



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년05월21일
(11) 등록번호 10-2254827
(24) 등록일자 2021년05월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/0454 (2013.01)
G06N 3/049 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0101639
(22) 출원일자 2020년08월13일
심사청구일자 2020년08월13일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020180121466 A*
KR1020180008247 A*
KR1020170039951 A
KR1020180137932 A
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
정진연
서울특별시 용산구 유엔빌리지길 244, 4층 401호 (한남동)
김경은
서울특별시 용산구 유엔빌리지길 244, 4층 401호 (한남동)
(72) 발명자
정진연
서울특별시 용산구 유엔빌리지길 244, 4층 401호 (한남동)
김경은
서울특별시 용산구 유엔빌리지길 244, 4층 401호 (한남동)
(74) 대리인
양성보

전체 청구항 수 : 총 5 항

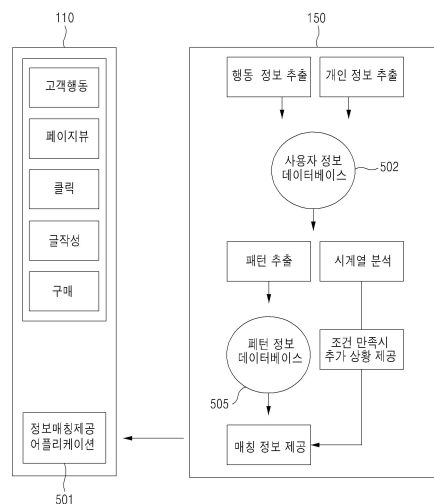
심사관 : 박상현

(54) 발명의 명칭 **딥러닝을 통한 패턴마이닝 이후 레코멘데이션 서비스**

(57) 요약

딥러닝을 통한 패턴마이닝 이후 레코멘데이션 서비스 기술이 개시된다. 일 실시예에 따른 컴퓨터로 구현되는 방법은, 전자 기기에 설치된 어플리케이션에 저장된 고객 정보를 트래킹함에 따라 행동 정보 및 속성 정보를 추출하는 단계 - 상기 고객 정보는, 상기 어플리케이션에 가입된 가입 정보를 기반으로 고객의 개인 정보가 비식별화된 것을 의미함-; 고객 정보를 패턴닝(patterning) 하기 위하여 구축된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 상기 추출된 행동 정보와 상기 속성 정보로부터 획득된 패턴 정보를 통해 매칭 정보를 추출하는 단계; 및 상기 전자 기기에 설치된 어플리케이션을 통해 상기 추출된 매칭 정보를 실시간으로 제공하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도5



(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2013.01)

G06Q 30/0631 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터로 구현되는 방법에 있어서,

전자 기기에 설치된 어플리케이션에 저장된 고객 정보를 트래킹함에 따라 행동 정보 및 속성 정보를 추출하는 단계 - 상기 고객 정보는, 상기 어플리케이션에 가입된 가입 정보를 기반으로 고객의 개인 정보가 비식별화된 것을 의미함-;

고객 정보를 패턴닝(patterning) 하기 위하여 구축된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 상기 추출된 행동 정보와 상기 속성 정보로부터 획득된 패턴 정보를 통해 매칭 정보를 추출하는 단계; 및

상기 전자 기기에 설치된 어플리케이션을 통해 상기 추출된 매칭 정보를 실시간으로 제공하는 단계

를 포함하고,

상기 복수 개의 학습 모델은, 행동 정보를 패턴닝 하기 위한 CNN(convolutional neural network) 학습 모델 및 시계열 분석과 선형적 피드백을 위한 RNN(recurrent neural network) 학습 모델을 포함하고,

상기 매칭 정보를 추출하는 단계는,

상기 고객 정보의 행동 패턴이 학습된 CNN 학습 모델을 통해 어플리케이션 내 고객 동선의 특성 및 마스킹(masking)을 통해 비식별화된 개인 정보에서 연령대와 성별을 기준으로 고객의 패턴 정보를 추출하고, 상기 RNN 학습 모델을 통해 상기 추출된 고객의 패턴 정보에 대한 시변적 동적 특성을 지속적으로 추적하여 매칭 정보를 추출하는 단계

를 포함하고,

상기 CNN 학습 모델과 상기 RNN 학습 모델은,

학습 데이터가 추가되는 경우, 추가된 학습 데이터에 대하여 캐쉬(cache) 모델이 생성된 후 특성별 카테고리 자동 분리화 및 기존 학습 모델과의 시변적 동적 특성에 따른 지속적인 병합을 통해 보강 학습 모델이 생성되는 것을 특징으로 하는

방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 매칭 정보를 추출하는 단계는,

상기 RNN 학습 모델을 통해 추출된 매칭 정보의 피드백을 기반으로 상기 CNN 학습 모델에 규정된 부분들의 정합율을 기록하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 매칭 정보를 추출하는 단계는,

상기 어플리케이션 내 고객의 가입 정보와 상기 어플리케이션 내 고객의 이동 동선에 따른 시간 정보 및 이용 콘텐츠에 기반하여 CNN 학습 모델을 통해 고객이 이용한 콘텐츠의 특성 및 텍스트 정보에 포함된 문장에서 타스

크(task)를 형태소 단위의 명사, 동사, 부사, 형용사를 포함하는 형태소 속성으로 추출하는 단계를 포함하는 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 CNN 학습 모델은,

워드 임베딩(word embedding) 방법을 통해 학습 데이터의 단어들을 워드 벡터로 표현한 후 타스크 관련 단어를 목적 함수로 정의하고, 상기 타스크 관련 단어와 타스크 외 단어의 구분을 위해 임베딩 벡터의 거리를 조정하여 학습하는 것을 특징으로 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 CNN 학습 모델은,

상기 비식별화된 개인 정보를 기반으로 페이지 뷰, 클릭, 글 작성, 구매, 질문을 포함하는 고객의 행동 정보를 목적 함수로 정의하여 학습하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 7

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 아래의 설명은 빅데이터 분석 및 딥러닝 패턴마이닝을 활용한 레코멘데이션 서비스에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 오늘날 인터넷 등 통신망의 급격한 발전과 더불어 모바일 커머스 서비스가 일반화되고 있다.

[0004] 웹, 어플리케이션을 서비스를 이용하는 고객은 서비스 제공사에게 비식별 개인의 활동 정보를 제공하고 서비스 이용자는 서비스 이용 횟수가 늘어날수록 비식별 개인정보 및 로그 분석을 통한 맞춤형 상품 추천 서비스를 받고 있다.

[0005] 이와 같이 레코멘데이션 시스템은 커머스 서비스를 기반으로 일반화 되어가고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 고객 비식별화 정보를 기반으로 하여 로그 데이터를 활용한 행동 패턴닝화 하는 CNN(convolutional neural network) 학습 모델과 RNN(recurrent neural network) 학습 모델을 이용하여 시변적 동적 특징을 추적하여 지속적인 고객 행동 패턴을 정규화 정립하고 어플리케이션을 통해 매칭된 최적의 정보를 제공할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 컴퓨터로 구현되는 방법은, 전자 기기에 설치된 어플리케이션에 저장된 고객 정보를 트래킹함에 따라 행동 정보 및 속성 정보를 추출하는 단계 - 상기 고객 정보는, 상기 어플리케이션에 가입된 가입 정보를 기반으로 고객의 개인 정보가 비식별화된 것을 의미함-; 고객 정보를 패턴닝(patterning) 하기 위하여 구축된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 상기 추출된 행동 정보와 상기 속성 정보로부터 획득된 패턴 정보를 통해 매칭 정보를 추출하는 단계; 및 상기 전자 기기에 설치된 어플리케이션을 통해 상기 추출된 매칭 정보를 실시간으로 제공하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0010] 상기 복수 개의 학습 모델은, 행동 정보를 패턴닝 하기 위한 CNN(convolutional neural network) 학습 모델 및 시계열 분석과 선형적 피드백을 위한 RNN(recurrent neural network) 학습 모델을 포함하고, 상기 매칭 정보를 추출하는 단계는, 상기 고객 정보의 행동 패턴이 학습된 CNN 학습 모델을 통해 어플리케이션 내 고객 동선의 특성 및 마스킹(masking)을 통해 비식별화된 개인 정보에서 연령대와 성별을 기준으로 고객의 패턴 정보를 추출하고, 상기 RNN 학습 모델을 통해 상기 추출된 고객의 패턴 정보에 대한 시변적 동적 특성을 지속적으로 추적하여 매칭 정보를 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 매칭 정보를 추출하는 단계는, 상기 RNN 학습 모델을 통해 추출된 매칭 정보의 피드백을 기반으로 상기 CNN 학습 모델에 규정된 부분들의 정합율을 기록하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 상기 매칭 정보를 추출하는 단계는, 상기 어플리케이션 내 고객의 가입 정보와 상기 어플리케이션 내 고객의 이동 동선에 따른 시간 정보 및 이용 콘텐츠에 기반하여 CNN 학습 모델을 통해 고객이 이용한 콘텐츠의 특성 및 텍스트 정보에 포함된 문장에서 TASK(task)를 형태소 단위의 명사, 동사, 부사, 형용사를 포함하는 형태소 속성으로 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 CNN 학습 모델은, 워드 임베딩(word embedding) 방법을 통해 학습 데이터의 단어들을 워드 벡터로 표현한 후 TASK 관련 단어를 목적 함수로 정의하고, 상기 TASK 관련 단어와 TASK 외 단어의 구분을 위해 임베딩 벡터의 거리를 조정하여 학습할 수 있다.
- [0014] 상기 CNN 학습 모델은, 상기 비식별화된 개인 정보를 기반으로 페이지 뷰, 클릭, 글 작성, 구매, 질문을 포함하는 고객의 행동 정보를 목적 함수로 정의하여 학습할 수 있다.
- [0015] 상기 CNN 학습 모델과 상기 RNN 학습 모델은, 학습 데이터가 추가되는 경우, 추가된 학습 데이터에 대하여 캐쉬(cache) 모델이 생성된 후 특성별 카테고리 자동 분리화 및 기존 학습 모델과의 시변적 동적 특성에 따른 지속적인 병합을 통해 보강 학습 모델이 생성될 수 있다.

발명의 효과

- [0017] DNN(Deep Neural Network)을 기반으로 사용자의 행동 정보의 특성을 패턴닝화 할 수 있다.
- [0018] DNN(Deep Neural Network)으로 인한 높은 신뢰도를 갖는 자연어 처리를 통해 핵심 텍스트를 효과적으로 구분할 수 있다.
- [0019] 시계열 분석 모델을 적용하여 신규 사용자의 패턴닝 추출에 반영함으로써 유효한 정보 매칭이 가능하다.
- [0020] 패턴닝 학습 모델에 학습 데이터가 추가되는 경우 캐쉬(cache) 모델을 생성하여 기존 모델과 병합하는 방법으로 리얼타임(real-time) 학습 처리 구현이 가능하다.
- [0021] 사용자의 행동 정보(클릭, 뷰, 글 작성, 구매 등)를 기반으로 속성 정보를 추출하여 고도화된 패턴닝을 통해 목적에 부합하는 정보를 최적화된 UI(user interface)/UX(user experience)에 맞게 가시화 할 수 있다.
- [0022] 사용자 특성에 맞는 패턴을 기반으로 상황 변수에 따라 필요한 정보들만 제공하여 고객의 참여를 증진시켜 서비스 내 효율을 증가시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0024] 도 1은 일 실시예에 따른 네트워크 환경의 예를 도시한 도면이다.
- 도 2는 일 실시예에 있어서, 전자 기기 및 서버의 내부 구성을 설명하기 위한 블록도이다.
- 도 3은 일 실시예에 있어서 DNN(Deep Neural Network) 기반의 플랫폼 서비스를 제공하는 서버가 포함할 수 있는 구성요소의 예를 도시한 블록도이다.
- 도 4는 일 실시예에 있어서 DNN(Deep Neural Network) 기반의 플랫폼 서비스를 제공하는 서버가 수행할 수 있는 방법의 예를 도시한 흐름도이다.
- 도 5는 일 실시예에 있어서 DNN(Deep Neural Network) 기반의 플랫폼 서비스를 제공하는 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은 일 실시예에 있어서 사용자 패턴 처리를 위한 LSTM(Long Short-Term Memory models) 학습 모델의 예시를 도시한 도면이다.

도 7은 일반적인 딥러닝 보강학습 처리 프로세스를 설명하기 위한 예시 도면이다.

도 8은 일 실시예에 있어서 리얼타임 보강학습 처리 프로세스를 설명하기 위한 예시 도면이다.

도 9는 일 실시예에 있어서 TASK 관련 단어를 추출하기 위한 CNN 학습 모델의 예시를 도시한 도면이다.

도 10은 일 실시예에 있어서 LSTM(Long Short-Term Memory models) 모델을 이용한 패턴 생성 과정을 설명하기 위한 예시 도면이다.

도 11은 일 실시예에 있어서 사용자 행동 패턴과 시계열 분석의 합산 프로세스를 통한 패턴 추출 과정을 설명하기 위한 예시 도면이다.

도 12는 일 실시예에 있어서 신규 사용자가 전자 기기에 설치된 어플리케이션을 이용 시 유사 패턴으로 인식되어 해당 정보를 추출하는 과정을 설명하기 위한 예시 도면이다.

도 13은 선형적 시계열 분석 방법의 프로세스를 설명하기 위한 예시 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 이하, 실시예를 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명한다.
- [0027] 본 발명의 실시예들은 딥러닝 인공지능 기반의 플랫폼 서비스를 제공하는 기술에 관한 것으로, 상세하게는 DNN을 기반으로 사용자의 비식별 개인 정보와 어플리케이션 내 행동 정보를 패턴화하여 예상되는 니즈를 시의성에 맞춰 정보 매칭 제공을 하는 시스템 및 방법에 관한 것이다.
- [0028] 본 명세서에서 구체적으로 개시되는 것들을 포함하는 실시예들은 딥러닝 인공지능 기반의 플랫폼 서비스를 구현할 수 있고, 이를 통해 사용자는 불필요한 정보에 노출되지 않고 상황에 맞는 정보를 받아 봄으로써, 효율성, 합리성, 실효성, 비용 절감 등의 측면에 있어서 상당한 장점들을 달성한다.
- [0029] 도 1은 일 실시예에 따른 네트워크 환경의 예를 도시한 도면이다.
- [0030] 도 1의 네트워크 환경은 복수의 전자 기기들(110, 120, 130, 140), 복수의 서버들(150, 160) 및 네트워크(170)를 포함하는 예를 나타내고 있다. 이러한 도 1은 발명의 설명을 위한 일례로 전자 기기의 수나 서버의 수가 도 1과 같이 한정되는 것은 아니다.
- [0031] 복수의 전자 기기들(110, 120, 130, 140)은 컴퓨터 시스템으로 구현되는 고정형 단말이거나 이동형 단말일 수 있다. 복수의 전자 기기들(110, 120, 130, 140)의 예를 들면, 스마트폰(smart phone), 휴대폰, 내비게이션, 컴퓨터, 노트북, 디지털방송용 단말, PDA(Personal Digital Assistants), PMP(Portable Multimedia Player), 태블릿 PC, 게임 콘솔(game console), 웨어러블 디바이스(wearable device), IoT(internet of things) 디바이스, VR(virtual reality) 디바이스, AR(augmented reality) 디바이스 등이 있다. 일례로 도 1에서는 전자 기기(110)의 예로 스마트폰의 형상을 나타내고 있으나, 본 발명의 실시예들에서 전자 기기(110)는 실질적으로 무선 또는 유선 통신 방식을 이용하여 네트워크(170)를 통해 다른 전자 기기들(120, 130, 140) 및/또는 서버(150, 160)와 통신할 수 있는 다양한 물리적인 컴퓨터 시스템들 중 하나를 의미할 수 있다.
- [0032] 통신 방식은 제한되지 않으며, 네트워크(170)가 포함할 수 있는 통신망(일례로, 이동통신망, 유선 인터넷, 무선 인터넷, 방송망, 위성망 등)을 활용하는 통신 방식뿐만 아니라 기기들간의 근거리 무선 통신 역시 포함될 수 있다. 예를 들어, 네트워크(170)는, PAN(personal area network), LAN(local area network), CAN(campus area network), MAN(metropolitan area network), WAN(wide area network), BBN(broadband network), 인터넷 등의 네트워크 중 하나 이상의 임의의 네트워크를 포함할 수 있다. 또한, 네트워크(170)는 버스 네트워크, 스타 네트워크, 링 네트워크, 메쉬 네트워크, 스타-버스 네트워크, 트리 또는 계층적(hierarchical) 네트워크 등을 포함하는 네트워크 토폴로지 중 임의의 하나 이상을 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0033] 서버(150, 160) 각각은 복수의 전자 기기들(110, 120, 130, 140)과 네트워크(170)를 통해 통신하여 명령, 코드, 파일, 콘텐츠, 서비스 등을 제공하는 컴퓨터 장치 또는 복수의 컴퓨터 장치들로 구현될 수 있다. 일례로, 서버(150)는 네트워크(170)를 통해 접속한 전자 기기(110)로 어플리케이션의 설치를 위한 파일을 제공할 수 있다. 이 경우 전자 기기(110)는 서버(150)로부터 제공된 파일을 이용하여 어플리케이션을 설치할 수 있다. 또한 전자 기기(110)가 포함하는 운영체제(Operating System, OS)나 적어도 하나의 프로그램(일례로 브라우저나 상기 설치된 어플리케이션)의 제어에 따라 서버(150)에 접속하여 서버(150)가 제공하는 서비스나 콘텐츠를 제공받을 수 있다. 예를 들어, 전자 기기(110)가 어플리케이션의 제어에 따라 네트워크(170)를 통해 서비스

요청 메시지를 서버(150)로 전송하면, 서버(150)는 서비스 요청 메시지에 대응하는 코드를 전자 기기(110)로 전송할 수 있고, 전자 기기(110)는 어플리케이션의 제어에 따라 코드에 따른 화면을 구성하여 표시함으로써 사용자에게 콘텐츠를 제공할 수 있다.

- [0034] 도 2는 일 실시예에 있어서, 전자 기기 및 서버의 내부 구성을 설명하기 위한 블록도이다.
- [0035] 도 2에서는 전자 기기에 대한 예로서 전자 기기(110), 그리고 서버(150)의 내부 구성을 설명한다. 또한, 다른 전자 기기들(120, 130, 140)이나 서버(160) 역시 상술한 전자 기기(110) 또는 서버(150)와 동일한 또는 유사한 내부 구성을 가질 수 있다.
- [0036] 전자 기기(110)와 서버(150)는 메모리(211, 221), 프로세서(212, 222), 통신 모듈(213, 223) 그리고 입출력 인터페이스(214, 224)를 포함할 수 있다. 메모리(211, 221)는 비-일시적인 컴퓨터 판독가능한 기록매체로서, RAM(random access memory), ROM(read only memory), 디스크 드라이브, SSD(solid state drive), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같은 비소멸성 대용량 저장 장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 여기서 ROM, SSD, 플래시 메모리, 디스크 드라이브 등과 같은 비소멸성 대용량 저장 장치는 메모리(211, 221)와는 구분되는 별도의 영구 저장 장치로서 전자 기기(110)나 서버(150)에 포함될 수도 있다. 또한, 메모리(211, 221)에는 운영체제나 적어도 하나의 프로그램 코드(일례로 전자 기기(110)에 설치되어 구동되는 브라우저나 특정 서비스의 제공을 위해 전자 기기(110)에 설치된 어플리케이션 등을 위한 코드)가 저장될 수 있다. 이러한 소프트웨어 구성요소들은 메모리(211, 221)와는 별도의 컴퓨터에서 판독가능한 기록매체로부터 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독가능한 기록매체는 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독가능한 기록매체를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독가능한 기록매체가 아닌 통신 모듈(213, 223)을 통해 메모리(211, 221)에 로딩될 수도 있다. 예를 들어, 적어도 하나의 프로그램은 개발자들 또는 어플리케이션의 설치 파일을 배포하는 파일 배포 시스템(일례로, 상술한 서버(160))이 네트워크(170)를 통해 제공하는 파일들에 의해 설치되는 컴퓨터 프로그램(일례로 상술한 어플리케이션)에 기반하여 메모리(211, 221)에 로딩될 수 있다.
- [0037] 프로세서(212, 222)는 기본적인 산술, 로직 및 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 메모리(211, 221) 또는 통신 모듈(213, 223)에 의해 프로세서(212, 222)로 제공될 수 있다. 예를 들어 프로세서(212, 222)는 메모리(211, 221)와 같은 기록 장치에 저장된 프로그램 코드에 따라 수신되는 명령을 실행하도록 구성될 수 있다.
- [0038] 통신 모듈(213, 223)은 네트워크(170)를 통해 전자 기기(110)와 서버(150)가 서로 통신하기 위한 기능을 제공할 수 있으며, 전자 기기(110) 및/또는 서버(150)가 다른 전자 기기(일례로 전자 기기(120)) 또는 다른 서버(일례로 서버(160))와 통신하기 위한 기능을 제공할 수 있다. 일례로, 전자 기기(110)의 프로세서(212)가 메모리(211)와 같은 기록 장치에 저장된 프로그램 코드에 따라 생성한 요청이 통신 모듈(213)의 제어에 따라 네트워크(170)를 통해 서버(150)로 전달될 수 있다. 역으로, 서버(150)의 프로세서(222)의 제어에 따라 제공되는 제어 신호나 명령, 콘텐츠, 파일 등이 통신 모듈(223)과 네트워크(170)를 거쳐 전자 기기(110)의 통신 모듈(213)을 통해 전자 기기(110)로 수신될 수 있다. 예를 들어 통신 모듈(213)을 통해 수신된 서버(150)의 제어 신호나 명령, 콘텐츠, 파일 등은 프로세서(212)나 메모리(211)로 전달될 수 있고, 콘텐츠나 파일 등은 전자 기기(110)가 더 포함할 수 있는 저장 매체(상술한 영구 저장 장치)로 저장될 수 있다.
- [0039] 입출력 인터페이스(214)는 입출력 장치(215)와의 인터페이스를 위한 수단일 수 있다. 예를 들어, 입력 장치는 키보드, 마우스, 마이크로폰, 카메라 등의 장치를, 그리고 출력 장치는 디스플레이, 스피커, 햅틱 피드백 디바이스(haptic feedback device) 등과 같은 장치를 포함할 수 있다. 다른 예로 입출력 인터페이스(214)는 터치스크린과 같이 입력과 출력을 위한 기능이 하나로 통합된 장치와의 인터페이스를 위한 수단일 수도 있다. 입출력 장치(215)는 전자 기기(110)와 하나의 장치로 구성될 수도 있다. 또한, 서버(150)의 입출력 인터페이스(224)는 서버(150)와 연결되거나 서버(150)가 포함할 수 있는 입력 또는 출력을 위한 장치(미도시)와의 인터페이스를 위한 수단일 수 있다. 보다 구체적인 예로, 전자 기기(110)의 프로세서(212)가 메모리(211)에 로딩된 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리함에 있어서 서버(150)나 전자 기기(110)가 제공하는 데이터를 이용하여 구성되는 서비스 화면이나 콘텐츠가 입출력 인터페이스(214)를 통해 디스플레이에 표시될 수 있다.
- [0040] 또한, 다른 실시예들에서 전자 기기(110) 및 서버(150)는 도 2의 구성요소들보다 더 많은 구성요소들을 포함할 수도 있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다. 예를 들어, 전자 기기(110)는 상술한 입출력 장치(215) 중 적어도 일부를 포함하도록 구현되거나 또는 트랜시버(transceiver), GPS(Global Positioning System) 모듈, 카메라, 각종 센서, 데이터베이스 등과 같은 다른 구성요소들을 더 포함

할 수도 있다. 보다 구체적인 예로, 전자 기기(110)가 스마트폰인 경우, 일반적으로 스마트폰이 포함하고 있는 가속도 센서나 자이로 센서, 카메라 모듈, 각종 물리적인 버튼, 터치패널을 이용한 버튼, 입출력 포트, 진동을 위한 진동기 등의 다양한 구성요소들이 전자 기기(110)에 더 포함되도록 구현될 수 있다.

[0041] 도 3은 일 실시예에 있어서 DNN(Deep Neural Network) 기반의 플랫폼 서비스를 제공하는 서버가 포함할 수 있는 구성요소의 예를 도시한 블록도이고, 도 4는 일 실시예에 있어서 DNN(Deep Neural Network) 기반의 플랫폼 서비스를 제공하는 서버가 수행할 수 있는 방법의 예를 도시한 흐름도이다.

[0042] 서버의 프로세서(222)는 고객 정보 추출부(310), 패턴 추출부(320) 및 매칭 정보 제공부(330)를 포함할 수 있다. 서버(150)는 도 2를 통해 설명한 구성요소를 기본적으로 포함하며, 더 나아가 DNN 기반의 플랫폼 서비스를 제공하기 위한 빅데이터 플랫폼 역할을 하는 것으로, 고객 정보 추출부(310)로부터 추출된 정보를 저장하기 위한 정보 데이터베이스, 패턴 추출부(320)로부터 추출된 패턴 정보를 저장하기 위한 패턴 정보 데이터베이스를 더 포함할 수 있다. 이러한 프로세서(222)의 구성요소들은 서버에 저장된 프로그램 코드가 제공하는 제어 명령에 따라 프로세서(222)에 의해 수행되는 서로 다른 기능들(different functions)의 표현될 수 있다. 프로세서(222) 및 프로세서(222)의 구성요소들은 도 4의 DNN 기반의 플랫폼 서비스 제공 방법이 포함하는 단계들(S410 내지 S430)을 수행하도록 서버를 제어할 수 있다. 이때, 프로세서(222) 및 프로세서(222)의 구성요소들은 메모리가 포함하는 운영체제의 코드와 적어도 하나의 프로그램의 코드에 따른 명령(instruction)을 실행하도록 구현될 수 있다.

[0043] 프로세서(222)는 DNN 기반의 플랫폼 서비스 제공 방법을 위한 프로그램의 파일에 저장된 프로그램 코드를 메모리에 로딩할 수 있다. 예를 들면, 서버에서 프로그램이 실행되면, 프로세서는 운영체제의 제어에 따라 프로그램의 파일로부터 프로그램 코드를 메모리에 로딩하도록 서버를 제어할 수 있다. 이때, 프로세서(222) 및 프로세서(222)가 포함하는 고객 정보 추출부(310), 패턴 추출부(320) 및 매칭 정보 제공부(330) 각각은 메모리에 로딩된 프로그램 코드 중 대응하는 부분의 명령을 실행하여 이후 단계들(S410 내지 S430)을 실행하기 위한 프로세서(222)의 서로 다른 기능적 표현될 수 있다. 단계(S410 내지 S430)의 설명의 편의를 위하여 도 5를 참고하기로 한다.

[0044] 서버(150)는 DNN을 기반으로 대화 메시지에서부터 타스크를 자동 추출하여 가시화 할 수 있는 플랫폼 역할을 할 수 있다. 도 5에 도시된 바와 같이, 서버(150)에서 제공하는 플랫폼 서비스는 인터넷을 통해 사용자 간에 대화를 주고 받는 매체와 연동되어 실시될 수 있다. 이때, 매체는 텍스트, 음성, 동영상 등 다양한 형식으로 메시지를 주고 받는 서비스를 제공하는 어플리케이션(501)을 의미하고, 서비스 내 비식별 개인정보 및 행동 로그(예를 들면, 텍스트, 로그 데이터 등)를 포함할 수 있다. 상기와 같은 조건이 갖추어졌을 때, 어떤 서비스 어플리케이션에도 적용이 가능한 것은 당연하다. 서버(150)는 어플리케이션(501)과 밀접하게 정보를 주고 받으며 이와 관련하여 사용자에게 별도의 서비스를 제공할 수 있으며, 다시 말해 어플리케이션(501)에서 추출한 고객의 패턴 정보를 추출 및 요약하여 그에 부합하는 정보를 제공할 수 있다.

[0045] 단계(S410)에서 고객 정보 추출부(310)는 전자 기기에 설치된 어플리케이션에 저장된 고객 정보를 트래킹(tracking)함에 따라 행동 정보 및 속성 정보를 추출할 수 있다. 이때, 고객 정보는, 어플리케이션(501)에 가입된 가입 정보를 기반으로 고객의 개인 정보를 비식별화한 것을 의미할 수 있다. 고객 정보 추출부(310)는 전자 기기에 설치된 적어도 하나의 어플리케이션(예를 들면, 정보 제공 서비스를 제공하는 어플리케이션, 메시지를 송수신하는 서비스를 제공하는 어플리케이션, 커머스 일반 상용화 서비스를 제공하는 어플리케이션 등)(501)으로부터 고객(사용자)의 행동 정보를 추출하여 사용자 정보 데이터베이스(502)에 저장할 수 있다. 고객 정보 추출부(310)는 어플리케이션(301)으로부터 해당 어플리케이션의 제조사에서 제공하는 개발자 툴(SDK)을 이용하여 행동 정보 및 비식별 고객 데이터를 기반으로 패턴 정보를 추출할 수 있다. 이때, 어플리케이션에서 추출된 정보는 이질적이며 광대한 분산 처리 시스템(heterogeneous distribute system)의 빅데이터 플랫폼인 사용자 정보 데이터베이스(502)에 저장할 수 있다.

[0046] 단계(S420)에서 패턴 추출부(320)는 패턴닝(patterning)하기 위하여 구축된 복수 개의 학습 모델을 이용하여 추출된 행동 정보와 속성 정보를 고객 정보로부터 획득된 패턴 정보를 통해 매칭 정보를 추출할 수 있다. 이때, 패턴 추출부(320)는 행동 및 비식별 개인 정보를 처리를 위한 CNN(convolutional neural network) 학습 모델과 시계열 분석 및 선형적 피드백을 위한 RNN(recurrent neural network) 학습 모델을 이용할 수 있다. 패턴 추출부(320)는 고객의 행동 정보(예를 들면, 뷰, 클릭, 글 작성, 구매 등)를 CNN 학습 모델을 통한 워드투백을 활용하여 벡터상에 패턴화 하여 패턴 정보 데이터베이스(505)에 저장할 수 있다. 또한, 패턴 추출부(320)는 고객의 비식별 개인 정보(예를 들면, 성별, 연령 등)를 이용하여 소셜 포지셔닝 예측을 수행할 수 있다. 패턴 추출부

(320)는 시계열 분석을 통한 시변적 특성을 지속적으로 트래킹하여 패턴 정보를 매칭한 매칭 정보를 패턴 정보 데이터베이스(505)에 저장할 수 있다. 도 13의 선형적 시계열 분석 방법의 프로세스를 참고하기로 한다.

[0047] 상세하게는, 패턴 추출부(320)는 사용자 정보 데이터베이스(502)에 저장된 시계열 정보로부터 매칭 정보를 함께 추출하여 패턴 정보 데이터베이스(505)에 저장할 수 있다. 패턴 추출부(320)는 사용자의 비식별 개인 정보를 기반으로 하는 벡터상의 포지셔닝 행동을 규정하는 관련된 키워드(이하, '패터닝 관련 단어'라 칭함)를 추출하기 위한 CNN 알고리즘과, 시계열 분석 및 지속적인 추적(선형적) 피드백을 생성하기 위한 RNN 알고리즘을 조합하여 매칭 정보를 추출할 수 있다. 패턴 추출부(320)는 CNN 학습 모델을 통해 선학습 후, RNN 학습 모델을 통해 매칭 정보를 생성하는 형태의 알고리즘, 혹은 RNN 학습 모델을 통해 패터닝 관련 단어를 추출한 후에(1차 패터닝) CNN학습 모델로 생성하는 형태의 알고리즘을 적용할 수 있다.

[0048] 본 발명에서는 TASK 정보 추출에 특화되어 학습된 DNN 알고리즘이 사용자의 비식별 개인정보화 행동 흐름 패턴 정보에서 추출 정리를 하며 5WH(When, Where, Who, What, Why, How)의 속성으로 매칭에 대한 리얼타임 타이밍을 정리할 수 있다. 행동 정보에서 추출된 TASK 정보는 다시 이질적이며 광대한 분산 처리 시스템(heterogeneous distribute system)의 빅데이터 플랫폼인 패턴 정보 데이터베이스(505)에 저장할 수 있다. 패턴 정보 추출에 특화된 학습 모델과 시계열 분석의 추적을 통한 구체적인 매칭 정보 추출 과정은 이하에서 더욱 상세히 설명하기로 한다.

[0049] 단계(S430)에서 매칭 정보 제공부(330)는 전자 기기에 설치된 어플리케이션을 통해 추출된 매칭 정보를 제공할 수 있다. 매칭 정보 제공부(330)는 전자 기기에 설치된 어플리케이션을 통해 사용자가 원하는 정보를 리얼타임으로 가시화할 수 있다. 매칭 정보 제공부(330)는 전자 기기에 설치된 서비스 어플리케이션을 통해 매칭 정보를 가시화 함으로써 전자 기기의 사용자에게 기 설정된 기준 이상의 매칭율을 보이는 정보(예를 들면, 매칭율이 높은 정보)를 제공할 수 있다. 매칭 정보 제공부(330) 패턴 정보 데이터베이스(305) 및 시계열 분석을 통해 추적된 TASK들과 실시간으로 어플리케이션에서 리얼타임으로 보여주기 위한 처리를 실시할 수 있다.

[0050] 이때, 정보 매칭을 활용한 어플리케이션은 PC 기반의 프로그램 또는 모바일 단말 전용의 어플리케이션으로 구성될 수 있다. 또한, 정보 매칭 제공 어플리케이션은 독립적으로 동작하는 프로그램 형태로 구현되거나, 혹은 특정 어플리케이션(예컨대, 메시지 어플리케이션)의 인-앱(in-app) 형태로 구성되어 상기 특정 어플리케이션 상에서 동작이 가능하도록 구현될 수 있다. 다시 말해, 매칭 정보 제공부(330)는 웹 서비스 또는 모바일 단말 전용 어플리케이션의 형태로 제공되는 서비스 어플리케이션을 통해 실시간으로 처리되는 매칭 정보들을 최적화된 UI/UX에 기반하여 출력해줄 수 있다.

[0051] 본 발명에서는 인간과 똑같은 사고를 할 수 있는 딥러닝 기반에 독자적인 범용 인공지능(general artificial intelligence) 알고리즘으로 구현되는 특징을 가지며, 패턴화 기술과 TASK 추출 알고리즘을 적용할 수 있다. 패턴화 처리 기술은 단어 표현의 분석 기술을 활용하여 단어들 사이의 관계를 DNN으로 학습하여 행동을 문장과 구로 표현하고 카테고리화를 통해 지속적인 추적하여 사용자의 니즈를 탐지 및 예측 가능한 독자적인 알고리즘이다.

[0052] 추출 알고리즘은 방대한 양질의 데이터를 독자적인 패턴 처리 기술을 바탕으로 학습시키고 행동 패턴 적립의 TASK 성립 확률을 기계가 스스로 판단하여 자체적으로 TASK 사전을 자동으로 구축하며 학습해가는 알고리즘이다.

[0053] TASK 정보 추출에 특화된 학습 모델의 구축 과정을 설명하면 다음과 같다.

[0054] 서버(150)는 TASK 추출을 위한 학습 모델을 구축하기 위해 복수의 전자 기기들에 설치된 어플리케이션을 통해 비식별 개인정보에 기인한 사용자들의 행동 정보(예를 들면, 뷰, 클릭, 작성, 구매 등)를 데이터로서 수집할 수 있다. 서버(150)는 복수의 사용자가 이용하는 어플리케이션으로부터 수집한 학습 데이터를 이용하여 TASK 정보 추출에 특화된 학습 모델을 구축할 수 있다. 서버(150)는 학습 데이터에서 행동 패턴의 특성을 규정해서 워드 벡터로 표현함으로써 단어들의 벡터화를 수행할 수 있다.

[0055] 일례로, 서버(150)는 기계 학습 모델인 word2vec의 skip-gram(N-gram) 모델을 이용하여 특정 TASK 분산에 특화된 워드 임베딩(word embedding) 방법을 적용할 수 있으며, 예를 들어 조건에 부합하는 카테고리를 워딩으로 추론하고 학습할 수 있다. 어플리케이션에 적용 시 취득할 수 있는 패턴화가 가능 정보는 아래 표1과 같다. 먼저, 분산화(CNN 학습) 하는 과정을 설명하면 다음과 같다.

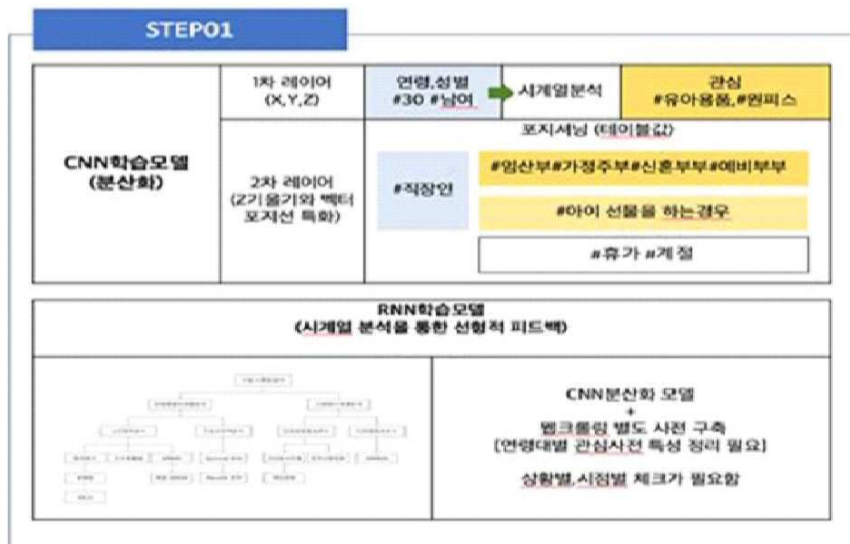
[0056] 표 1:

비식별 개인정보 (마스킹 처리)	행동 특성 정보
아이디	1.메인페이지 접속 후 페이지별 스크롤 값을 체크해서 해당 스크롤값에 부합하는 값 텍스트화 (프로모션+ 카테고리 특성) 2.페이지 이동시 이동 페이지 카테고리 활용하여 특성 값을 텍스트 화
연령	
특성화(향후 추가 칼럼) 비식별 개인정보는 행동정보의 특성화 에다른 복수개의 칼럼을 갖을수 있으며 패턴 매칭 정보제공의 결과 값에 따라 회득률에 대한 신규 칼럼을 생성을 기인한다.	
특성화 확률 (향후 추가 칼럼)	

[0057]

[0058] 분산화 과정을 설명하기 위하여 30대 여성이 상용화 어플리케이션 이용 시 유아용품, 원피스와 관련된 페이지를 보았을 때를 예를 들어 설명하기로 한다.

[0059] 표 2:



[0060]

[0061] (1) 1차 레이어인 속성 정보(연령, 성별)에 대한 시계열 분석 처리 및 관심사에 대한 텍스트 처리를 수행한다.

[0062] (2) 유니그램(1단어) 분포(unigram distribution)인 P(w) 분포에 해당되는 분포로부터의 킬럼 확장은 가능하다.

[0063] (3) 2차 레이어로 가기 위한 학습 단계 t에서 목적 함수를 수학적 식 1과 같이 정의한 후 1차 학습을 진행한다.

[0064] 수학적 식 1:

$$J_{NEG}^{(t)} = \log Q_{\theta}(D = 1 \mid \text{'유아용품', '원피스' 에서}) + kE^{\omega \sim P_{noise}} [\log Q_{\theta}(D = n \mid \text{'카테고리1', '유아용품'}) + \log Q_{\theta}(D = n \mid \text{'카테고리2', '원피스'})]$$

[0065]

[0066] 여기서, $\log Q_{\theta}(D = 1 \mid \omega, h)$ 는 임베딩 벡터 인자 θ 를 학습하면서 데이터 셋 D에서 컨텍스트 h에서 단어 w가 나올 확률을 계산하는 이진 로지스틱 회귀분석 확률(binary logistic regression probability)

모델을 의미하고, $+kE \sim \omega \sim P_{noise}$ 는 잡음분포에서 k개의 확장이 될 수 있는 단어를 의미한다.

[0067] (4) 목적 함수를 최대화 하기 위해 임베딩 벡터 인자 θ 를 갱신한다.

[0068] (5) 임베딩 벡터 인자 θ 의 손실에 대한 기울기(gradient)를 유도하기 위해 $\frac{\partial}{\partial \theta} J_{NEG}(\theta)$ 값에 해당하는 목적 함수의 미분값)를 산출한다.

[0069] (6) 행동을 특화할 수 있는 단어(학습 문장에서 카테고리화가 가능한 단어인 '관심사' - 포지셔닝과 연결 가능한)와 구분이 가능한 카테고리(학습 문장에서 '원피스', '유아용품' 등)의 구분이 성공적으로 이루어질 때까지 임베딩 벡터(embedding vectors)의 거리를 조정한다. 임베딩 벡터의 거리를 조정함으로써 카테고리 특성화에 근접한 벡터를 획득할 수 있다.

[0070] 상기한 (1) 내지 (6) 과정으로 학습 문장에서 목적과 시간을 분산화 할 수 있다.

[0071] 또한, 서버(150)는 TASK(TASK- 카테고리화가 가능한 단어) 관련 단어들의 군집 범위 및 기울기를 조정할 수 있다. 표 3은 행동을 규정짓는 (TASK- 카테고리화가 가능한 단어) 관련 단어들의 군집 범위 및 기울기 조정 예시를 나타내고 있다.

[0072] 표 3:

```
class TaskPredictor
def _init_(self):
self.vectorizer=Tfidfvectorizer()
def tran(self, data):
self.vectorizer.fit(np.append(data.context.values,
data.Utterance.values))
def predict(self, context, utterances):
vector_context=self.vectorizer.transform([context])
vector_doc=self.f.vectorizer.transform(utterances)
result=np.dot(vector_doc, vector_context.T).todense()
result=np.asarray(result).flatten()
return np.argsort(result, axis=0) [::-1]
```

[0073]

[0074] 도 6은 일 실시예에 있어서 사용자 패턴 처리를 위한 LSTM(Long Short-Term Memory models) 학습 모델의 예시를 도시한 도면이다.

[0075] 서버는 패턴 처리를 위한 CNN 알고리즘을 적용할 수 있으며, CNN 학습 모델은 다음과 같은 구조로 이루어질 수 있다.

[0076] (1) CNN 학습 모델의 입력 레이어(input layer)에 학습 문장 속 단어들의 벡터값(word2vec)을 행렬로 나열한다.

[0077] (2) 다중 필터(multiple filters)를 가진 컨볼루션 레이어(convolutional layer)와 풀링 레이어(max-pooling layer)를 연결한다.

[0078] (3) 분류 층(classification layer)으로 소프트맥스(softmax) 분류기를 선택한다.

[0079] (4)RNN 학습 모델은 TASK 처리를 위한 LSTM(long-term short-term memory) 모델(도 6 참조)을 이용한다.

[0080] 또한, 정규화된 특성 정보 중 주체가 되는 사용자의 시계열 분석 위한 RNN 알고리즘을 적용할 수 있으며, RNN 학습 모델은 다음과 같은 구조로 이루어질 수 있다.

[0081] RNN 학습 모델은 특성화된 정보를 선형적 추적을 통해서 매칭 정보 제공을 통한 피드백을 기반으로 CNN학습으로 규정된 부분들의 정합을 기록하며 고도화를 이뤄나간다. 이 알고리즘 수식은 수학적 2와 같다.

[0082] 수학적식 2:

$$f(h_i) = W_2 \tanh(W_1 h_i + b_1)$$

$$a_i = e^{f(h_i)} / \sum_{j=1}^n e^{f(h_j)}$$

$$c = \sum_{k=1}^n a_k \times h_k$$

[0083]

[0084] 여기서, h는 히든 레이어(hidden layer)의 출력을 나타내는 벡터값, W는 어텐션(attention)을 구하기 위한 가중치 벡터값, b는 바이어스(bias), e는 지수 함수, a는 피드백을 통한 가중치 즉, c(context vector)를 구할 때 h에 대한 가중치를 의미한다.

[0085] 서버는 학습 데이터에 대한 리얼타임 보강학습 처리를 적용할 수 있다.

[0086] (1) 일반적인 딥러닝 보강학습 처리 프로세스는 도 7에 도시한 바와 같이 학습 데이터를 학습하여 학습 모델(710)(CNN 학습 모델, RNN 학습 모델)을 생성하게 되는데, 이후 학습 데이터가 추가되는 경우 기존 학습 모델(710)을 파기하고 새로 데이터를 포함한 전체 학습 데이터를 다시 학습하여 새로운 학습 모델(730)을 생성하는 구조이다.

[0087] (2) 리얼타임 보강학습 처리 프로세스는 캐쉬 모델을 생성하여 기존 학습 모델과 병합(merge)하는 방법으로 리얼타임 학습 처리가 구현 가능하다. 도 8을 참조하면, 학습 데이터를 학습하여 학습 모델(810)을 생성한 후 학습 데이터가 추가되는 경우 추가된 학습 데이터에 대하여 캐쉬 모델(830)을 생성하고 기존 학습 모델(810)과 병합하여 보강 학습 모델(850)을 생성할 수 있다. 이에 따라, 캐쉬 모델을 활용하여 학습 모델에 대한 리얼타임 학습 처리와 보강학습 처리를 구현함으로써 학습 모델을 구축하는데 필요한 리소스와 비용을 절감할 수 있다.

[0088] 도 9는 일 실시예에 있어서 TASK 관련 단어를 추출하기 위한 CNN 학습 모델의 예시를 도시한 도면이다.

[0089] 구체적인 TASK (카테고리가 가능한 단어)정보 추출 과정으로서, TASK 정보를 추출하기 위한 학습 알고리즘은 다음과 같다.

[0090] 서버는 CNN 학습 모델을 통해 선학습 후 RNN 학습 모델을 통해 패턴 매칭을 제공하는 형태의 알고리즘(CNN+RNN 학습 알고리즘)을 적용할 수 있다.

[0091] 서버는 CNN 학습 모델을 이용하여 행동 정보 내에서 핵심 단어인 TASK를 추출할 수 있다(도 9 참조).

[0092] (1) 문장에 포함된 단어를 벡터 값으로 임베딩 한다.

[0093] (2) 3개의 필터(예를 들면, 행의 길이를 각각 2, 3, 4로 설정)를 복수 개(예를 들면, 총 6개)의 문장 매트릭스에 합성 곱을 수행하여 특징 맵을 생성한다.

[0094] (3) 각 맵의 맥스-풀링(max-pooling)을 진행하여 최대값을 추출한다.

[0095] (4) 복수 개(예를 들면, 6개)의 단변량 특징 벡터(max-pooling 결과 값)를 분류 레이어(softmax 분류기)의 특징 벡터로 연결한다.

[0096] (5) 분류 레이어(softmax 분류기)를 통해 TASK 관련 단어(카테고리가 가능한 단어)를 추출한다.

[0097] 서버는 RNN 학습 모델인 LSTM을 이용하여 TASK 문장을 생성할 수 있다. 서버는 CNN 학습 모델을 통해 선별된 단어들을 RNN 학습 모델의 입력 데이터로 학습할 수 있으며, 이때, CNN을 기반으로 구현된 데이터베이스의 칼럼을 추가 생성할 수 있다. 도 10은 CNN 학습 모델을 통해 선별된 단어들을 입력 데이터로 하는 RNN 학습 모델을 도시화 한 것이다.

[0098] (1) 행동 특성 단어 표현(word representation) 층: CNN으로 선별된 단어들의 벡터 값을 시계열로 배치한다.

[0099] (2) 패턴 구성(sentence composition) 층: 단어 표현 층에서 입력된 벡터 값을 LSTM 알고리즘으로 일차 패턴을 재생성한다.

[0100] (3) 패턴 표현(sentence representation) 층: 표현 구성 층에서 생성된 문장을 배치한다.

[0101] (4) 2차 포지셔닝 구성(document composition) 층: 생성된 1차 패턴에서 포지셔닝 카테고리 기준 (유사 문장의 벡터 값 조합으로 판별)로 대체한다.

[0102] 향후 피드백을 통한 고도화 작업으로 포지셔닝에 라벨링 작업을 이행한다.

[0103] (5) 포지셔닝 표현(document representation) 층: 포지셔닝이 완료 후 문장들을 소프트맥스 함수를 이용하여 최종 분류하여 RNN의 시계열 분석과의 커넥팅을 갖는다.

[0104] 서버는 RNN 학습 모델을 통해 정규화된 패턴과 비식별 개인 정보의 CNN 학습 모델로 타스크(패터닝) 생성 및 트래킹을 생성하는 형태의 알고리즘(RNN+CNN 학습 알고리즘)을 적용할 수 있다.

[0105] 서버는 RNN 학습 모델을 이용하여 대화의 흐름을 요약할 수 있다.

[0106] (1) 서버는 행동 특성을 정규화 하여 행동 내에서 정규화 카테고리를 파악할 수 있다. 학습 모델은 수학적 식 3과 같이 정의될 수 있다.

[0107] 수학적 식 3:

$$\begin{aligned}
 z &= \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z) \\
 r &= \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r) \\
 m &= \text{act}(W_m x_t + U_m (h_{t-1} \nabla r) + b_m) \\
 h_t &= (1 - z) \nabla h_{t-1} + z \nabla m
 \end{aligned}$$

[0108]

[0109] σ 는 시그모이드(sigmoid) 함수, x_t 는 이전 시퀀스의 입력, h_{t-1} 은 이전 시퀀스의 출력, $W_z, U_z, W_r, U_r, W_m, U_m$ 은 각각 게이트(gate)와 셀 메모리(cell memory)를 위한 가중치 행렬, r 은 이전 상태를 유닛의 입력에 반영하는 비율을 결정하는 리셋 게이트(reset gate), z 는 이전 상태를 보존하여 반영하는 정도를 결정하는 업데이트 게이트(update gate), act 는 활성화 (activation) 함수, ∇ 는 요소별 결과물(element-wise product)을 의미한다.

[0110] 도 11은 일 실시예에 있어서 사용자 행동 패턴과 시계열 분석의 합산 프로세스를 통한 패턴 추출 과정을 설명하기 위한 예시 도면이다.

[0111] 서버는 도 11의 패턴을 조합하여 새로운 확정 패턴을 생성할 수 있다. 다시 말해, n차의 레이어순으로 거듭하여 고도화가 가능하다.

[0112] 서버는 CNN 학습 모델을 이용하여 패턴화가 가능한 단어에 속성을 부여하여 추출 후 패턴 확률을 산출하여 최종 패턴을 결정할 수 있다. 도 12는 관련 속성으로 타스크를 추출하는 CNN 학습 모델을 도식화 한 것이다.

[0113] 서버는 RNN 선형적 추적으로 인하여 5W1H(When, Where, Who, What, Why, How) 속성으로 매칭 확률을 산출하여 최종 매칭을 결정할 수 있다.

[0114] (1)패턴화 하는 키워드의 벡터 값을 행렬로 나열한다. 도 12에서는 설명의 편의를 위하여 6차원 형태로 도시하였으나, 이는 도시의 편의를 위한 것으로 실제로는 100차원 이상의 형태를 가진다.

[0115] (2) 다중 필터(multiple filters)를 이용하여 합성곱 변환을 수행한다.

[0116] (3) 합성곱 레이어의 경과를 5W1H 특징 맵으로 맥스-풀링(max-pooling)을 수행한다.

[0117] (4) 맥스-풀링(max-pooling)를 통해 타스크 확률을 산출한다.

[0118] 일례로, 서버는 RNN 학습 모델을 통해 생성된 패턴 확정 키워드 각각에 대하여 상기한 CNN 학습 모델을 적용하여 패턴 확정 카테고리 중 패턴 확률이 기 설정 값 이상인 단어를 최종 패턴 카테고리 및 키워드로 결정할 수 있다.

[0119] 본 발명에서 적용하고자 하는 학습 알고리즘의 예로는 Hadoop+Hbase, Spark+Word2vec, Tensorflow+Theano+Kerlar 등으로 구현 가능하다.

[0120] 요건대, 본 발명에 따른 DNN 기반의 플랫폼 서비스를 위한 타스크(카테고리화가 가능한 단어) 추출 방법은 데이

터 수집 과정, 데이터 정규화 과정, 데이터 분류화 과정, 패턴 마이닝 과정 및 패턴 매칭 과정을 포함할 수 있다.

- [0121] 데이터 수집 과정은 사용자가 이용하는 어플리케이션에 접근하여 어플리케이션을 통해 활동하는 모든 기록의 특성을 활용 가능한 데이터를 수집하는 과정이다.
- [0122] 데이터 정규화 과정은 수집된 데이터에서 텍스트를 Spark MLlib의 기능 중 하나인 Word2Vec를 이용하여 정량화하고 정량화된 데이터를 벡터값(수치)으로 변환하는 과정이다. 다시 말해, 단어 표현을 인공 신경망을 이용하여 벡터 공간 상에 나타낼 수 있는 값으로 변환하는 것이다. Word2Vec은 각 단어 간의 앞뒤 관계를 보고 근접도를 정하는 알고리즘으로 딥러닝을 통한 비지도 학습 알고리즘으로, 딥러닝을 통한 비지도 학습으로 단어 사전이 필요 없다는 점과 신조어, 구어, 은어 등의 추출이 용이하다는 점 등에서 이점이 있다.
- [0123] 데이터 분류화 과정은 공통된 데이터 군집과 비슷한 벡터 성향을 보이는 데이터들을 분류하는 과정이다. 즉, 유사한 패턴과 성향을 갖는 데이터들을 군집화 하여 분류화 하는 것이다. 예를 들어, 비식별 개인 정보 및 행동에서 특성에 따른(엔드포인트 서비스를 고려한) 군집화(소셜 포지셔닝, 성별, 관심사 등)가 가능하다.
- [0124] 패턴 마이닝 과정은 공통된 데이터 군집에서 빈번히 발생하는 동일한 벡터 패턴을 인식하는 과정이다. 이와 같이 인식된 패턴을 토대로 행동 특성화를 통한 타스크 추출을 위한 정보를 학습할 수 있다.
- [0125] 상기한 알고리즘에 자연어 처리 기술을 접목시켜 행동 특성화를 통한 타스크를 추출할 수 있다. 먼저, 방대한 데이터를 자연어 처리 기술을 바탕으로 학습시킨다. 다음, 행동 특성화 내용에서 타스크 성립 확률을 스스로 판단하여 자체적으로 타스크 사전을 자동으로 구축하여 학습해 가는 것이다. 이러한 학습 모델을 통하여, 사용자가 이용하는 다양한 어플리케이션 상에서의 행동으로부터 패턴을 추출할 수 있다.
- [0126] 더 나아가, 본 발명의 실시예들에 따르면, 타스크 추출을 위한 학습 모델에 학습 데이터에 추가되는 경우 캐쉬(cache) 모델을 생성하여 기존 모델과 병합하는 방법으로 리얼타임(real-time) 학습 처리를 구현함으로써 학습 모델을 구축하는데 필요한 리소스와 비용을 절감할 수 있다.
- [0127] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.
- [0128] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.
- [0129] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록

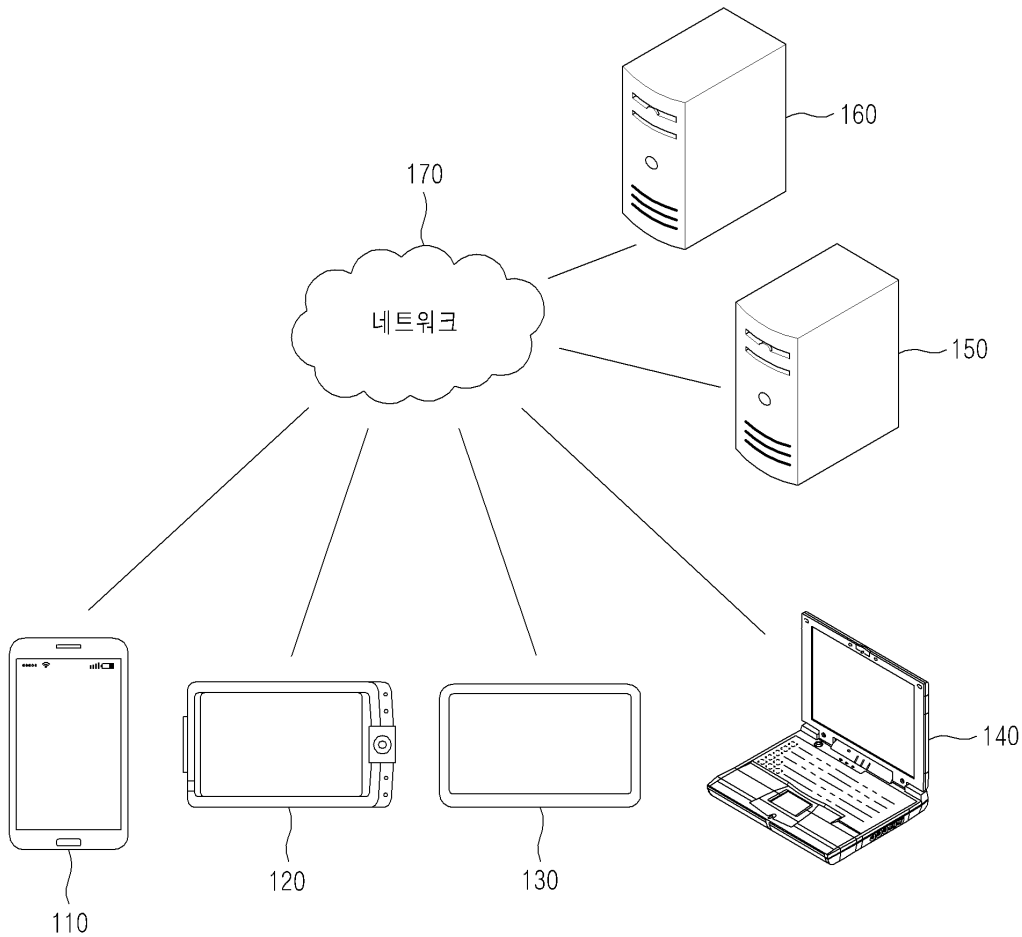
록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0130] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

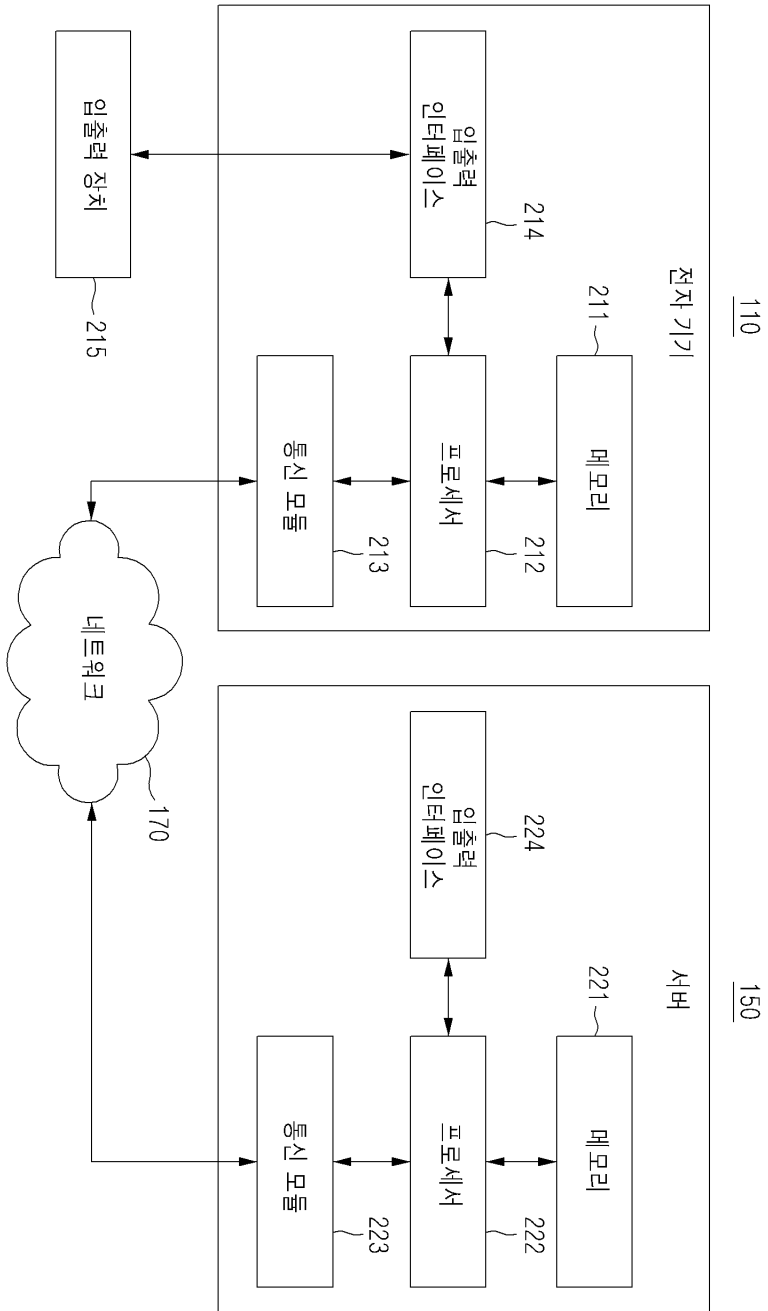
[0131] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

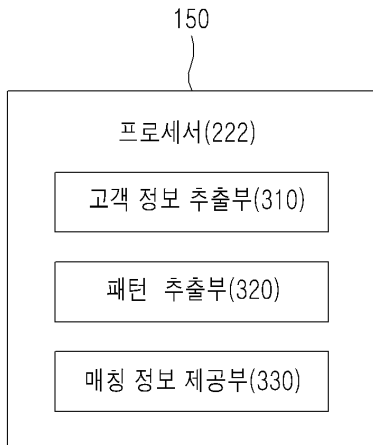
도면1



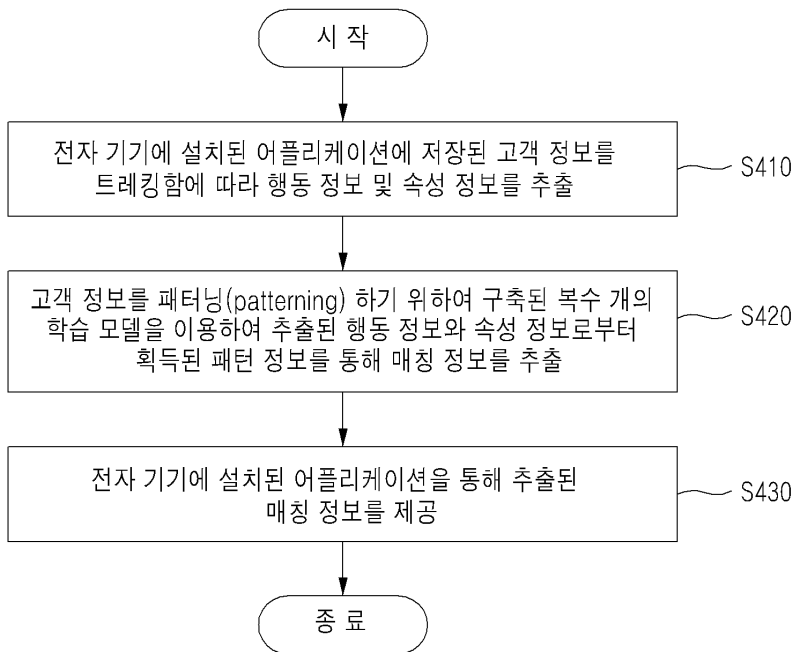
도면2



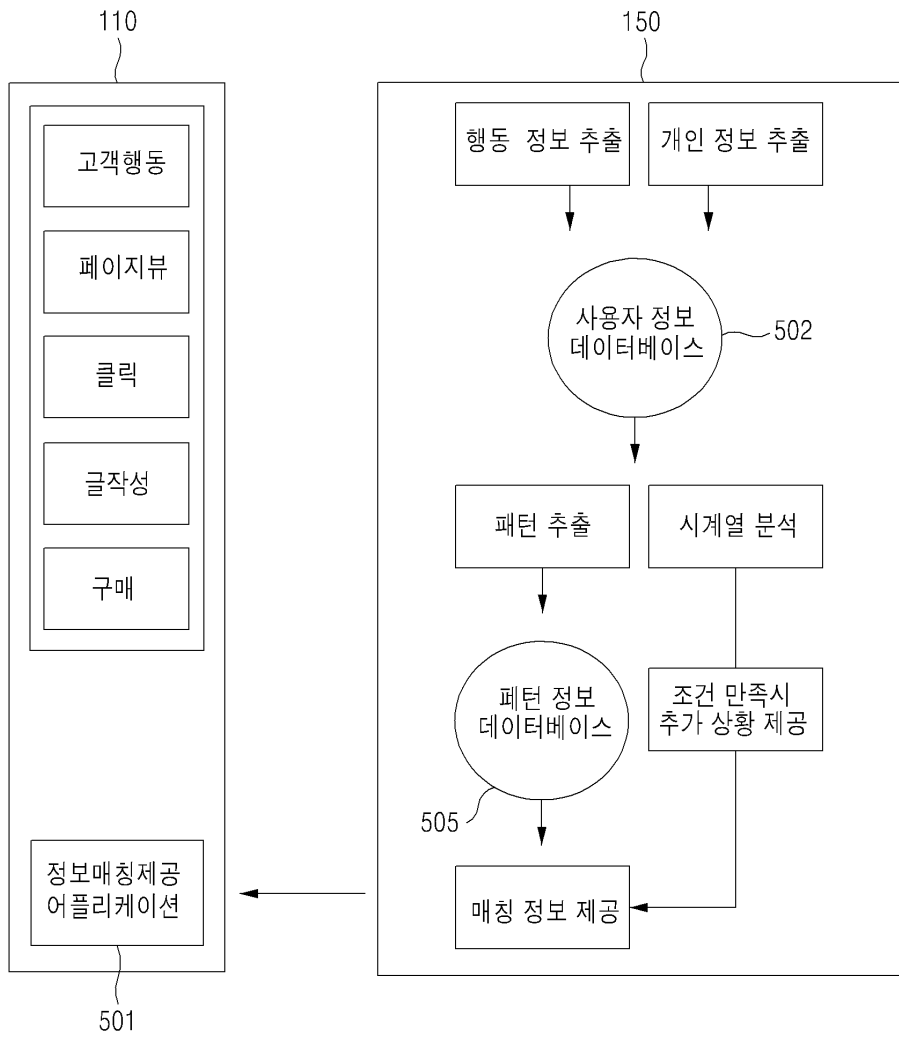
도면3



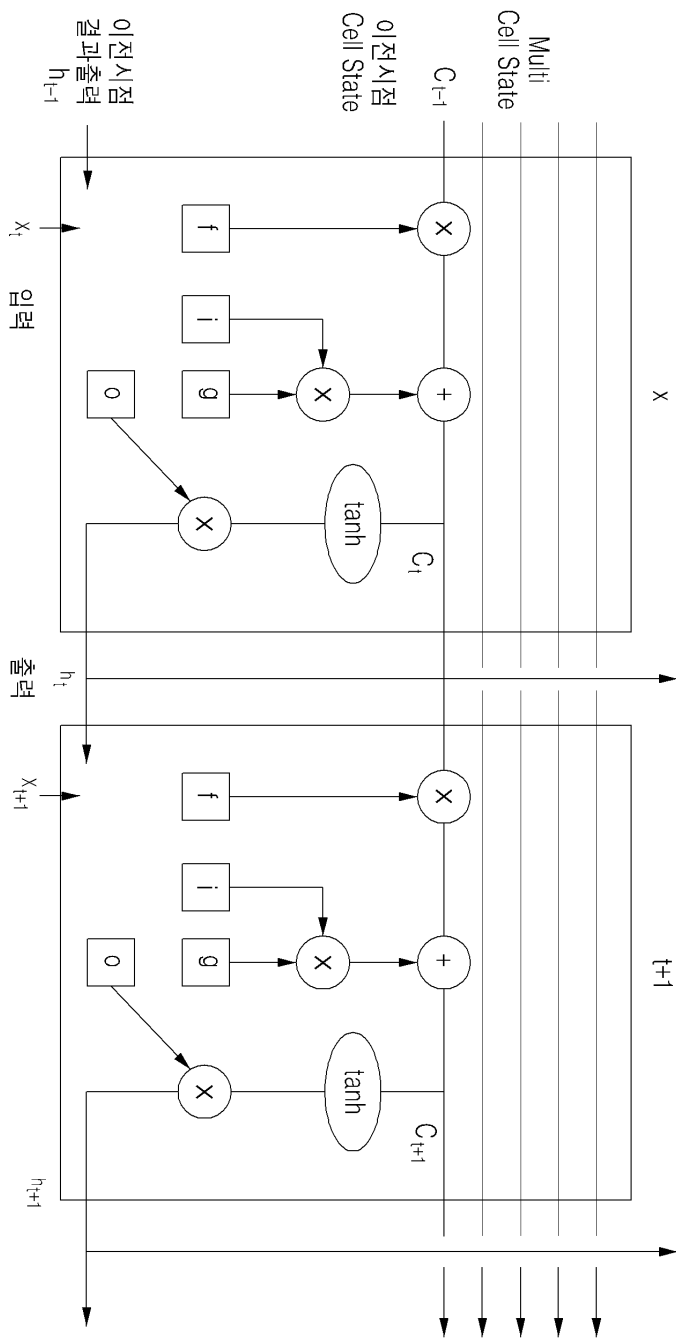
도면4



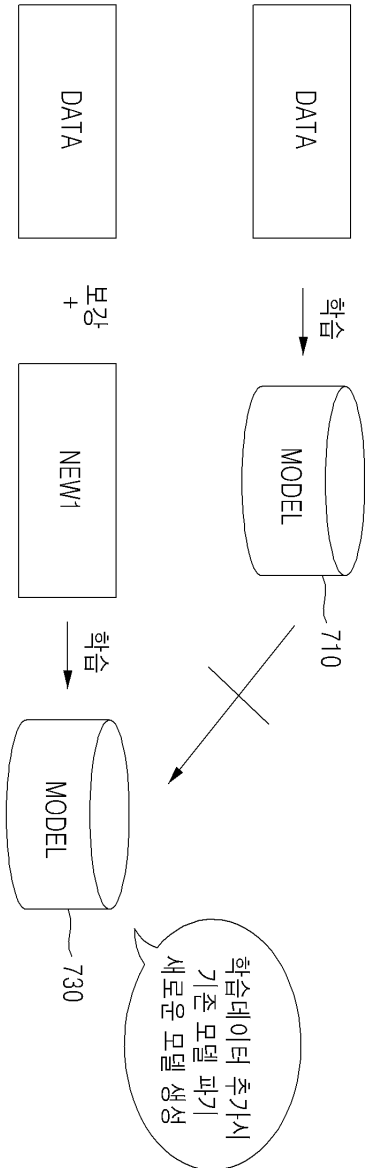
도면5



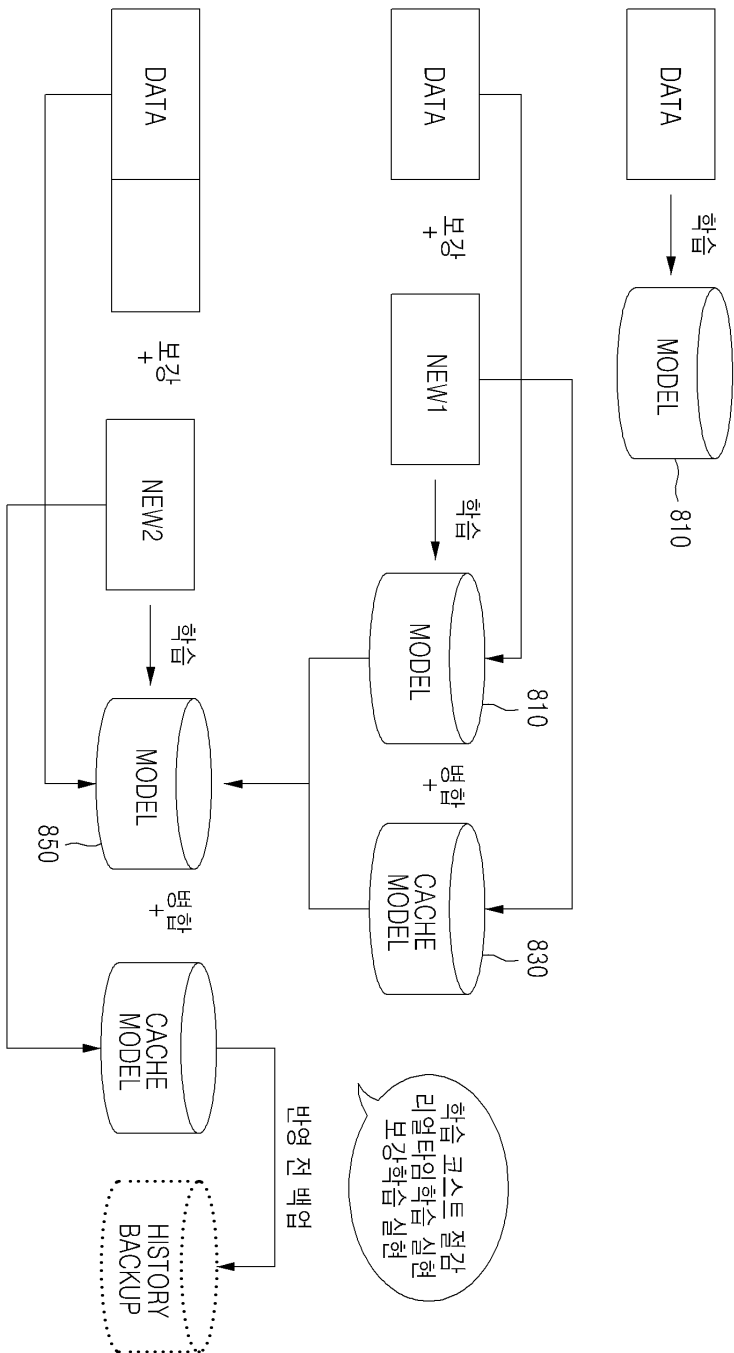
도면6



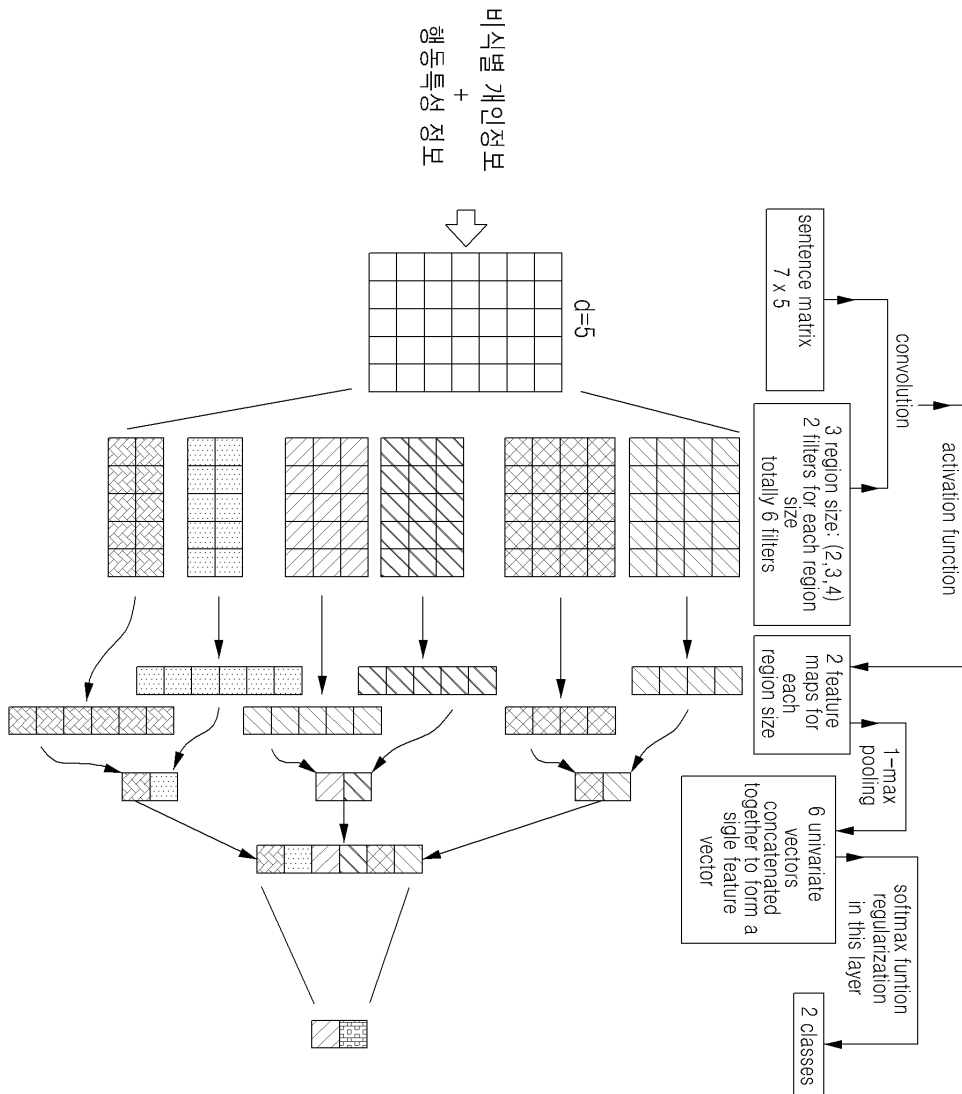
도면7



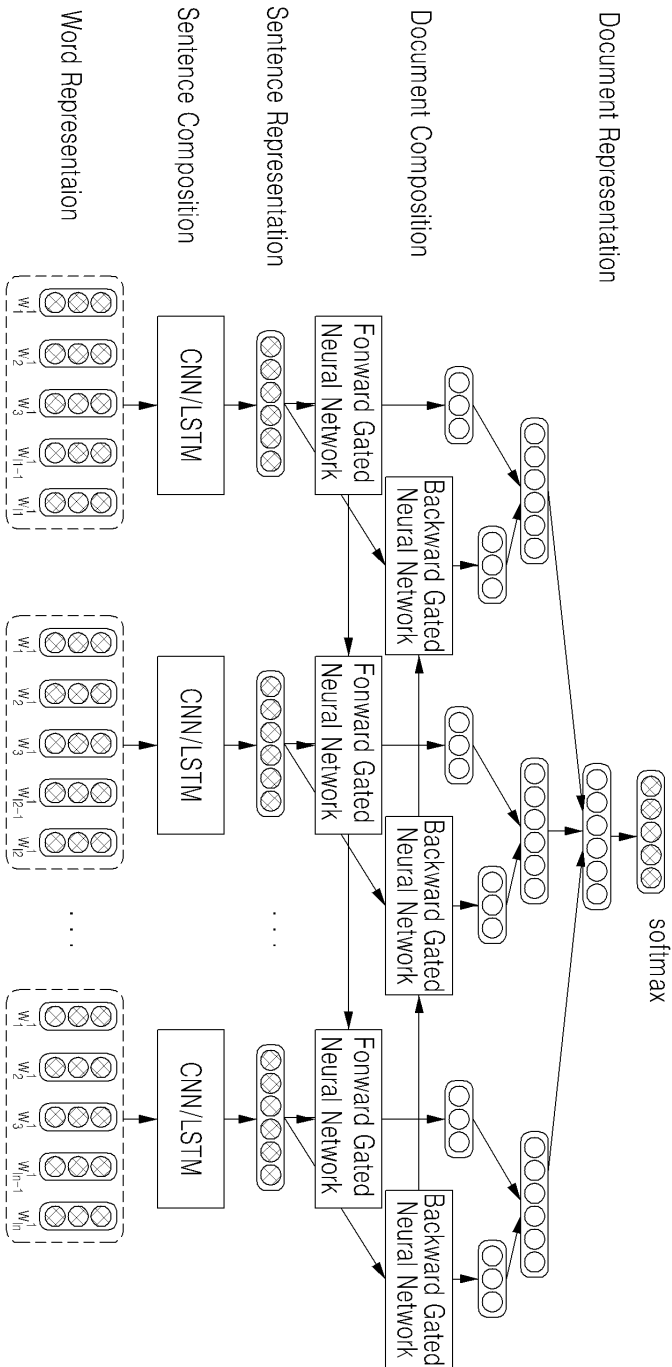
도면8



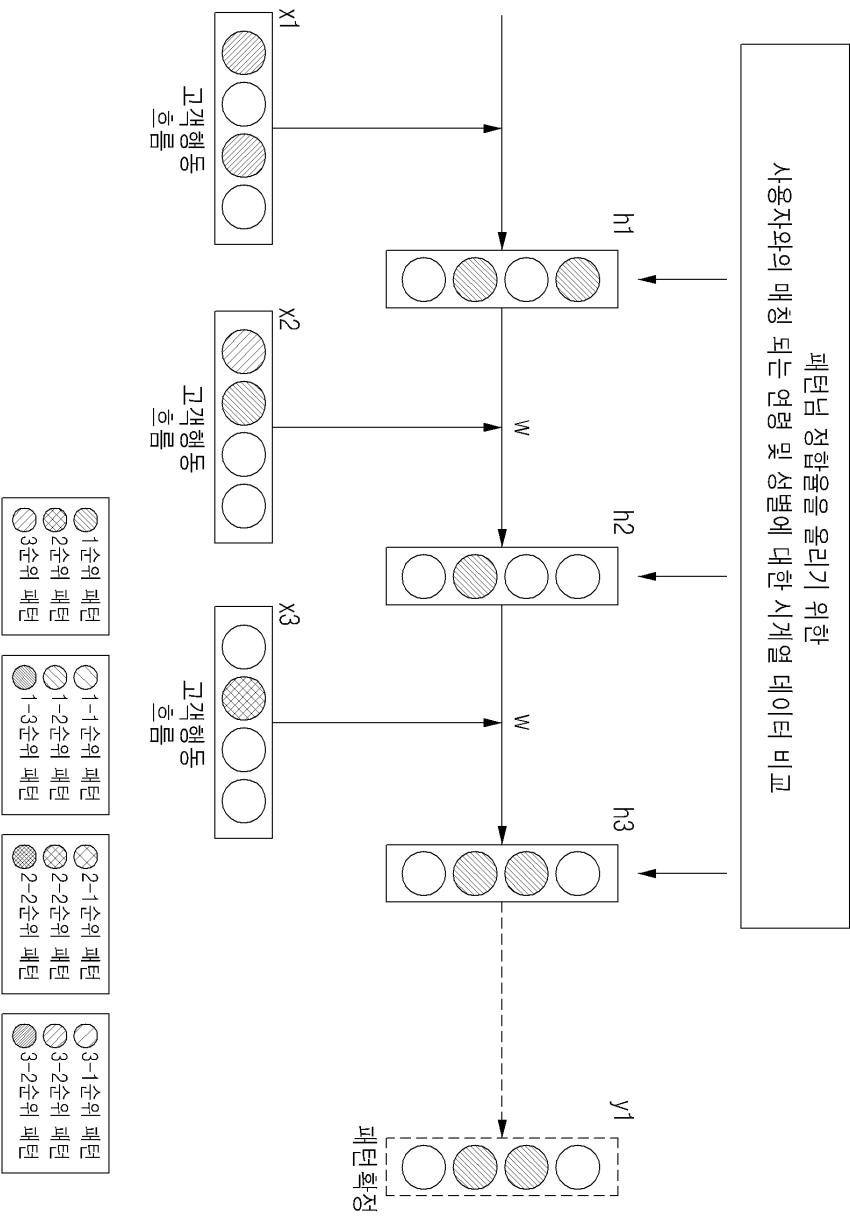
도면9



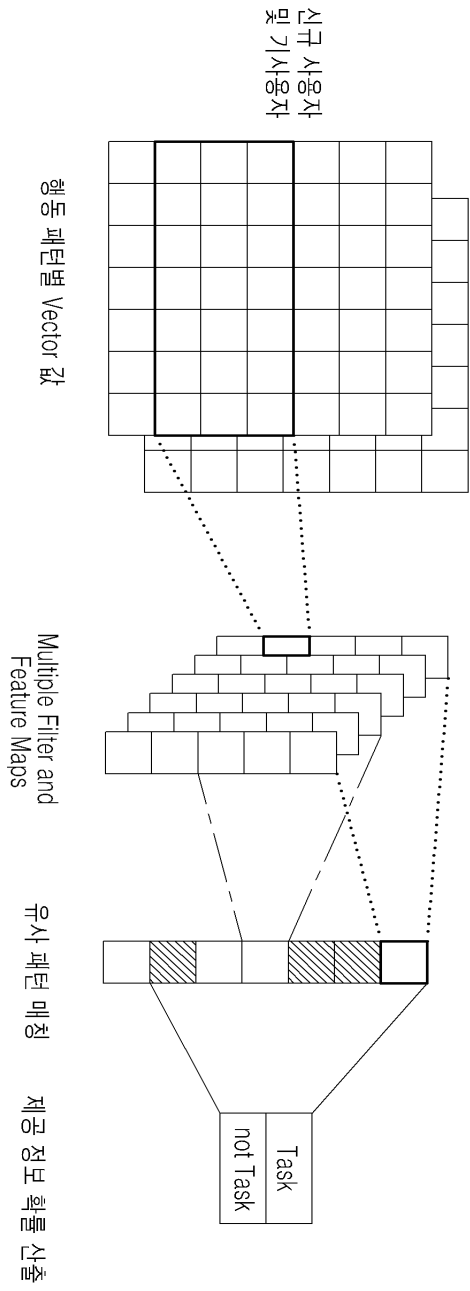
도면10



도면11



도면12



도면13

