가로 식별되고 영향을 받을 수 있다는 것이 이해될 것이다. 예를 들어, 통신이 송신될 시기에 관한 바이어스들을 나타내기 위한 하나 이상의 슬라이더들이 제공될 수 있다. 예를 들어, 슬라이더는, 즉각적인 송신을 향해(및/또는 캐핑된 시간(capped time)에서와 같이 다른 시간에서의 송신을 향해) 의사결정들을 바이어싱하는 정도를 나타낼 수 있다.

[0092] (예를 들어, 통신 채널의 유형을 향해 또는 반대로, 특정 유형들의 콘텐츠를 나타내는 것을 향해 또는 반대로, 특정 시간에 통신을 송신하는 것을 향해 또는 반대로, 등) 바이어스에 영향을 주는 것은 (예를 들어) 기계-학습 모델 내의 하나 이상의 가중치들 및/또는 하나 이상의 임계들을 수정하는 것을 포함할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 바이어스에 영향을 주는 것은 (예를 들어, 통신 속성들의 분포가 바이어스(들)에 기초하여 표시된 목표 분포와 매칭되는 정도를 개선하기 위하여 결과들의 일 부분을 재분배하기 위한) 포스트-프로세싱을 수행하는 것을 포함한다.

[0093] 도 9는 통신들을 송신하기 위하여 다양한 통신 채널들을 사용하는 것을 향하거나 또는 반대되는 바이어스를 초래하기 위한 옵션들을 포함하는 또 다른 파라미터-정의 인터페이스(900)를 도시한다. 도시된 경우에 있어서, 3개의 통신 채널들이 표시된다: 이메일, 앱-기반 통지 및 SMS 메시지. 각각의 채널의 표현과 시각적으로 연관되어 슬라이더가 제공된다. 슬라이더가 우측 "부스트" 측을 향해 위치된 경우, 콘텐츠 송신은 대응하는 유형의 채널을 사용하는 것을 향해 바이어싱되도록 조정될 수 있다. 슬라이더가 좌측 "제약" 측을 향해 위치될 때, 경로-선택 기술은 대응하는 채널에 반대로 바이어싱되도록 조정될 수 있다.

[0094] 인터페이스(900)는, 최근 시간 기간 내에 각각의 채널을 사용하여 송신된 통신들의 수를 나타내며 그리고 곧 있을 시간 기간에 걸쳐 각각의 채널을 사용하는 송신을 위해 스케줄링된 통신들의 수를 추가로 나타내는 시계열 표현을 더 도시한다. 현재 시간은 수직 라인에 의해 표시된다. 통신들은 (예를 들어, 통신 채널을 선택하는 것에 대하여 동일하거나 또는 상이한 기계-학습 모델 내에 포함될 수 있는) 다수의 잠재적인 송신 시간들 사이에서 선택하는 선택 기술에 따라 스케줄링될 수 있다. 따라서, 클라이언트는 다양한 채널들에 걸친 스케줄링된 로드(load)들을 볼 수 있으며, 채널에 대한 또는 이에 반대하는 임의의 바이어스 세트를 조정할지 여부를 결정할 수 있다.

[0095] 도 10은 본 발명의 일부 실시예들에 따른 통신 의사결정 트리를 통해 궤적들을 지시하기 위해 기계 학습을 사용하기 위한 프로세스(1000)에 대한 순서도를 도시한다. 프로세스(1000)는 블록(1005)에서 시작하며, 여기에서 통신 의사결정 트리를 나타내는 데이터 구조체가 액세스된다. 통신 의사결정 트리는 일련의 통신 규격들을 나타내기 위하여 기계-학습 기술을 사용하여 통신 의사결정 트리를 통한 개별적인 궤적들을 동적으로 정의하도록 구성될 수 있다. 보다 더 구체적으로, 통신 의사결정 트리는 노드들의 세트를 포함할 수 있다. 주어진 궤적은, 이러한 연장이 발생할 것을 나타내는 이벤트를 검출하는 것에 응답하여 노드들에 걸쳐 연장될 수 있다. 이벤트는 (예를 들어) 사용자 이벤트로부터 특정 유형의 액션 또는 통신을 검출하는 것을 포함할 수 있거나, 또는 궤적-관리 시스템 또는 기계 학습 데이터 플랫폼에서 (노드 신원에 대응하는) 특정 의사결정을 식별하는 것을 포함할 수 있다. 노드들의 세트는 분기 노드들의 세트를 포함할 수 있다. 분기 노드들의 세트의 각각의 분기 노드는 주어진 궤적에 대한 방향을 식별하거나 및/또는 궤적 관리 시스템 또는 기계 학습 데이터 플랫폼에서 개시될 특정 액션을 식별하도록 구성된 액션 포인트에 대응할 수 있다. 분기 노드는 구성된 기계 학습 모델을 사용하여 방향 또는 액션을 식별하도록 구성될 수 있다.

[0096] 블록(1010)에서, (특정 사용자 및/또는 특정 사용자 디바이스와 연관된) 궤적이 통신 의사결정 트리의 분기 노드까지 연장하였다는 것이 검출된다. 특정 사용자는 (예를 들어, 각기 클라이언트에 의해 식별된 하나 이상의 미리 정의된 속성들과 연관된) 통신 수신인들 또는 목표 청중의 목표 그룹 내에 포함된 사용자들의 세트 중 한 명일 수 있다. 통신 수신인들 또는 목표 청중의 목표 그룹은 (그럴 수 있지만) 정적으로 정의될 필요가 없을 수 있다. 예를 들어, 이는 - 다양한 시점들에서 - 하나 이상의 미리 정의된 속성들을 나타내는 프로파일들에 대응하는 동적 세트를 나타낼 수 있다. 궤적은, 사용자 디바이스에서 개시된 특정 유형의 이벤트(예를 들어, 사용자 디바이스가 클라이언트-연관된 웹 사이트에서의 세션에 참여하고 있음을 나타내는 통신, 사용자가 프로파일 품 제출을 완료하였음을 나타내는 통신, 등)을 검출하는 것의 결과로서 및/또는 특정 시스템-개시된 액션을 완료하는 것의 결과로서 분기 노드로 연장되었을 수 있다.

[0097] 블록(1015)에서, 다른 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 학습된 데이터가 검색된다. 다른 사용자 데이터는 통신 수신인들 및/또는 목표 청중의 목표 그룹의 적어도 일 부분과 연관된 데이터에 대응할 수 있다. 학습

된 데이터는 기계-학습 기술을 트레이닝시키는 동안 생성된 데이터를 포함할 수 있다. 트레이닝은 하나 이상의 궤적들을 지시하기 위하여 기계-학습 기술을 사용하는 것에 대하여 별개의 시간 동안 발생할 수 있거나, 또는 기계-학습 기술의 트레이닝 및 사용이 동시에 수행될 수 있음이 이해될 것이다. 다른 사용자 데이터는 동일하거나 또는 상이한 통신 의사결정 트리를 통한 하나 이상의 궤적들과 연관된 궤적 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어, 다른 사용자 데이터는, 통신 수신인들의 목표 그룹의 적어도 일 부분 중 어느 것에 대하여 대응하는 궤적이 (예를 들어, 작업흐름의 성공을 나타내는) 미리 정의된 궤적 목적에서 지정된 바와 같은 통신 의사결정 트리 내의 목표 노드에 도달하였는지를 나타낼 수 있다. 목표 노드는 (예를 들어) 콘텐츠와 상호작용하는 것, 변환 또는 통신에 대한 응답을 나타낼 수 있다. 다른 대안적인 또는 추가적인 예로서, 다른 사용자 데이터는 목표 그룹 중 적어도 일 부분 중 어느 것에 대하여 대응하는 궤적이 희망되지 않은 결과(예를 들어, 통신에 대응 응답의 결여, 변환의 결여 또는 콘텐츠와의 상호작용의 결여)를 나타내는 미리 식별된 노드에 도달하였는지를 나타낼 수 있다. 다른 사용자 데이터는 하나 이상의 사용자들에 대응하는 프로파일 데이터 및/또는 속성들을 나타낼 수 있으며, 개별적인 궤적들과 연관되어 검출되거나 및/또는 개시된 다양한 이벤트들을 추가로 나타낼 수 있다. 따라서, 예를 들어, 다른 사용자 데이터는, 다양한 환경들이 존재할 때, (예를 들어, 목표 성과로서 클라이언트에 의해 식별되는) 특정 유형의 이벤트를 검출할 확률을 나타낼 수 있다.

[0098] 블록(1020)에서, (분기 노드로 연장하는 것으로서 검출된) 궤적에 대응하는 사용자와 연관된 하나 이상의 사용자 속성들이 검색된다. 사용자 속성(들)은 (예를 들어) 사용자 디바이스의 유형; 사용자 디바이스의 지리적 위치; 사용자 디바이스에서 사용되고 있는 브라우저의 유형; 사용자 디바이스에서 사용되고 있는 운영 시스템; 사용자 디바이스와 특정 웹 사이트 사이의 상호작용의 부분적인 또는 완전한 이력; 사용자 디바이스와 하나 이상의 다른 웹 사이트들 사이의 상호작용, 사용자 디바이스와 연관된 쿠키 데이터; 포함된 링크의 활성화를 야기했던 사용자 디바이스에서 오픈되었던 통지들의 유형들(예를 들어, 이메일들, 텍스트 메시지들 및/또는 앱 메시지들의 유형들)을 나타내는 이력적 데이터 등을 포함할 수 있다. 하나 이상의 특정 사용자 속성들은 로컬적으로 수집되거나 및/또는 검색될 수 있거나 및/또는 원격 소스로 요청되고 이로부터 수신될 수 있다.

[0099] 블록(1025)에서, 하나 이상의 통신 규격들은 학습된 데이터 및 하나 이상의 사용자 속성들에 기초하여 식별된다. 예를 들어, 학습된 데이터는 기계-학습 모델(예를 들어, 회귀 모델)의 하나 이상의 파라미터들을 포함할 수 있다. 기계-학습 모델은 추가로 하나 이상의 하이퍼파라미터들에 기초하여 정의될 수 있다. 그런 다음, 기계-학습 모델은 파라미터(들), 하이퍼파라미터(들) 및/또는 기초 구조체를 사용하여 사용자 속성(들)을 프로세싱하도록 구성될 수 있다. 모델의 구현의 결과는, 목표 성과를 달성하는데 있어서 가장 성공적일 것으로 예측된 다수의 이용가능 옵션들 중에서의 선택을 식별할 수 있다. 다수의 이용가능 옵션들은 (예를 들어) 사용된 상이한 유형들의 통신 채널들, 송신될 상이한 유형들의 콘텐츠, 및/또는 상이한 송신 타이밍들에 대응할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 다수의 이용가능 옵션들은 하나 이상의 다른 통신 규격들을 공유한다.

[0100] 블록(1030)에서, 궤적과 연관된 사용자 디바이스로의 콘텐츠의 송신이 트리거된다. 콘텐츠 송신은 하나 이상의 통신 규격들에 따라 수행된다.

[0101] 블록(1035)에서, 궤적이 연장되어 통신 의사결정 트리 내의 다른 분기 노드에 도달하였는지 여부가 결정된다. 결정은, (예를 들어) 마지막 통신이 특정 사용자(또는 대응하는 디바이스)로 송신된 이후로 임계 양의 시간이 경과하였는지 여부; 특정 사용자가 특정 사용자(또는 대응하는 디바이스)로 송신된 마지막 통신과 상호작용하였다는 것 및/또는 이러한 목표 콘텐츠와의 상호작용이 특정 사용자(또는 대응하는 디바이스)로 송신된 마지막 통신의 결과인지 여부와 무관하게 특정 사용자가 목표 콘텐츠와 상호작용하였다는 것을 결정하는 것을 포함할 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 이러한 결정들 중 2개 이상의 각각이 상이한 분기 노드의 기준과 연관된다. 블록(1035)은, 궤적이 어느 다른 분기 노드로 연장하였는지를 식별하는 것을 포함할 수 있다.

[0102] 궤적이 다른 분기 노드에 도달하도록 연장되었다고 결정되는 경우, 프로세스(1000)는 다시 블록(1015)으로 복귀하며, 블록들(1015-1035)이 반복된다. 그러나, 블록(1015)의 반복된 반복은 (예를 들어, 반드시 그런 것은 아니지만, 잠재적으로, 사용자 데이터의 적어도 일부와 함께) 다른 사용자 데이터를 프로세싱함으로써 생성된 상이한 학습된 데이터를 검색하는 것을 포함할 수 있다. 상이한 학습된 데이터는 (예를 들어, 파라미터들 및/또는 하이퍼파라미터들의 동일하거나 또는 상이한 값들 및/또는 유형들을 갖는) 동일하거나 또는 상이한 구성의 기계-학습 기술을 사용하여 생성되었을 수 있다. 블록(1020)의 반복된 반복은 적어도 하나의 다른 사용자 속성을 검색하는 것을 포함할 수 있다. 블록(1025)의 반복된 반복은 상이한 학습된 데이터 및 적어도 하나의 다른 사용자 속성에 기초하여 적어도 하나의 다른 통신 규격(및/또는 잠재적인 통신 규격들의 상이한 세트 중에서)을 식별하는 것을 포함할 수 있다. 적어도 하나의 다른 통신 규격은 동일하거나 또는 상이한 유형의 기초 모델을 사용하여 식별될 수 있다. 그리고 블록(1030)의 반복된 반복은 적어도 하나의 다른 통신 규격에 따라 다른 콘텐츠의

다른 송신을 트리거하는 것을 포함할 수 있다.

- [0103] 궤적이 다른 분기 노드에 도달하도록 연장되지 않았다고 결정될 때, 프로세스(1000)는 궤적이 완료되었는지 여부를 결정하기 위해 블록(1040)으로 진행한다. 결정은, 궤적의 현재 단부가 연장 연결이 없는 궤적과 연관되는지 여부를 결정함으로써 이루어질 수 있다. 궤적이 완료되었다고 결정되는 경우, 궤적의 프로세싱이 종료될 수 있다. 궤적이 완료되지 않았다고 결정되는 경우, 프로세스(1000)는 블록(1035)으로 복귀하여 궤적이 (예를 들어, 사용자-개시형 액션 또는 외부 이벤트의 결과로서) 다른 분기 노드에 도달하였다는 결정을 기다릴 수 있다.
- [0104] 따라서, 프로세스(1000)는 통신 교환에서의 상이한 스테이지들에 대응하는 규격들을 식별하기 위하여 상이하게 구성된 기계-학습 모델들을 반복적으로 사용하는 것을 용이하게 한다. 상이한 스테이지들에서, 모델들은 상이한 프로파일 데이터(예를 들어, 시간에 따라 변화된 값들 또는 상이한 필드들에 대한 값들) 및/또는 (예를 들어, 모델들과 관련된 상이한 입력들 및/또는 출력들에 기초하여 및/또는 시간적 변화들에 기초하여 학습된) 상이한 모델 파라미터들을 사용할 수 있다. 이러한 기계-학습 모델들의 반복적 적용은 개별적인 사용자들에 대한 통신 교환들을 동적으로 지시하는 것을 용이하게 한다.
- [0105] 도 11은 위치가능 시각적 엘리먼트들을 지원하는 인터페이스를 사용하여 기계-학습-기반 통신 의사결정 트리를 정의하기 위한 프로세스(1100)에 대한 순서도를 도시한다. 프로세스(1100)는 블록(1105)에서 시작하며, 여기에서 시각에 엘리먼트들의 세트 및 엘리먼트 배치를 위한 캔버스를 포함하는 인터페이스가 이용가능하게 된다. 시각에 엘리먼트들의 세트의 각각은 캔버스 상에 위치가능할 수 있다. 예를 들어, 인터페이스는, 사용자가 시각적 엘리먼트의 표현을 클릭하고, - 클릭을 유지하면서 - 시각적 엘리먼트를 다른 위치에 드롭(drop)하기 위하여 캔버스 상의 다른 위치로 커서를 드래그(drag)하는 것을 가능하게 하도록 구성될 수 있다. 다른 예로서, (예를 들어, 클릭 또는 더블-클릭을 통해) 표현이 선택될 수 있으며, 커서가 다른 위치에 있는 동안 수신된 다른 입력 (예를 들어, 다른 클릭 또는 더블-클릭)이 시각적 엘리먼트가 다른 위치에 위치되게끔 할 수 있다.
- [0106] 시각적 엘리먼트들의 세트는 액션-정의 시각적 엘리먼트들의 세트를 포함할 수 있다. 액션-정의 시각적 엘리먼트들의 세트의 각각의 액션-정의 시각적 엘리먼트는, 주어진 궤적이 액션-정의 시각적 엘리먼트까지 연장될 때 수행될 특정 액션을 나타낼 수 있다. 액션-정의 시각적 엘리먼트들의 세트는, 기계-학습 기술을 사용하여 통신 규격을 식별하기 위한 (예를 들어, 기계-학습 모델을 사용하여 이루어진) 의사결정 액션을 나타내는 스위치 시각적 엘리먼트를 포함할 수 있다. 액션-정의 시각적 엘리먼트들의 세트는 통신 시각적 엘리먼트들의 세트를 더 포함할 수 있다. 통신 시각적 엘리먼트들의 세트의 각각은 특정 통신 규격(예를 들어, 통신 채널의 유형, 특정 콘텐츠, 송신 시간 등)을 나타낼 수 있다. 시각적 엘리먼트들의 세트는 또한 다수의 위치된 시각적 엘리먼트들을 방향성으로 연결하도록 구성된 연결 시각적 엘리먼트를 포함할 수 있다. 다수의 위치된 시각적 엘리먼트들의 각각의 위치된 시각적 엘리먼트는 액션-정의 시각적 엘리먼트들의 세트의 액션-정의 시각적 엘리먼트에 대응할 수 있다. 방향성 연결은, 다수의 위치된 시각적 엘리먼트들에 의해 표현되는 특정 액션들이 발생할 순서를 나타낼 수 있다.
- [0107] 블록(1110)에서, 캔버스에 대한 업데이트가 검출된다. 업데이트된 캔버스는 캔버스 내의 제 1 위치에 위치된 스위치 시각적 엘리먼트, 캔버스 내의 제 2 위치에 위치된 통신 시각적 엘리먼트들의 세트의 제 1 통신 시각적 엘리먼트, 및 캔버스 내의 제 3 위치에 위치된 통신 시각적 엘리먼트들의 세트의 제 2 통신 시각적 엘리먼트를 포함할 수 있다. 제 1 통신 시각적 엘리먼트는 제 1 특정 통신 규격을 나타낼 수 있으며, 제 2 통신 시각적 엘리먼트는 제 2 특정 통신 규격을 나타낼 수 있다.
- [0108] 업데이트된 캔버스는 연결 시각적 엘리먼트들의 세트를 더 포함할 수 있다. 연결 시각적 엘리먼트들의 세트의 각각은 연결 시각적 엘리먼트의 인스턴스를 포함할 수 있다. 연결 시각적 엘리먼트들의 세트의 제 1 연결은 스위치 시각적 엘리먼트를 제 1 통신 시각적 엘리먼트에 연결하도록 위치될 수 있다. 연결 시각적 엘리먼트들의 세트의 제 2 연결은 스위치 시각적 엘리먼트를 제 2 통신 시각적 엘리먼트에 연결하도록 위치될 수 있다. 연결 시각적 엘리먼트들의 세트는, 스위치 시각적 엘리먼트에서의 기계-학습 기술의 실행의 잠재적인 결과들이 제 1 특정 통신 규격을 갖는 통신 송신을 트리거하는 제 1 결과 및 제 2 특정 통신 규격을 갖는 통신 송신을 트리거하는 제 2 결과를 포함한다는 것을 나타낼 수 있다.
- [0109] 블록(1115)에서, 특정 통신 의사결정 트리가 업데이트된 캔버스에 기초하여 정의된다. 블록(1120)에서, 특정 프로파일 데이터와 연관된 주어진 궤적이 스위치 시각적 엘리먼트에 의해 표현된 특정 의사결정 액션까지 연장하였음이 검출된다. 이러한 검출에 응답하여, 블록(1125)에서, (학습된 파라미터 데이터 및/또는 정적 데이터를 가지고 구성된) 기계-학습 기술이 기계-학습 결과를 생성하기 위해 특정 프로파일 데이터를 프로세싱하기 위해

여 사용된다. 학습된 파라미터 데이터는 동일하거나 또는 상이한 통신 의사결정 트리와 연관되거나 및/또는 다른 사용자들과 연관된 궤적들의 세트에 기초하여 기계-학습 모델의 별개의 또는 진행중인 트레이닝 동안 학습된 데이터를 포함할 수 있다. 기계-학습 기술을 사용하는 특정 프로파일 데이터의 프로세싱은 제 1 및 제 2 특정 통신 규격들 중 어느 것이 콘텐츠 송신에 대해 적용될지를 나타낼 수 있다.

[0110] 따라서, 블록(1130)에서, 콘텐츠는 궤적과 연관된 사용자 디바이스로 송신된다. 송신은 기계-학습 결과에서 표시되는 바와 같은 제 1 및 제 2 특정 통신 규격들 중 하나에 따라 수행된다. 예를 들어, 제 1 및 제 2 통신 시각적 엘리먼트들은 상이한 유형들의 통신 채널들에 대응할 수 있다. 그런 다음, 블록(1125)은 2개의 유형들의 통신 채널들 중 하나를 식별하는 것을 포함할 수 있으며, 콘텐츠는 식별된 채널을 통해 송신될 수 있다.

[0111] 따라서, 캔버스는 통신 의사결정 트리에 대한 구성들을 정의하는 것을 용이하게 한다. 그러나, 클라이언트는, 모든 사용자들에게 적용되거나 및/또는 단지 하나 이상의 결정론적 규칙들을 포함하는 통신 교환을 정의할 필요는 없다. 오히려, 인터페이스는 일반적으로 다양한 통신 규격들의 옵션들, 통신 이벤트들의 순서 및/또는 제약들을 식별하는 것을 지원한다. 그러면, 특정 통신 규격들은 기계-학습 기술들을 사용하여 자동으로 그리고 동적으로 생성될 수 있다. 이러한 접근 방식은 통신 시스템이 클라이언트 우선순위들을 준수하도록 구성하는 것을 용이하게 하지만, 통신 시스템이 특정 사용자들의 특성들, 자원 로드들, 최근 상호작용 패턴들 등에 동적으로 적응하는 것을 가능하게 할 수 있다.

[0112] 개시된 기술들의 변형예들이 고려된다는 것이 이해될 것이다. 예를 들어, 분기 노드는, 통신을 위해 사용될 통신 규격을 선택하기 위하여 기계-학습 모델이 아닌 다른 유형의 인공-지능 모델을 사용할 수 있다. 다른 예로서, 인터페이스는, 스위치 엘리먼트에 대응하는 궤적 스테이지에서 사용될 특정 유형 또는 더 일반적인 유형의 인공-지능 모델의 선택을 수리하도록 구성될 수 있다. 또 다른 예로서, 인터페이스는, (예를 들어, 하나 이상의 통신 의사결정 트리들, 하나 이상의 시간 기간들, 및/또는 하나 이상의 사용자-집단 세그먼트들에 대응하는 것과 관련하여) 어느 데이터가 캔버스 상에 위치된 하나의 또는 더 많은 또는 모든 스위치 엘리먼트들에 대응하는 기계-학습 모델을 트레이닝시키기 위하여 사용될 것인지에 대한 표시를 가능하게 하도록 구성될 수 있다.

[0113] 본원에 개시된 기술은 다양한 유형들의 의사결정 트리들을 지원하기 위해 사용될 수 있음이 이해될 것이다. 예를 들어, 캔버스 상에 표현된 트리 내의 노드들 및/또는 시각적 엘리먼트들은 (일부 경우들에 있어서), 주어진 조건(예를 들어, 특정 유형의 디바이스-간 통신이 검출됨, 비-클라이언트-연관된 애플리케이션이 액션이 수행되었음을 나타냄, 특정 시간이 경과됨)이 충족되는지, 그리고 충족의 검출 시에, 특정 액션이 수행되는지 여부를 평가하는 로직과 일반적으로 연관된 엘리먼트들에 대응할 수 있다. 노드들 및/또는 시각적 엘리먼트들의 서브세트에 대하여, 조건부 특정 액션은, 선택된 노드(또는 시각적 엘리먼트)와 연관된 다른 특정 액션이 수행될 수 있도록 연결된 노드들(또는 시각적 엘리먼트들)의 세트 중에서 진행하도록 선택하기 위해 프로파일 데이터에 기초하여 기계-학습 모델을 실행하는 것을 포함할 수 있다. 예를 들어, 궤적 경로들의 기계-학습-기반 선택은 IFTT(If This Then That) 환경 내로 통합될 수 있다. 분기 노드들이 통신 규격들을 식별하는 노드들에 연결되게끔 하는 것이 아니라, 분기들은 (예를 들어) 데이터를 저장하기 위해 사용할 상이한 애플리케이션들을 식별할 수 있다. 따라서, 의사결정 프레임워크는, 인공-지능 애플릿 및/또는 플러그인이 하나 이상의 다른 애플릿들과 통신하거나 또는 캔버스를 통해 다시 통신하는 것을 가능하게 하도록 구축될 수 있다.

[0114] 본원의 일부 개시들이 목표 성과가 기계-학습 트레이닝 및 실행을 성형(shape)하기 위하여 사용될 수 있음을 나타내지만, 보다 더 복잡한 인스턴스들이 고려된다는 것이 더 이해될 것이다. 예를 들어, 부정적인 성과(예를 들어, 구독 취소 요청 또는 불만)이 대안적으로 또는 추가적으로 식별되고 사용될 수 있다. 일부 경우들에 있어서, 하나 이상의 목표 결과들 및/또는 하나 이상의 부정적인 결과들이 발생한 양 또는 정도에 기초하여 스코어가 다양한 결과들에 할당될 수 있다. 그런 다음, 스코어는 하나 이상의 기계-학습 모델들을 트레이닝시키고 구현하기 위하여 사용될 수 있다.

[0115] 이상의 설명에 있어서, 특정 세부사항들이 실시예들의 완전한 이해를 제공하기 위하여 주어진다. 그러나, 실시예들이 이러한 특정 세부사항들 없이 실시될 수 있다는 것이 이해될 것이다. 예를 들어, 회로들은 불필요한 세부사항으로 실시예들을 모호하지 않게 하기 위하여 블록도들로 도시될 수 있다. 다른 경우들에 있어서, 잘 알려진 회로들, 프로세스들, 알고리즘들, 구조들, 및 기술들은 실시예들을 모호하게 하는 것을 회피하기 위하여 불필요한 세부사항 없이 도시될 수 있다.

[0116] 이상에서 설명된 기술들, 블록들, 단계들 및 수단들의 구현은 다양한 방식으로 이루어질 수 있다. 예를 들어, 이러한 기술들, 블록들, 단계들 및 수단들은 하드웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 조합으로 구현될 수 있다. 하

드웨어 구현에 대하여, 프로세싱 유닛들은, 하나 이상의 애플리케이션 특정 집적 회로(application specific integrated circuit; ASIC)들, 디지털 신호 프로세서(digital signal processor; DSP)들, 디지털 신호 프로세싱 디바이스(digital signal processing device; DSPD)들, 프로그램가능 로직 디바이스(programmable logic device; PLD)들, 필드 프로그램가능 게이트 어레이(field programmable gate array; FPGA)들, 프로세서들, 제어기들, 마이크로-제어기들, 마이크로프로세서들, 이상에서 설명된 기능들을 수행하도록 설계된 다른 전자 유닛들, 및/또는 이들의 조합 내에 구현될 수 있다.

[0117] 또한, 실시예들이 순서도, 흐름도, 데이터 흐름도, 구조도, 또는 블록도로서 도시되는 프로세스로서 설명될 수 있다는 것을 주의해야 한다. 순서도가 순차적인 프로세스로서 동작들을 설명할 수 있지만, 동작들 중 다수는 병렬로 또는 동시에 수행될 수 있다. 이에 더하여, 동작들의 순서는 재-배열될 수 있다. 그것의 동작이 완료될 때 프로세스가 종료되지만, 이는 도면에는 포함되지 않은 추가적인 단계들을 가질 수 있다. 프로세스는, 함수, 절차, 서브루틴, 서브프로그램 등에 대응할 수 있다. 프로세스가 함수에 대응할 때, 프로세스의 종료는 호출 함수 또는 메인 함수에 대한 함수의 반환에 대응할 수 있다.

[0118] 추가로, 실시예들은 하드웨어, 소프트웨어, 스크립팅 언어들, 펌웨어, 미들웨어, 마이크로코드, 하드웨어 기술 언어들, 및/또는 이들의 임의의 조합에 의해 구현될 수 있다. 소프트웨어, 펌웨어, 미들웨어, 스크립팅 언어 및/또는 마이크로코드로 구현될 때, 필요한 태스크(task)들을 수행하기 위한 프로그램 코드 또는 코드 세그먼트들은 저장 매체와 같은 기계 판독가능 매체에 저장될 수 있다. 코드 세그먼트 또는 기계-실행가능 명령어들은, 절차, 함수, 서브프로그램, 프로그램, 루틴, 서브루틴, 모듈, 소프트웨어 패키지, 스크립트, 클래스, 또는 명령어들, 데이터 구조체들, 및/또는 프로그램 명령문들의 임의의 조합을 나타낼 수 있다. 코드 세그먼트는, 정보, 데이터, 인수들, 파라미터들, 및/또는 메모리 콘텐츠들을 전달하거나 및/또는 수신함으로써 다른 코드 세그먼트 또는 하드웨어 회로에 결합될 수 있다. 정보, 인수들, 파라미터들, 데이터 등은, 메모리 공유, 메시지 전달, 티켓 전달, 네트워크 송신 등을 포함하는 임의의 적절한 수단을 통해 전달되거나, 포워딩되거나, 또는 송신될 수 있다.

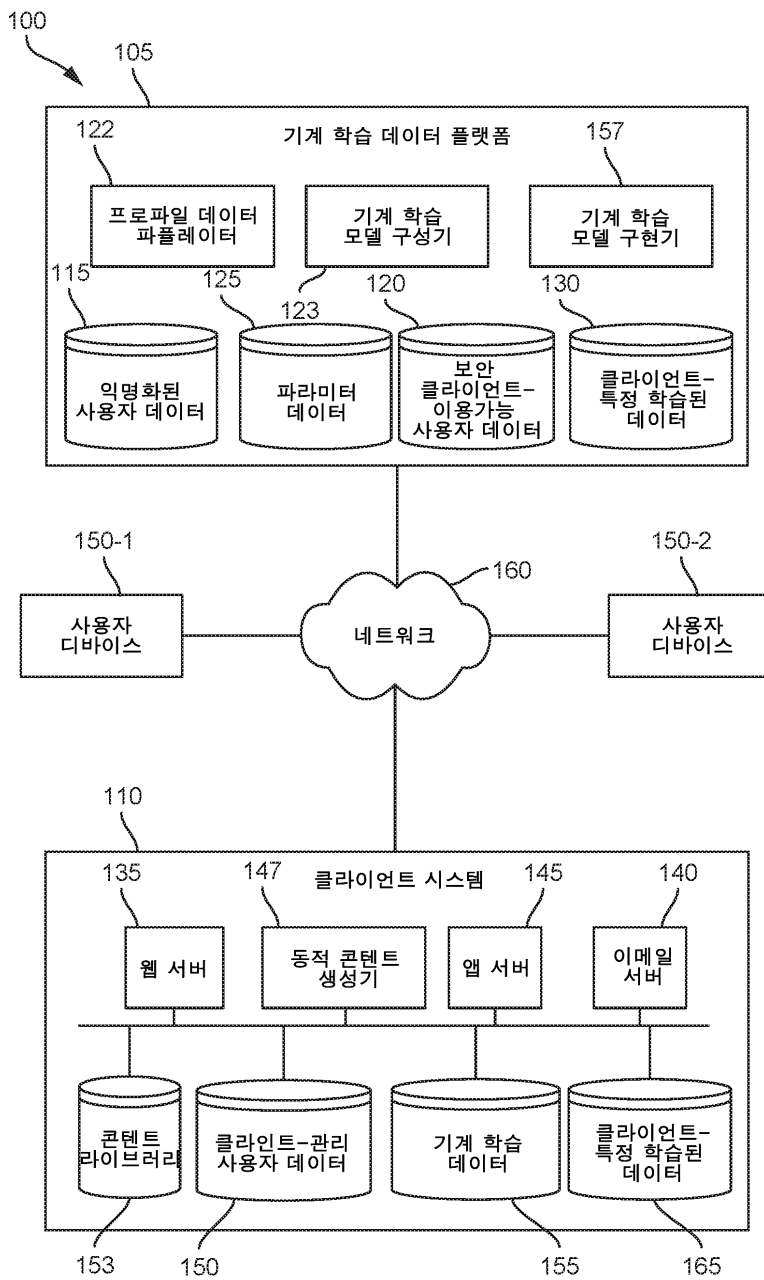
[0119] 펌웨어 및/또는 소프트웨어 구현에 대하여, 방법론들은, 본원에서 설명된 기능들을 수행하는 모듈들(예를 들어, 절차들, 함수들, 등)을 가지고 구현될 수 있다. 명령어들을 유형적으로 구현하는 임의의 기계-판독가능 매체는 본원에서 설명된 방법론들을 구현하는데 사용될 수 있다. 예를 들어, 소프트웨어 코드들은 메모리 내에 저장될 수 있다. 메모리는 프로세서 내에 또는 프로세서 외부에 구현될 수 있다. 본원에서 사용되는 용어 "메모리"는 임의의 유형의 장기, 단기, 휘발성, 비휘발성, 또는 다른 저장 매체를 지칭하며, 메모리의 임의의 특정 유형, 메모리들의 수, 또는 메모리가 저장되는 매체의 유형에 한정되지 않을 것이다.

[0120] 또한, 본원에서 개시된 바와 같은 용어 "저장 매체"는, 판독 전용 메모리(read only memory; ROM), 랜덤 액세스 메모리(random access memory; RAM), 자기 RAM, 코어 메모리, 자기 디스크 저장 매체들, 광 저장 매체들, 플래시 메모리 디바이스들 및/또는 정보를 저장하기 위한 다른 기계 판독가능 매체들을 포함하여, 데이터를 저장하기 위한 하나 이상의 메모리들을 나타낼 수 있다. 용어 "기계-판독가능 매체"는 비제한적으로, 휴대용 또는 고정형 저장 디바이스들, 광 저장 디바이스들, 무선 채널들, 및/또는 명령어(들) 및/또는 데이터를 저장하거나 또는 운반할 수 있는 다양한 다른 저장 매체들을 포함한다.

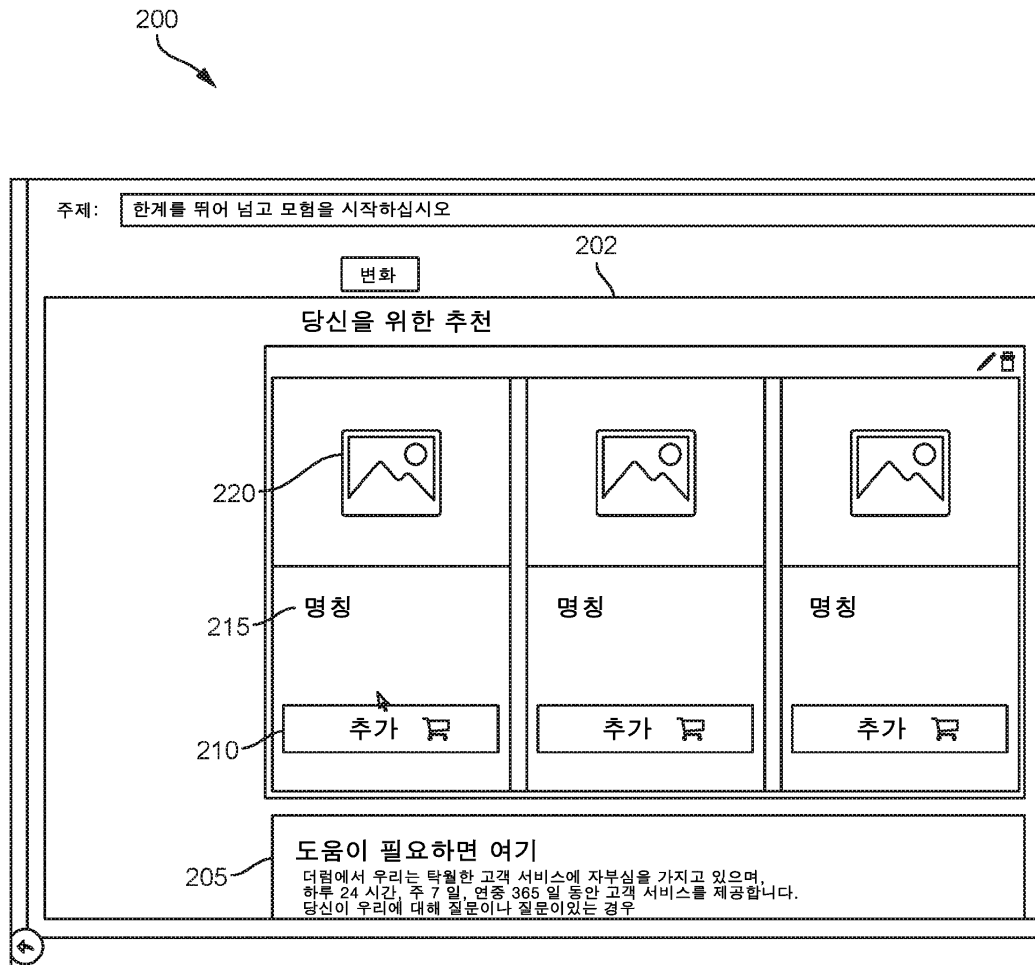
[0121] 본 개시의 원리들이 이상에서 특정 장치들 및 방법들과 관련하여 설명되었지만, 이러한 설명이 오로지 예로서 이루어진 것이며 본 개시의 범위를 제한하지 않는다는 것이 명확하게 이해될 것이다.

도면

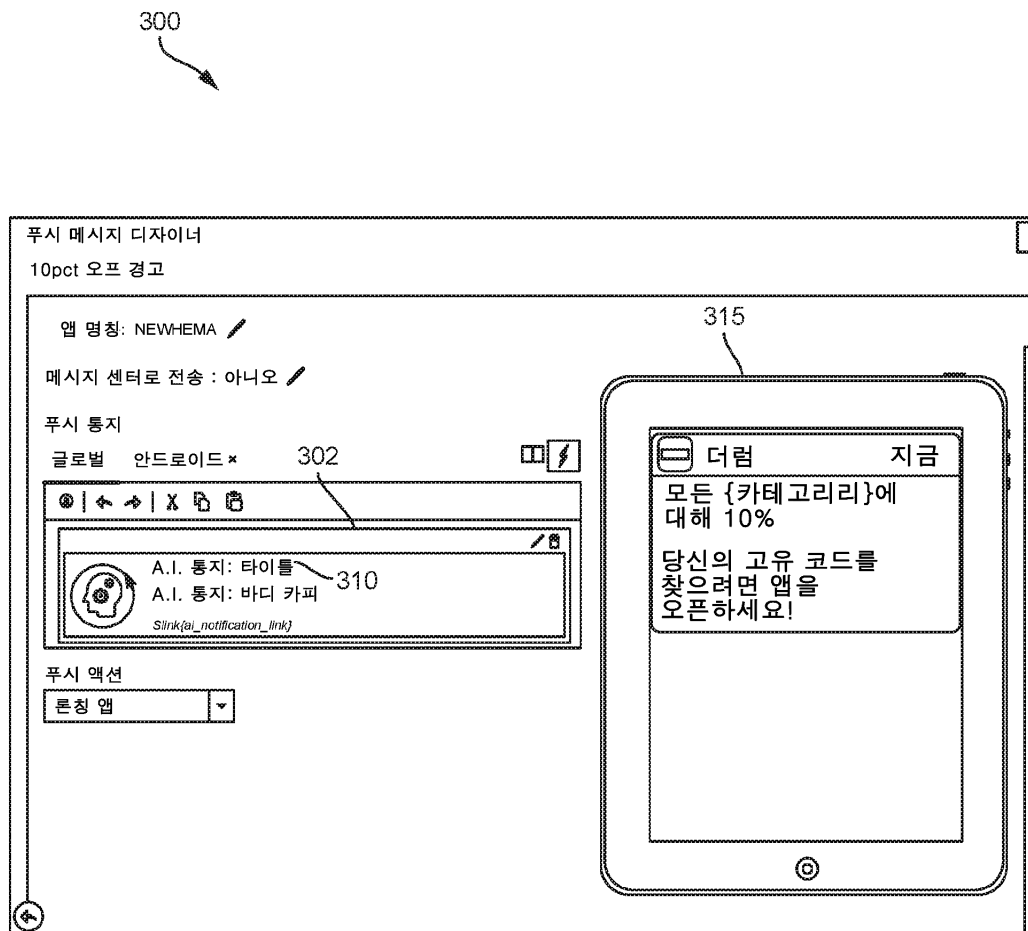
도면1



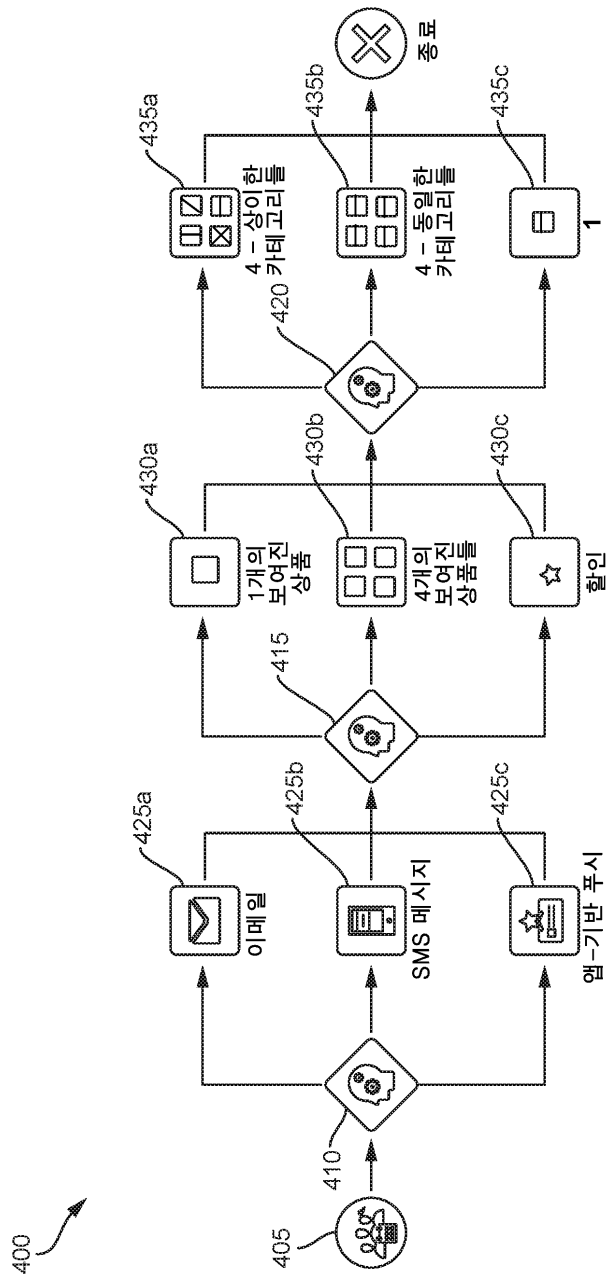
도면2



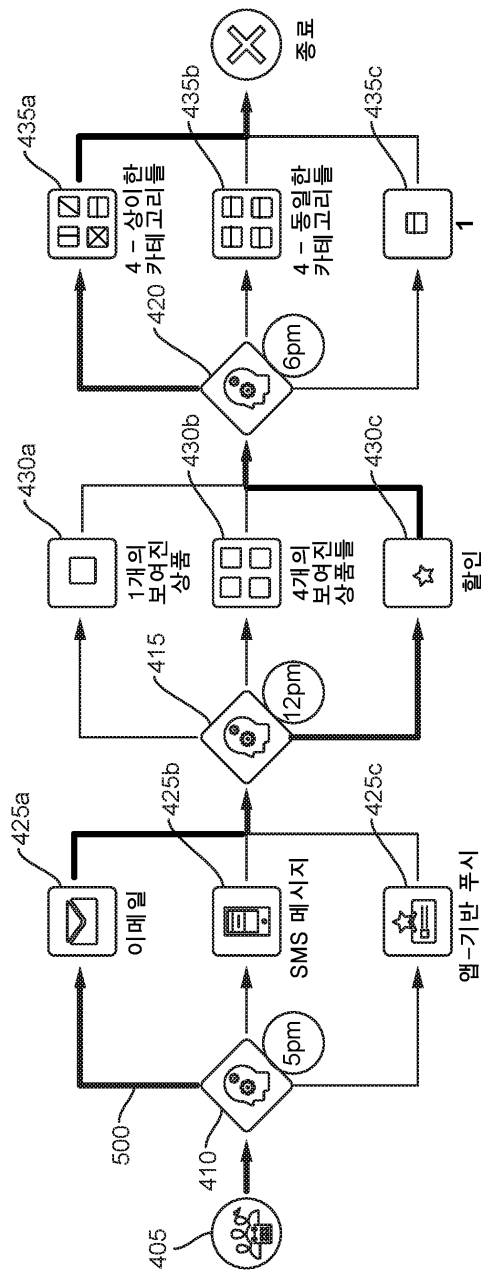
도면3



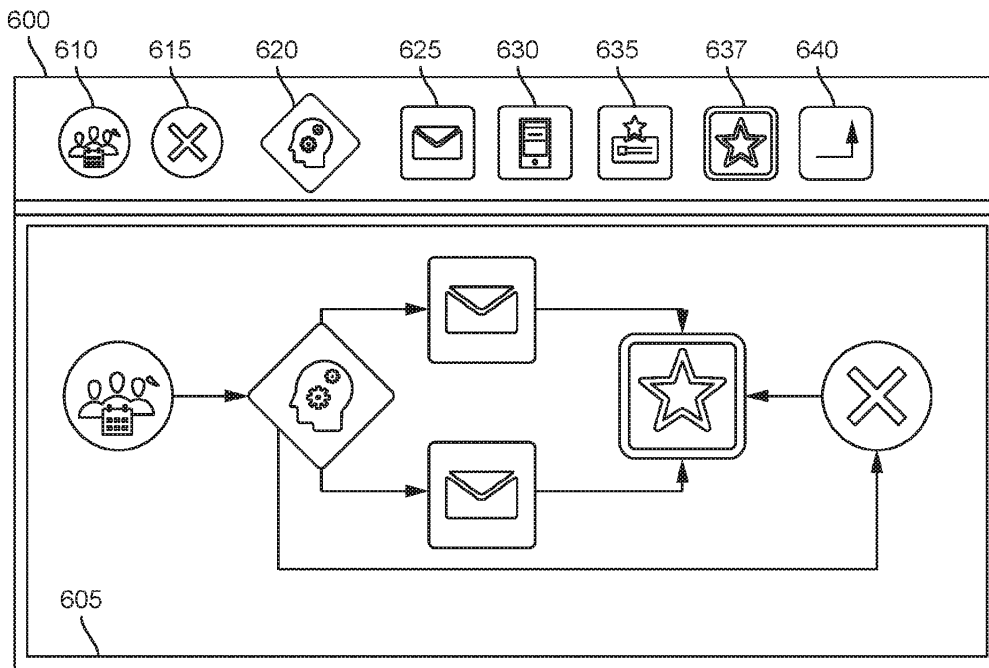
도면4



도면5



도면6



도면7

700



적응형 지능 스위치

×

스태이지 라벨

새로운 콘텐츠 통지

설명

메트릭 선택

변환

▼

경로들

디폴트 경로

이메일 - 콘텐츠 #1

○

제약

부스트

다른 경로 1

이메일 - 콘텐츠 #2

○

제약

부스트

다른 경로 2

No Action

○

제약

부스트

디폴트 통신 시간

1일 후

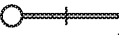
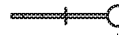
▼

취소

완료

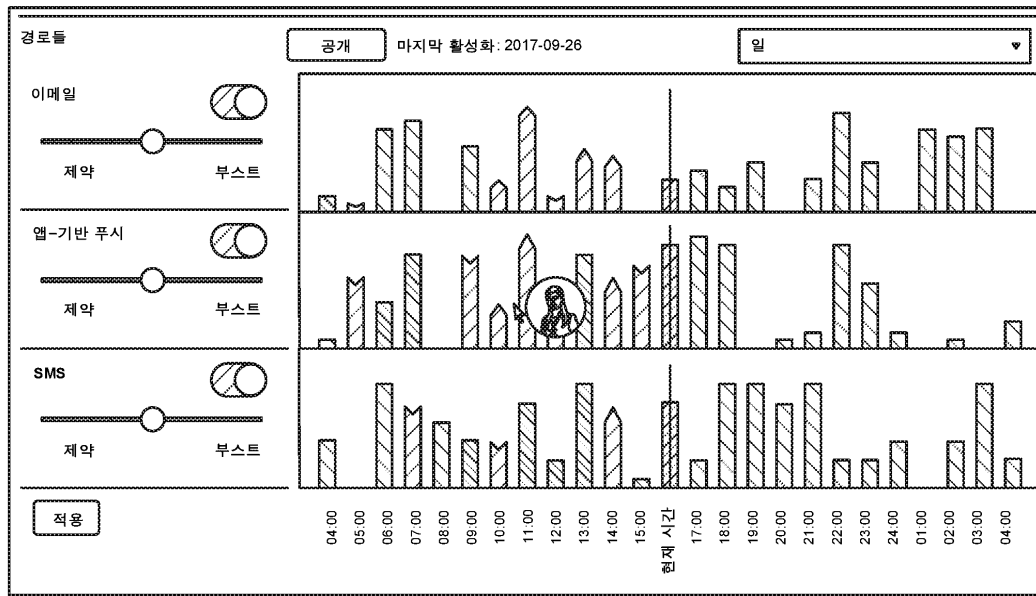
도면8

800
↘

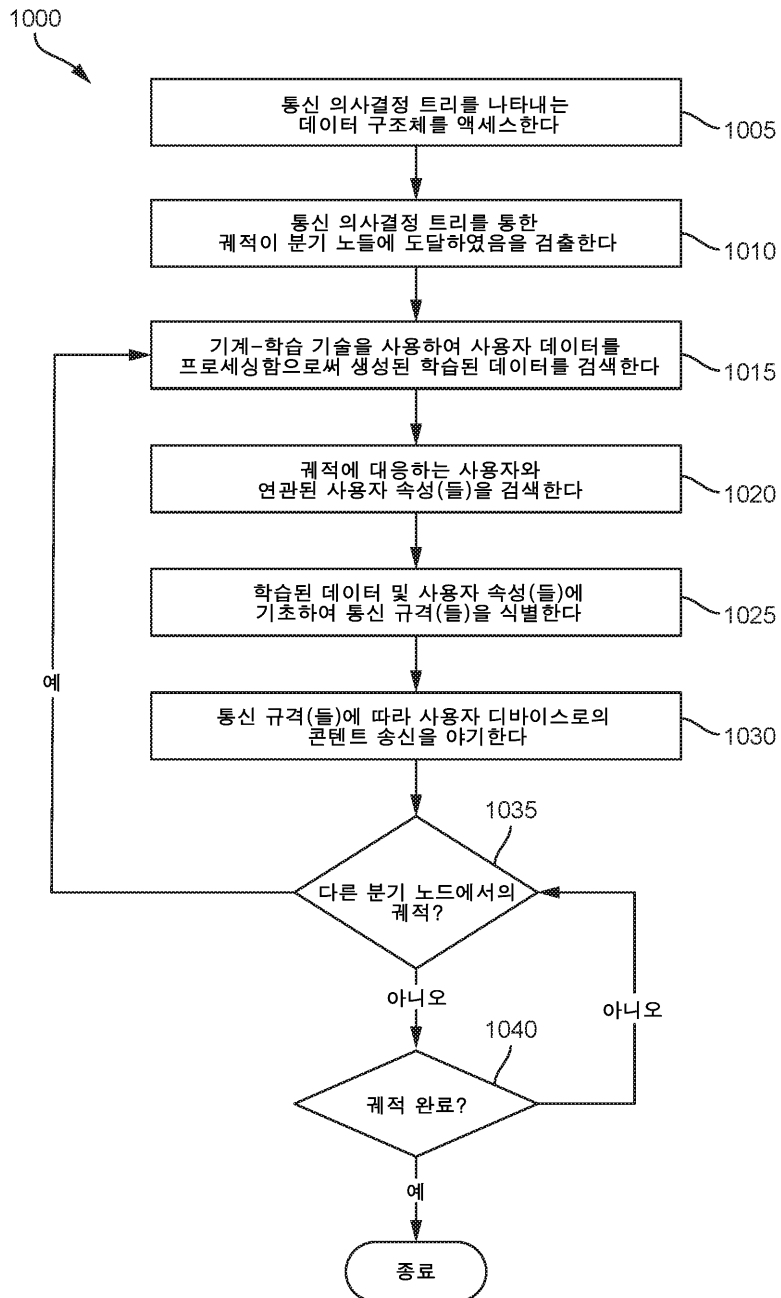
 더럼 30L 모험가 백팩 더럼 1 카테고리 일간 추천 0 조정 추천  ☐ 제공 안함	 더럼 곡선 헬멧 마운트 더럼 1 카테고리 일간 추천 2780 조정 추천 	 더럼 이글 3 액션 카메라 더럼 1 카테고리 일간 추천 4093 조정 추천 
 더럼 이글 5 더럼 1 카테고리 일간 추천 3724 조정 추천 	 더럼 이글 7 블랙 액션 카메라 더럼 1 카테고리 일간 추천 3045 조정 추천 	 더럼 OSC 4000 더럼 1 카테고리 일간 추천 4002 조정 추천 
 더럼 OSC 4300 더럼 1 카테고리 일간 추천 0 조정 추천 	 더럼 OSC 4700 더럼 1 카테고리 일간 추천 0 조정 추천 	 더럼 ROC 3200 더럼 1 카테고리 일간 추천 0 조정 추천 

도면9

900
↘



도면10



도면11

