(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0117821
(43) 공개일자 2024년08월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G10L 15/18 (2006.01) *G06F 40/205* (2020.01)
G10L 15/04 (2006.01) *G10L 15/14* (2006.01)
G10L 15/22 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G10L 15/18 (2013.01)
G06F 40/205 (2020.01)
(21) 출원번호 10-2023-0010122
(22) 출원일자 2023년01월26일
심사청구일자 2023년01월26일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
박기남
경기도 김포시 고촌읍 태리로 236, 133동 503호
장윤나
서울특별시 성북구 안암로 9가길 100, 2층 201호
(74) 대리인
김등용

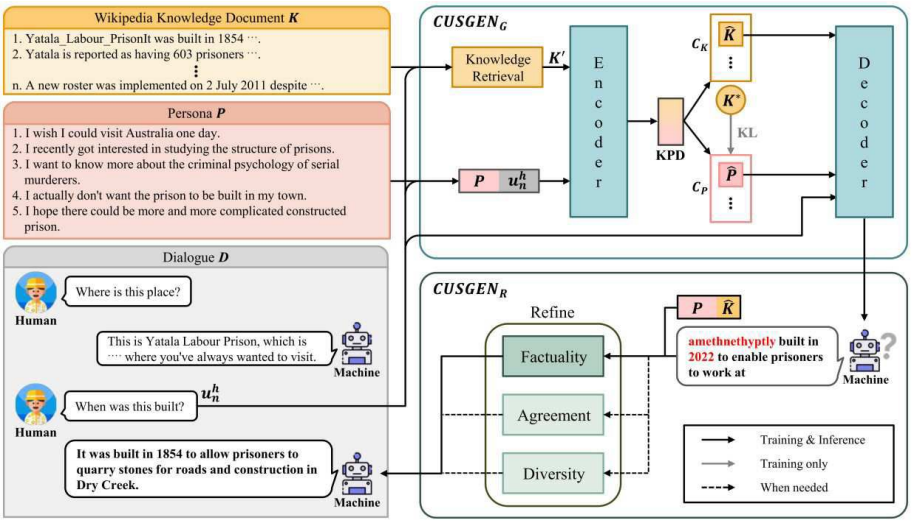
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 발명의 명칭 **사람의 대화 격률을 반영한 지식 및 사용자 페르소나 기반 발화 생성 모델 생성 방법 및 장치**

(57) 요 약

사람의 대화 격률을 반영한 지식 및 사용자 페르소나 기반 발화 생성 모델 생성 방법 및 장치와 이를 이용한 발화 생성 방법 및 장치가 개시된다. 상기 발화 생성 방법은 적어도 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 지식 문서들로부터 대화와 관련된 지식을 검색하는 단계, 관련된 지식, 주어진 페르소나 후보들, 및 적어도 하나의 발화를 포함하는 대화 이력을 발화 생성 모델에 포함되는 인코더에 입력하여 특징을 추출하는 단계, 발화 생성에 사용되는 지식과 페르소나를 예측하는 단계, 및 예측된 지식, 예측된 페르소나, 및 대화 이력을 상기 발화 생성 모델에 포함되는 디코더에 입력하여 발화를 생성하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
G10L 15/04 (2013.01)
G10L 15/14 (2013.01)
G10L 15/22 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711159930
과제번호	2022-0-00887-001
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	ICTR&D혁신바우처지원사업(예타)
연구과제명	AI기반 음성 분석을 통한 인터랙티브 도서추천 단말 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교 산학협력단
연구기간	2022.04.01 ~ 2023.03.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

적어도 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 발화 생성 방법에 있어서,

지식 문서들로부터 대화와 관련된 지식을 검색하는 단계;

관련된 지식, 주어진 페르소나 후보들, 및 적어도 하나의 발화를 포함하는 대화 이력을 발화 생성 모델에 포함되는 인코더에 입력하여 특징을 추출하는 단계;

발화 생성에 사용되는 지식과 페르소나를 예측하는 단계; 및

예측된 지식, 예측된 페르소나, 및 대화 이력을 상기 발화 생성 모델에 포함되는 디코더에 입력하여 발화를 생성하는 단계를 포함하는 발화 생성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

생성된 발화에 대한 정제 여부를 결정하는 단계를 더 포함하는,

발화 생성 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 정제 여부를 결정하는 단계는, 분류기를 이용하여 생성된 발화가 사실성 여부를 만족하는지 여부를 판단하고,

사실성 여부를 만족하지 않는다고 판단되는 경우, 발화를 재생성하는 단계를 더 포함하는,

발화 생성 방법.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 정제 여부를 결정하는 단계는, 분류기를 이용하여 생성된 발화가 사용자 친화성 여부를 만족하는지 여부를 판단하고,

사용자 친화성 여부를 만족하지 않는다고 판단되는 경우, 발화를 재성성하는 단계를 더 포함하는,

발화 생성 방법.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 정제 여부를 결정하는 단계는, 사전학습 언어 모델을 이용하여 추가적인 발화를 더 생성하는 단계를 포함하는,

발화 생성 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 지식 문서들로부터 대화와 관련된 지식을 검색하는 단계는,

문장 단위의 TF-IDF, BM25, 및 DRP(Dense Passage Retrieval) 중 적어도 하나의 지식 검색 함수를 이용하는,

발화 생성 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 지식 문서들로부터 대화와 관련된 지식을 검색하는 단계는,

문단 단위의 TF-IDF, BM25, 및 DRP(Dense Passage Retrieval) 중 적어도 하나의 지식 검색 함수를 이용하는,

발화 생성 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 사람의 대화 격률을 반영하여 지식과 사용자의 페르소나 기반 발화를 생성하는 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근 칫챗(chit-chat) 대화를 위한 챗봇들이 개발되고 있으나, 일정한 인격을 갖추지 못하거나 지식이 부족한 등의 여러 문제들이 지적되고 있다. 이에, 사실(fact)에 기반한 대화를 생성할 수 있도록 하는 연구들이 시도되고 있는데, 사실을 입력으로 준다고 해도 모델이 생성한 문장에는 이러한 사실이 실제로 반영되는 것이 보장되지 않는다.

[0003] 인간의 대화는 Grice's Maxim과 Politeness Maxim에서 제안된 바와 같이 서로 간의 상호 입력을 통해서 효과적이고 성공적으로 이루어질 수 있다. 인간의 대화를 기계가 모방할 수 있도록 하기 위해서는 이러한 능력이 필요하다. 본 발명에서는 그 중에서도 모델이 Grice's Maxim의 "Maxim of Quality"와 Politeness Maxim의 "Agreement Maxim"을 배우도록 학습시키고자 한다. "Maxim of Quality"는 대화에 있어서 사실이 아닌 내용을 최대한 배제하여 가능한 진실한 것을 말해야 한다는 것이고, "Agreement Maxim"은 대화를 할 때 상대에게 동의와 공감하는 표현을 최대화해야 한다는 것이다. 본 발명에서는, 이러한 maxim을 지키는 모델을 만들기 위해 답변을 생성하는 생성기 모듈(generator module, 생성부, 생성 유닛, 생성 모듈 등으로 명명될 수 있음)과 생성된 답변이 사실과 일치하지 않거나 상대에게 동의와 공감하는 표현을 하지 않을 경우 답변을 다시 생성하도록 하는 정제기(refiner, 정제부, 정제 유닛, 정제 모듈 등으로 명명될 수 있음)를 제안한다. 제안하는 모델은 전문적인 지식과 상대방의 정보에 기반한 대화를 하는 FoCus 데이터셋에 대하여 학습되며 평가될 수 있다. FoCus에서 진행하는 태스크는 도 1의 예시에 도시된 것과 같이 전문적인 지식과 상대방의 정보에 대한 후보(즉, 지식 후보들과 페르소나 후보들) 중에서 올바른 것을 선택한 후 이를 답변에 반영하여 생성하는 것이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허 제2020-0113775호 (2020.10.07. 공개)

(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허 제2319651호 (2021.11.01. 공고)

(특허문헌 0003) 대한민국 공개특허 제2021-0146089호 (2021.12.03. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명이 이루고자 하는 기술적인 과제는 사람의 대화 격률을 반영한 지식 및 사용자 페르소나 기반 발화 생성 모델 생성 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 발명의 일 실시예에 따른 발화 생성 방법은 적어도 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 발화 생성 방법으로서, 지식 문서들로부터 대화와 관련된 지식을 검색하는 단계, 관련된 지식, 주어진 페르소나 후보들, 및 적어도 하나의 발화를 포함하는 대화 이력을 발화 생성 모델에 포함되는 인코더에 입력하여 특징을 추출하는 단계, 발화 생성에 사용되는 지식과 페르소나를 예측하는 단계, 및 예측된 지식, 예측된 페르소나, 및 대화 이력을 상기 발화 생성 모델에 포함되는 디코더에 입력하여 발화를 생성하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0007] 기존의 대화 생성 모델이 사람의 대화 특성을 반영하지 않은 채 발화를 생성하던 것에 반하여 본 발명은 사람이 대화시 지키는 상호간의 격률을 반영하여 기계가 보다 더 사람과 같은 발화를 할 수 있도록 할 수 있다.

[0008] 또한, 정성적인 결과로도 적절한 지식과 페르소나를 선택하는 능력과 생성 능력에 있어서 본 발명이 기존 발명보다 더 우수함을 보인다.

도면의 간단한 설명

[0009] 본 발명의 상세한 설명에서 인용되는 도면을 보다 충분히 이해하기 위하여 각 도면의 상세한 설명이 제공된다.

도 1은 FoCus 태스크의 예제를 도시한다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 대화 생성 모델의 프레임워크를 도시한다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 대화 생성 방법 또는 대화 생성 모델 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0010] 본 명세서에 개시되어 있는 본 발명의 개념에 따른 실시예들에 대해서 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로서, 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 형태들로 실시될 수 있으며 본 명세서에 설명된 실시예들에 한정되지 않는다.

[0011] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에서 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시 형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.

[0012] 제1 또는 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로만, 예컨대 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 벗어나지 않은 채, 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고 유사하게 제2 구성 요소는 제1 구성 요소로도 명명될 수 있다.

[0013] 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성 요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성 요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는 중간에 다른 구성 요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성 요소들 간의 관계를 설명하는 다른 표현들, 즉 "~사이에"와 "바로 ~사이에" 또는 "~에 이웃하는"과 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.

[0014] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로서, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 본 명세서에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0015] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이

속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0016] 이하, 본 명세서에 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예들을 상세히 설명한다. 그러나, 특허출원의 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0018] 본 발명에서는, FoCus 데이터셋을 활용함으로써, 지식(Knowledge)과 페르소나(Persona)를 반영한 발화를 생성하는 모델을 제안한다.

[0019] **Notations**

[0020] 데이터셋 내의 각 대화(dialogue) D는 인간(human) h와 머신(machine) m 사이의 N 개의 발화 셋(N sets of utternaces) $\{(u_1^h, u_1^m), ..., (u_N^h, u_N^m)\}$으로 구성된다. 지식과 페르소나를 반영한 발화를 생성하기 위해서, 페르소나 P에 의해 표현되는 인간의 배경 정보(background information) 및 관련된 위키백과 페이지(Wikipedia page) K가 각 대화와 함께 주어된다. P는 복수의 문장들(예컨대, 5개의 문장들)을 포함하고 K는 위키백과 페이지로부터 획득된 복수의 단락들(multiple paragraphs)을 포함한다. 다시 말하면, 페르소나 후보들(persona candidates) C_P는 복수개의 문장들(예컨대, 5개의 문장들)을 포함하고, 지식 후보들(knowledge candidates) C_K는 복수의 문장들 또는 단락들(예컨대, 10개의 문장들 또는 단락들)을 포함한다.

[0021] **Task**

[0022] FoCus 데이터셋은 두 화자, 즉 인간과 머신의 발화를 포함한다. 대화의 각 턴(turn)에서, 인간은 주어진 랜드마크(landmark)에 대해 질의를 하고 머신은 대화 문맥(conversational context), 인간의 페르소나, 및 관련된 (위키백과) 지식을 고려하여 응답을 생성한다. 이러한 태스크에서 모델은 특정한 페르소나에 적당한 문장들과 관련된 지식을 선택하여야 한다. 또한, 모델은 맞춤형 발화를 생성하여야 한다. 전체 태스크에 대한 가시적인 설명은 도 1에 도시되어 있다.

[0023] 본 발명에서는 CUSGEN이라 명명되는 생성 및 정제 모델을 제안한다. CUSGEN 프레임워크는 두 개의 모델들, 1) 지식과 페르소나를 반영하여 발화를 생성하는 발화 생성 모델과 2) 모델이 생성한 발화를 정제하는 정제 모델로 구성된다. 제안하는 프레임워크는 도 2에 도시되어 있다.

[0024] 인코더-디코더 구조(encoder-decoder architecture)를 갖는 사전학습 언어 모델(Pre-trained Language Models, PLM)을 학습시킴으로서 $CUSGEN_G$로 명명되는 발화 생성 모델을 구축할 수 있다.

[0025] 본 발명에서는 지식 단위(knowledge units)를 선택하기 위해 다양한 지식 검색 방법들을 적용함으로써 최적의 검색 모듈들을 제안한다. 또한, 데이터셋 내의 상호참조(co-reference) 문제를 해결할 수 있는 방법을 제안한다.

[0026] **Model**

[0027] **관련 지식 검색(Relevant Knowledge Retrieval)**

[0028] 랜드마크(landmarks)에 대응하는 전체 문서 중에서, 희소 벡터 기반 지식 검색 방법들(sparse vector-based knowledge retrieval methods)인 TF-IDF(Gerard Salton and Christopher Buckley. 1988. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. Information processing & management, 24(5):513-523.), BM25(Stephen Robertson, Hugo Zaragoza, et al. 2009. The probabilistic relevance framework: Bm25 and beyond. Foundations and Trends® in Information Retrieval, 3(4):333-389.), 및 DPR(dense passage retrieval, Vladimir Karpukhin, Barlas Oguz, Sewon Min, Patrick Lewis, Ledell Wu, Sergey Edunov, Danqi Chen, and Wentau Yih. 2020. Dense passage retrieval for open-domain question answering. arXiv preprint arXiv:2004.04906.)을 이용하여 문맥과 관련된 지식(context-relevant knowledge)을 선택(또는 검색)한다.

[0029] 문서는 문장 단위 또는 문단 단위로 분할될 수 있다. n번째 턴에서의 인간의 발화 u_n^h와 지식 문서 K에 대하여,

지식 검색 함수는 유사도 점수(similarity scores)를 계산하고 상위 $N_{K'}$개의 문장들 또는 문단들을 선택한다. 이는 K'로 나타내고, 수학식 1과 같다.

[0030] [수학식 1]

[0031] $$K' = KR(u_n^h, K)$$

[0032] 수학식 1에서, KR(·)은 지식 검색 함수를 나타내고, TF-IDF, BM25, 및 DPR 중 어느 하나를 의미할 수 있다. 그리고, $N_{K'}$는 지식 검색 함수의 출력 값에 의해 정렬된 후 선택된 개수를 나타낸다.

[0033] 이러한 방법들 중에서, 본 발명에서는 문단 단위의 BM25와 문장 단위 DPR을 사용한다. 그러나, 본 발명의 권리 범위가 이에 제한되는 것은 아니다. 지식 검색 함수에 의해 선택된 문장들 또는 문단들 K'는 다음 단계를 위한 입력으로 이용된다.

[0034] **Compressed Context**

[0035] K' 내의 각 검색된 지식은 PLM에 입력되고 인코딩된다. 대화의 문맥과 사용자 정보를 모델에 제공하기 위하여, K'와 함께 인간의 이전 발화 u_n^h와 페르소나 문장들 P의 결합(concatenation)이 또한 PLM에 입력된다. 인코더의 마지막 히든 스테이트(hidden states)로부터 입력의 제1 토큰 표현(first token representation)이 지식, 페르소나, 및 대화를 아우르는 응축된 표현(compressed representation)으로 사용되고, KPD로 표기된다. KPD는 인간의 이전 발화, 관련된 지식, 및 인간의 페르소나인 대화의 문맥 정보(contextual information)를 암시적으로 포함한다.

[0036] **Data Augmentation**

[0037] 본 발명에서는 인간의 질의를 다시씀(rewirting)으로써 데이터를 증강할 수 있다. 데이터 증강을 통해 대화 이력 내에 산개한 상호-참조를 해결할 수 있다. 또한, 현재 턴의 질의 내의 대명사(pronouns)를 적절한 명사(proper nouns)로 교체함으로써 질의를 다시 작성할 수 있다. 수학식 2와 같이, 증강된 대화 D^+는 인간의 재작성된 발화 u_n^{h+}와 머신의 기존 발화 u_n^m의 쌍들로 구성된다.

[0038] [수학식 2]

[0039] $$D^+ = \{u_n^{h+}, u_n^m\}_2^N,$$
$$u_n^{h+} = QR_{CANARD}(u_n^h, \{(u_1^h, u_1^m), ..., (u_{n-1}^h, u_{n-1}^m)\})$$

[0040] 수학식 2에서, $QR_{CANARD}(\cdot)$는 CANARD 데이터셋에 대하여 학습된 질의 재작성 모델을 나타내고, $\{(u_1^h, u_1^m), ..., (u_{n-1}^h, u_{n-1}^m)\}$는 제1 턴으로부터 이전 턴까지의 발화를 나타내고, u_n^h는 인간의 현재 발화를 나타낸다. 대화의 제1 턴은, 이전 대화 이력이 존재하지 않기 때문에, 재작성되지 않는다. 본 발명에서는, 모델을 학습하기 위하여 D와 D^+로 구성된 증강된 데이터를 이용할 수 있다.

[0041] **Training $CUSGEN_G$**

[0042] **Knowledge Prediction**

[0043] 두 개의 그라운딩 태스크들(KG(Knowledge grounding)와 PG(Persona grounding))은 KPD를 이용함으로써 모델에 학습된다. KG 태스크를 위하여, C_K가 주어지고 모델의 입력으로 주어진다. 모델에 추가적인 정보를 제공하기 위하여, 주어진 랜드마크의 이름을 C_K 집합 내의 각 후보와 연결한다(concatenate). 각 후보의, 마지막 히든 레이어 출력 $h(k_x)$의, [BOS] 토큰과 KPD에 대하여, 모델은 크로스 엔트로피(cross-entropy)로 후보들 중에서 하나의 정답(true answer)을 예측하기 위해 학습된다.

[0044] [수학식 3]

$$L_{KG} = -\sum_{x=1}^{|C_K|} y_x^* \log Prob([KPD; h(k_x)])$$

[0045]

[0046] 수학식 3에서, $Prob(\cdot)$는 모델의 추정된 확률(estimated probability)을 나타내고, x는 주어진 후보 집합 내에서 각 후보의 인덱스를 나타내고, y_x^*는 그라운드 투르쓰 라벨(정답(true answer)에 대하여 1을, 잘못된 후보들(false candidates)에 대하여 0의 값을 가짐)을 나타낸다.

[0047] **Persona Prediction**

[0048] 페르소나 그라운딩 태스크를 위하여, 각 대화의 P가 페르소나 후보들 C_P로 주어진다. $h(p_x)$ 및 KPD와 연결된(concatenated) C_P 집합 내의 각 후보를 위한 마지막 히든 레이어로부터의 [BOS] 표현(representation)에 대하여, 모델은 이진 크로스 엔트로피(binary cross-entropy)로 C_P 내의 각 페르소나 후보를 예측하기 위하여 학습된다. 페르소나 그라운딩 태스크를 학습할 때, 클래스 불균형(class imbalance)를 해결하기 위해, 부정 라벨들(negative labels) 보다 6배 적은 긍정 라벨들(positive labels)에 가중치를 부여할 수 있다.

[0049] [수학식 4]

$$L_{PG} = -\sum_{x=1}^{|C_P|} w_{pos}(y_x^* \log Prob([KPD; h(p_x)]) + (1 - y_x^*)\log(1 - Prob([KPD; h(p_x)])))$$

[0050]

[0051] 수학식 4에서, $Prob(\cdot)$는 모델의 추정된 확률이고, x는 주어진 후보 집합 내의 각 후보의 인덱스이고, y_x^*는 라벨(참에 대하여는 1의 값을, 거짓에 대하여는 0의 값을 가질 수 있음)이고, w_{pos}는 클래스 불균형 문제를 해결하기 위해 곱해지는 가중치를 나타낸다.

[0052] **Persona Prediction with Knowledge**

[0053] 사용자 페르소나를 고려하는 대화 에이전트(conversational agent)를 생성하기 위해, 응답(responses)을 생성하기 전에 사용자의 백-그라운드 정보를 고려하는 것은 중요하다.

[0054] 페르소나 후보 집합 내의 문장들은 위키백과 문서와 연관되어 있기 때문에, ground truth knowledge는 페르소나 선택에 대한 가이드를 제공할 수 있다. 예를 들어, 랜드마크로써 'Assiniboine Park Zoo'가 주어지고, 사용자 페르소나가 {'I have not gone to the zoo in a long time.', 'I would like to go to Canada.', 'I have never been to Winnipeg.', 'I love polar bears.', 'I love beaches.'}이고, 이전 발화(previous utterance)가 "Wow, this is amazing! What is this?"일 때, 답변(answer)은 랜드마크에 대한 정보를 포함하여야 한다. 이 때, 에이전트는 페르소나를 지식과 관련된 'I would like to go to Canada.'로 예측하여야 하고, 'This is the Assiniboine Park Zoo, in Manitoba, the Canadian city you wish to visit.'와 같아야 한다. 이러한 이유로, ground-truth knowledge는 페르소나 예측에 대한 힌트를 제공할 수 있다.

[0055] 따라서, 본 발명에서는, KPD와, KG의 ground-truth knowledge를 갖는 KPD 사이의 분포 거리(distribution distance)를 최소화하기 위하여, KL 다이버전스(Kullback-Leibler divergence)(Solomon Kullback and Richard A Leibler. 1951. On information and sufficiency. The annals of mathematical statistics, 22(1):79-86.)를 이용한다. 즉, KL 다이버전스에 의해, 확률은 대응되는 응답을 생성할 때 사용될 ground-truth knowledge를 포함하는 벡터의 확률과 유사하게 학습된다. 모델은, 수학식 5의 손실 함수를 최소화하도록 학습함으로써, 지식 정보의 도움으로 응답 생성을 위해 필요한 페르소나를 예측한다.

[0056] [수학식 5]

$$L_{PGKL} = KL(Prob_\theta(P|KPD)|| Prob_{\bar{\theta}}(\hat{P}|KPD, K^*))$$

[0057]

[0058] 수학식 5에서, KL(·)은 두 확률 분포 사이의 KL 다이버전스 함수이고, Prob는 모델 확률을 나타내고, 모델 파

라미터 θ는 이의 고정된 복사본 $\bar{\theta}$의 도움으로 학습된다.

[0059] **Utterance Generation**

[0060] 모델에 의해 예측된 지식(model-predicted knowledge) $\hat{K}$, 모델에 의해 예측된 페르소나(model-predicted persona) $\hat{P}$, 및 이전의 휴먼의 발화 u_n^h를 이용하여, 모델은 머신의 발화 u_n^m를 생성하기 위해 학습한다.

[0061] [수학식 6]

[0062] $$L_{LM} = -\sum_{i=1}^{I} \log Prob(x_i|\hat{K}, \hat{P}, u_n^h, x_{<i})$$

[0063] 수학식 6에서, I는 머신의 발화에서 토큰들의 길이(length)이고, Prob는 모델의 언어 모델링 확률(language modeling probability)이다.

[0064] **Training Objectives**

[0065] 상기 손실 함수로, 모델은 4개의 손실들을 통해 학습된다.

[0066] [수학식 7]

[0067] $$L = \lambda_1 L_{PG} + \lambda_2 L_{KG} + \lambda_3 L_{PGKL} + \lambda_4 L_{LM}$$

[0068] 수학식 7에서, λ_N은 각 태스크를 위한 가중치를 나타낸다. λ_N는 실험적으로 또는 경험적으로 선택될 수 있다.

[0069] **Refining Utterences**

[0070] $CUSGEN_G$의 학습 목적은, 대화 맥심들(conversational maxims)을 따르는 것이 아닌, 선택된 지식과 페르소나에 기초하여 유창한 발화(fluent uttereance)를 생성하는 것이다. 따라서, 사실에 기반하지 않고(factually incorrect), 사용자 친화적이지 않거나(not user-friendly) 너무 일반적인(too generic) 발화가 생성될 수도 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명에서는, 분류기(classifier)와 생성기(generator)를 이용한 정제 방법(refining method)을 제안한다. 분류기는 생성된 발화가 정제되어야 하는지 여부를 결정하고, 생성기는 발화를 재생성한다(re-generates). $CUSGEN_R$은 사실성 여부(factuality), 사용자 친화성 여부(agreement), 및 다양성 여부(diversity)를 정제하기 위한 복수의(예컨대, 3 개의) 서브-모델들로 구성될 수 있다. 본 발명에서는 각 모델들을 위한 데이터셋을 구축함으로써 각 서브-모델들을 학습하였다.

[0071] **Refining Factual Consistency**

[0072] maxim of quality를 따르는 올바른 지식을 제공하는 응답을 생성하기 위하여 사실성 여부를 위한 정제기(RF, refiner for factual consistency)를 학습하였다. 엔티티들을, 현재 랜드마크 문서의 엔티티 집합으로부터의 임의의 엔티티로 교체함으로써 오류를 포함하는 발화(corrupted utterance)를 생성하였다. 이때, 발화 내에서 BER(named entity recognition) 모델을 통해 예측된 엔티티들 중에서, {Location, Person, Cardinal} 중 어느 하나의 타입을 갖는 엔티티들만이 동일한 타임을 갖는 임의로 선택된 엔티티로 교체할 수 있다. 본 발명에서는, 데이터 내의 존재하는 네임 엔티티들(name entities)을 태그하기 위하여 spaCy(Matthew Honnibal and Ines Montani. 2017. spacy 2: Natural language understanding with bloom embeddings, convolutional neural networks and incremental parsing. To appear, 7(1):411-420.)를 이용할 수 있다.

[0073] 두 개의 태스크, 즉 문장 분류 태스크(sentence classification task)와 재구축 태스크(reconstruction task)로 구성된 MTL(multi-task learning)으로 BART(Mike Lewis, Yinhan Liu, Naman Goyal, Marjan Ghazvininejad, Abdelrahman Mohamed, Omer Levy, Veselin Stoyanov, and Luke Zettlemoyer. 2020a. Bart: Denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension. In Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages 7871-7880.)를 학습하였다. 모델 입력은 ground-truth knowledge, 페르소나, 및 NER-오류 포함 발화이다. 문장 분류 태스크는 입력 내의 발화가 오류를 포함하는 발화인지 아닌지를 결정하는 2-클래스 이진 분류(two-class binary classification)이고, 오류를 포함하는 발화는 재구축 태스크에 의하여 올바른 지식을 반영하기 위하여 정제된다.

[0074] 분류기에 의해 정제될 것으로 결정된 발화들은 생성기에 의해 재생성된다. RF에서, $CUSGEN_G$는 주어진 발화, 페르소나 P, 및 모델이 예측한 지식 $\hat{K}$를 이용한 생성기와 같이 동작한다.

[0075] **Refining Agreement**

[0076] 사용자 친화성 여부를 위한 정제기(RA, refiner for agreement)는, agreement maxim을 따르는 모다 사용자 친화적인 발화들을 위해, 발화 내에 사용자 페르소나를 반영하기 위해 학습된다. 이을 위해, RA의 학습을 위한 데이터셋을 생성할 수 있다. 머신의 응답들을 이용하여 데이터셋이 구축될 수 있는데, 페르소나가 반영된 머신의 발화들은 0으로 라벨링되고(이는 정제될 필요가 없음을 의미한다), 페르소나 그라운딩이 없는 발화들은 1로 라벨링된다(이는 정제될 필요가 있음을 의미한다).

[0077] BERT(Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. 2018. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.)를 이용함으로써, 머신의 응답, 페르소나 P, 및 모델이 예측한 지식 $\hat{K}$로 구성된 입력을 정제할 것인지 여부를 판단하는 이진 분류기를 학습할 수 있다. 분류기의 출력이 1인 경우 발화, 페르소나 및 모델이 예측한 지식은 GUSGENG 모델로 입력되고, 사용자를 고려하는 더욱 친화적인 대화(발화)가 재생성될 수 있다.

[0078] **Refining Diversity**

[0079] 너무 일반적인 또는 일상적인(boring) 발화들을 생성하는 기존의 대화 에이전트의 한계를 극복하기 위하여 다양성 여부를 위한 정제기(RD, refiner for diversity)를 학습할 수 있다. FoCuS 학습 셋으로부터의 머신의 발화들과 이들의 패러프레이징된(paraphrased) 문장의 ground-truth를 각각 소스(source)와 타겟(target)으로 이용함으로써 데이터셋을 생성할 수 있다. 패러프레이징된 머신의 발화들은 미세-조정된(fine-tuned) PEGASUS(Jingqing Zhang, Yao Zhao, Mohammad Saleh, and Peter J. Liu. 2019. Pegasus: Pre-training with extracted gap-sentences for abstractive summarization.)를 이용하여 획득될 수 있다. 데이터셋으로 RD를 학습하기 위하여 BART가 이용되고, $CUSGEN_G$에 의해 생성된 발화들은 패러프레이징됨으로써 응답(answers)을 더욱 다양하게 만들 수 있다. RD에서, 분류기는 존재하지 않고 생성기만이 존재한다. RF와 RA와는 달리, RD는 추론 과정의 임계치와는 무관하게 모든 응답들을 재생성한다.

[0080] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 발화 생성 방법 또는 발화 생성 모델 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0081] 발화 생성 방법 또는 발화 생성 모델 생성 방법은 적어도 프로세서(processor) 및/또는 메모리(memory)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행될 수 있다. 다시 말하면, 발화 생성 방법 또는 발화 생성 모델 생성 방법을 구성하는 단계들 중 적어도 일부는 컴퓨팅 장치의 프로세서의 동작으로 이해될 수도 있다. 컴퓨팅 장치는 PC(Personal Computer), 서버(server), 태블릿 PC, 랩탑 컴퓨터, 스마트 폰(smart phone), 스마트 안경(smart glasses), 스마트 와치(smart watch), HMD(Head Mounted Device), 노트북, 내비게이션 시스템 등을 포함할 수 있다. 이하에서, 발화 생성 방법 또는 발화 생성 모델 생성 방법을 설명함에 있어, 앞선 기재와 중복되는 내용에 관하여는 그 구체적인 설명을 생략하기로 한다. 또한, 이하에서 설명되는 모델(또는 모델이 구성)은 앞선 기재에 따라 사전에 학습된 것일 수 있다.

[0082] 우선, 지식 문서들(K)로부터 관련된 지식들(K′)이 검색된다(S100). 지식 검색을 위해, 문장 단위 또는 문단 단위의 TF-IDF, BM25, 및 DPR 중 적어도 하나의 지식 검색 함수가 이용될 수 있다. 여기서, 발화를 생성하기 위한 지식 문서들(K), 페르소나 후보들, 및 대화 이력은 미리 주어질 수 있다.

[0083] 다음으로, 소정의 입력에 대한 인코딩을 수행하여 특징(KPD)을 추출할 수 있다(S200). 구체적으로, 발화 생성 모델을 구성하는 인코더에 관련 지식들(K′), 페르소나 후보들(P), 및 적어도 하나의 이전 발화(적어도 인간의 마지막 발화를 포함함)를 입력함으로써, 입력에 대한 응축된 표현인 특징(KPD로 명명됨)을 추출할 수 있다.

[0084] 발화 생성에 사용될 지식이 예측될 수 있다(S300). 즉, 관련된 지식들(K′) 중에서 발화의 생성에 사용될 적어도 하나의 지식($\hat{K}$)이 예측될 수 있다.

[0085] 또한, 발화 생성에 사용될 페르소나가 예측될 수 있다(S400). 즉, 복수의 페르소나 후보들(P) 중에서 발화의 생성에 사용될 적어도 하나의 페르소나($\hat{P}$)가 예측될 수 있다.

[0086] 다음으로, 예측된 지식($\hat{K}$), 예측된 페르소나($\hat{P}$), 및 적어도 하나의 이전 발화를, 발화 생성 모델을 구성하는 디코더에 입력하여 머신의 발화를 생성할 수 있다(S500).

[0087] 생성된 발화에 대하여, 정제 여부가 결정될 수 있다(S600). 정제 여부는 생성된 발화가 사실성 여부, 사용자 친화성 여부, 및 다양성 여부 중 적어도 하나를 만족하는지 여부를 의미한다.

[0088] 첫번째로, 사실성 여부의 경우, 생성된 발화가 사실성 여부를 만족하는 지 여부를 판단하고, 판단 결과, 생성된 발화가 사실성 여부를 만족하지 못하는 경우, 발화를 다시 생성할 수 있다(S700). 이때, 재생성되는 발화는 앞서 기재한 발화 생성 모델을 통해 생성되거나, 별도의 발화 생성 모델(예컨대, 정제 모델에 구비된 추가적인 발화 생성 모델)에 의해 생성될 수 있다.

[0089] 두번째로, 사용자 친화성 여부의 경우, 생성된 발화가 사용자 친화성 여부를 만족하는 지 여부를 판단하고, 판단 결과, 생성된 발화가 사용자 친화성 여부를 만족하지 못하는 경우, 발화를 다시 생성할 수 있다(S700). 이때, 재생성되는 발화는 앞서 기재한 발화 생성 모델을 통해 생성되거나, 별도의 발화 생성 모델(예컨대, 정제 모델에 구비된 추가적인 발화 생성 모델)에 의해 생성될 수 있다.

[0090] 세번째로, 다양성 여부의 경우, 분류 동작을 수행하지 않고 다양성 있는 답변을 생성하기 위하여, 추가적인 발화를 생성할 수 있다(S700). 추가적인 발화는 사전학습 언어 모델(예컨대, BART)을 이용하여 생성될 수 있다.

[0091] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성 요소, 소프트웨어 구성 요소, 및/또는 하드웨어 구성 요소 및 소프트웨어 구성 요소의 집합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성 요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(Arithmetic Logic Unit), 디지털 신호 프로세서(Digital Signal Processor), 마이크로컴퓨터, FPA(Field Programmable 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(Operation System, 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 기술 분야에서 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.

[0092] 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, 구성 요소(Component), 물리적 장치, 가상 장치(Virtual Equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(Signal Wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 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.

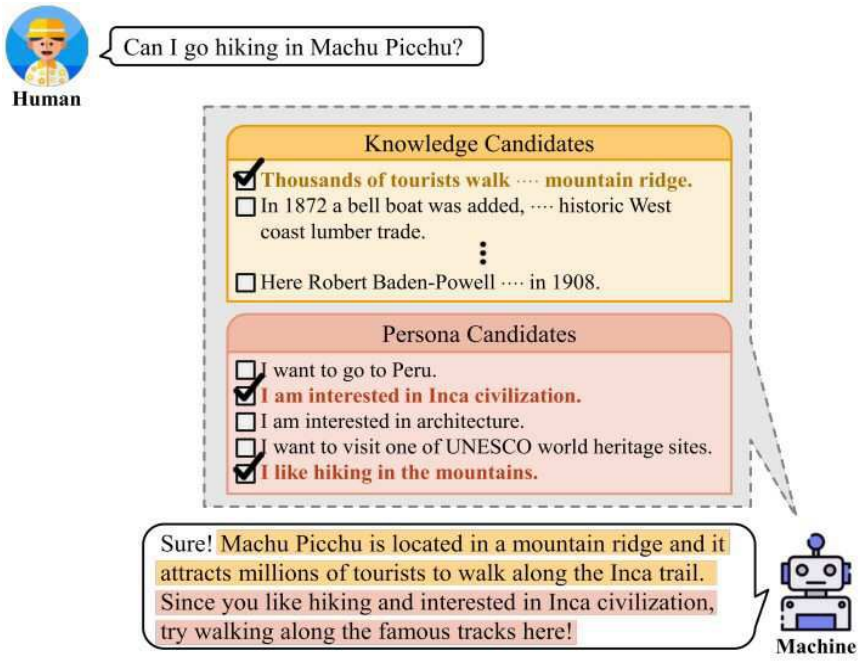
[0093] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-optical Media), 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0094] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 예를 들어,

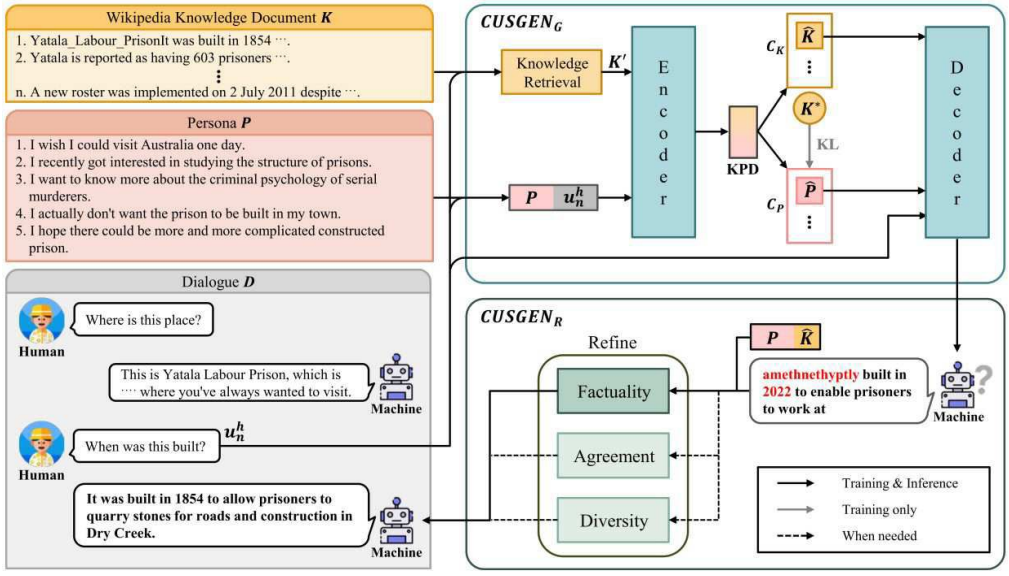
설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성 요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 등록청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

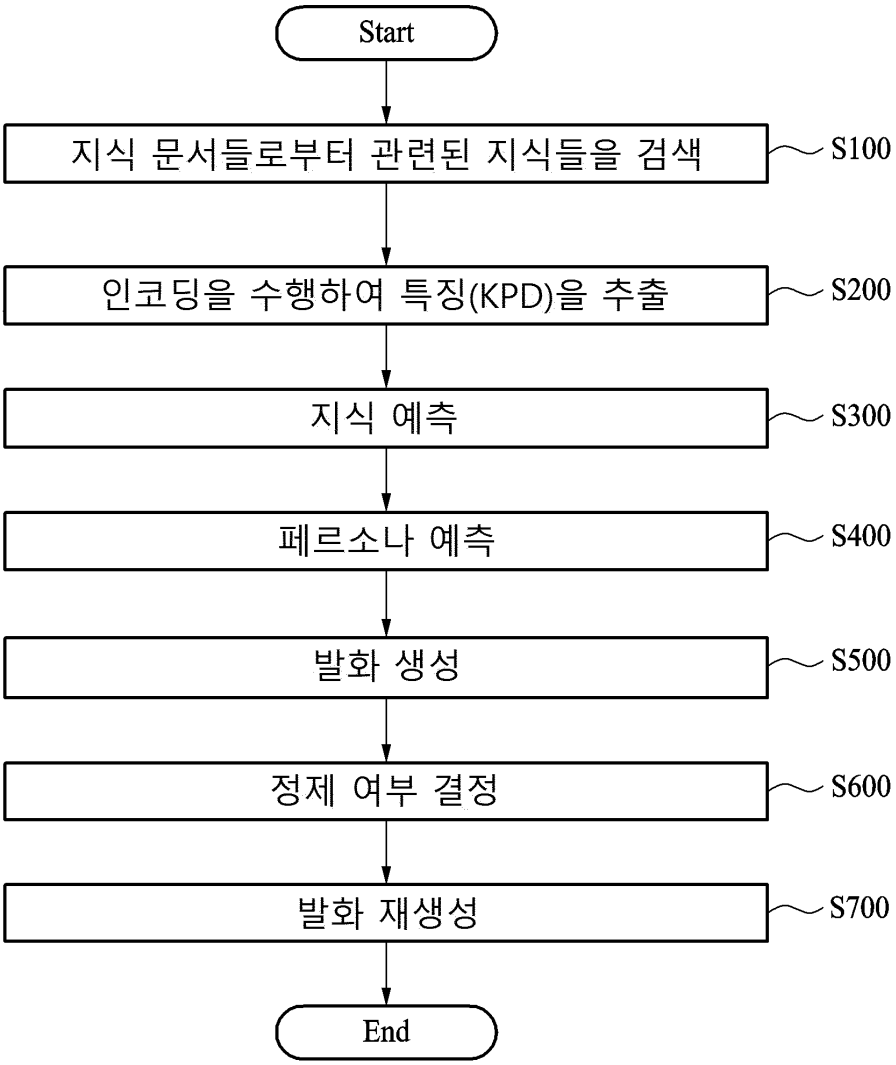
도면1



도면2



도면3


Start
지식 문서들로부터 관련된 지식들을 검색
S100
인코딩을 수행하여 특징(KPD)을 추출
S200
지식 예측
S300
페르소나 예측
S400
발화 생성
S500
정제 여부 결정
S600
발화 재생성
S700
End