

규칙 및 통계 기반 시스템의 결과를 활용하는 대화 상태 추적 시스템의 개발 및 사용자 시뮬레이터를 이용한 평가

신창욱^{○†}, 장두성[‡], 차정원[†]
창원대학교[†], KT[‡]

papower1@changwon.ac.kr dschang@kt.com, jcha@changwon.ac.kr

Development of a Dialogue State Tracking System utilizing the Results of Rule and Statistics-based System and Evaluation using User Simulator

Chang-Uk Shin^{○†}, Du-Seong Chang[‡], Jeong-Won Cha[†]
Changwon National University[†], KT[‡]

요 약

본 논문에서는 목적 지향 대화 시스템을 위한 대화 상태 추적 시스템과 사용자 시뮬레이터를 설계 및 제안한다. 사용자 시뮬레이터는 작성된 대화 상태 추적 시스템을 평가하기 위한 용도로 사용된다. 본 논문에서 제안하는 대화 상태 추적 시스템은 대화 기록과 함께 사전에 학습된 대화 기록 및 규칙/통계 기반 추론 시스템의 추론 결과를 입력으로 받는다. 그리고 입력된 발화 기록 중 마지막 사용자 발화의 사용자 목표와 개체명 그리고 다음 시스템 발화의 화행을 추론한다. 또한, 작성된 대화 상태 추적기의 성능을 평가하고 분석하기 위해, 주어진 환경에서 시스템과 대화를 수행하며 대화 시스템의 성능을 평가하는 사용자 시뮬레이터를 구현 및 적용하였다. 본 연구에서 수행된 실험과 분석을 통해, 규칙 및 통계 기반의 기반 시스템을 이용해 목표 시스템의 성능 개선이 가능함을 보인다. 또한, 제안하는 사용자 시뮬레이터는 규칙과 통계를 이용해 평가 코퍼스 없이 여러 상황에 대해 대화 시스템의 성능을 평가할 수 있다.

주제어: 기반 시스템의 결과 활용, 대화 상태 추적 시스템, 사용자 시뮬레이터

1. 서론

사용자와 대화를 통해 의사소통을 수행하고, 사용자의 목표와 의도를 파악한 후, 파악된 목표를 수행해주는 시스템을 우리는 목적 지향 대화 시스템이라 일컫는다. 전통적 대화 시스템은 대화를 수행하기 위해 가장 먼저 현재까지 수행된 대화 기록을 자연어 이해 모듈에 입력하여 분석한다. 이어서, 분석된 자연어 이해 결과에 기반하여 현재 대화 상태를 업데이트하고, 그 대화 상태에 기반해 시스템 발화를 생성한다. 그리고 이 절차를 대화 종료될 때까지 반복하여 대화를 수행한다.

대화 상태 추적 시스템은 보통 대화 시스템의 하위 모듈로써, 입력된 정보를 이용해 대화 상태를 추론함을 목표로한다. 대화 상태는 연구마다 다르게 정의될 수 있으나, 대화 시스템이 대화를 수행함에 있어 필요한 정보들을 수집한다는 공통된 목표가 있다. 본 연구에서는 '대화 상태'를 사용자 발화 내 개체명 정보와 사용자 목표, 그리고 다음 시스템 발화의 화행의 총 3가지 속성으로 정의한다.

중단간 학습을 수행하지 않는 모듈 기반 대화 시스템은 자연어 이해 모듈과 대화 상태 추적 모듈 그리고 자연어 생성 모듈로 구성될 수 있다. 자연어 이해 모듈과 자연어 생성 모듈은 단일 발화를 입력받거나 출력하지만, 대화 상태 추적 모듈은 현재까지 수행된 모든 발화를 고려하여야 하므로 다른 두 모듈보다 모델링하기 어

렵다. 그러나 반대로, 높은 성능의 대화 상태 추적 모듈이 개발되면 높은 성능의 대화 시스템을 구성할 수 있게 된다.

본 연구에서는 주어진 대화 기록에 대해, 위 설정한 대화 상태 3가지 추론을 수행하는 모델 및 시스템을 개발한다. 그 중 사용자 목표와 개체명 정보는 단일 발화만으로 학습이 가능하다. 이에, 본 연구에서는 사용자 목표와 개체명 정보를 추론할 수 있는 규칙 기반, 통계 기반의 기반 시스템을 작성한다. 이어서, 기반 시스템의 결과를 입력으로 활용하여 더욱 높은 성능을 낼 수 있도록 구조를 개선한다. 그리고, 작성된 대화 상태 추적 시스템을 평가하기 위한 사용자 시뮬레이터를 설계하고, 그것을 이용해 작성된 대화 상태 추적 시스템을 평가한다.

인공신경망을 이용한 추론 모델 작성은 여러 문제에 적용되어 높은 성능을 달성하고 있지만, 학습을 위해 많은 양의 데이터셋을 필요로 하고, 학습 시간이 많이 소요된다. 풀고자 하는 문제가 기존의 규칙 기반 혹은 통계 기반 기계학습 방법론으로도 높은 성능을 달성할 수 있는 문제라면, 인공신경망은 높은 추론 능력으로 기반 시스템의 예외를 찾아내는 후처리 모듈로써 동작할 수 있다. 본 연구에서는 위의 가능성을 확인하고자, 규칙과 통계기반 사용자 목표 추론 모델, 규칙 기반 개체명 추론 모델을 채용하여 대화 상태 추적 시스템의 성능을 개선하고자 한다. 이어서, 기반 시스템의 결과를 활용하는 방법과 사용자 시뮬레이터를 이용한 시스템 평가 방법을 기술한다.

2. 관련 연구

인공신경망을 이용한 대화 시스템이 활발히 연구되면서, 발화 기록과 시스템 발화 쌍을 인공신경망의 입출력으로 하여 모델을 종단간 학습(End-to-End Learning)하는 연구가 지속되고 있다. [1]은 사전학습된 언어모델인 GPT2를 전이학습하여 인공신경망을 이용한 종단 대화 모델을 작성하고자 하였다. 저자들은 GPT2를 대화 모델로 활용하기 위해 커뮤니티 사이트에서 게시글과 댓글을 수집한 후 그것으로 전이학습을 수행하였다. 대용량 커뮤니티 게시글 데이터셋으로 학습된 모델은 상식을 묻는 질의에 응답이 가능했고, 우수한 대화 성능을 보였다.

동시에, 대화 시스템의 하위 모듈이라 볼 수 있는 대화 상태 추적 시스템의 모델링에 대해서도 활발히 연구되고 있다. [2]에서는 단일 모듈 복수 계층의 인공신경망을 이용해 입력된 대화 기록을 이해하고, 그 기록으로부터 대화 상태와 시스템 액션을 추론한 후, 이어서 시스템 발화를 출력하도록 하였다. 대화 상태와 시스템 액션을 먼저 추론하도록 하고, 그 결과와 시스템 발화를 함께 사용토록 하여 시스템 발화 생성의 복잡도를 크게 낮춘 점이 유효하였고, 이에 높은 성능을 달성할 수 있었으리라 분석된다.

이전의 인공신경망 기반 연구들은 입력으로부터 대화 상태 추론까지를 모두 인공신경망으로 구성하여, 종단간 학습하는 연구가 주를 이루고 있다. 본 연구에서는 대화 상태 추적 시스템을 개발하면서, 인공신경망에 규칙 또는 통계 기반의 기반 시스템의 결과를 활용하도록 하여, 학습의 복잡도를 낮추고 또한, 인공신경망으로 학습된 시스템 대비 높은 성능을 달성함을 목표로 한다.

사용자 시뮬레이터에 관한 연구 또한 지속적으로 관심을 받아 왔다. 사용자 시뮬레이터는 주로 강화학습을 수행하기 위해 개발되고 있다[3, 4]. 여기에서는 대화 시스템과 사용자 시뮬레이터를 서로 대화하도록 하고, 사용자 시뮬레이터의 추론 결과를 보상으로 하여 대화 시스템을 학습하도록 한다. 사용자 시뮬레이터 연구의 또 다른 특징은 규칙과 템플릿(template) 기반의 시스템이 많이 연구되고 있다는 점이다. 요즘은 많은 자연어 처리 분야 연구들이 인공신경망과 종단간 학습 기반 모델을 채용하고 있는 반면, 사용자 시뮬레이터는 대화 시스템의 평가라는 역할을 수행하기 위해 강건성이 보장되는 규칙과 템플릿 기반의 시스템이 선호되는 것이다.

3. 제안 방법

본 연구에서 제안하는 인공신경망 구조는 [5]에서 제안되었던 대화 상태 추적 모델을 변형한 것이다. 전체 시스템의 구조는 그림 1과 같다.

제안 구조는 크게 4개의 모듈로 구성되어 있다. 그 중 하나는 발화 기록을 입력받는 발화 기록 인코더 모듈이고, 나머지 3개는 각각 사용자 목표 / 개체명 / 시스템 화행을 추론하는 디코더 모듈이다. 가장 먼저 수행되는 것은 발화 기록 인코더 모듈의 연산이고, 발화 기록을 입력받아 발화 기록 분산 표현을 작성한다. 발화 기록 전체를 표현하는 하나의 벡터, 발화 기록 분산 표현은 이어서 3

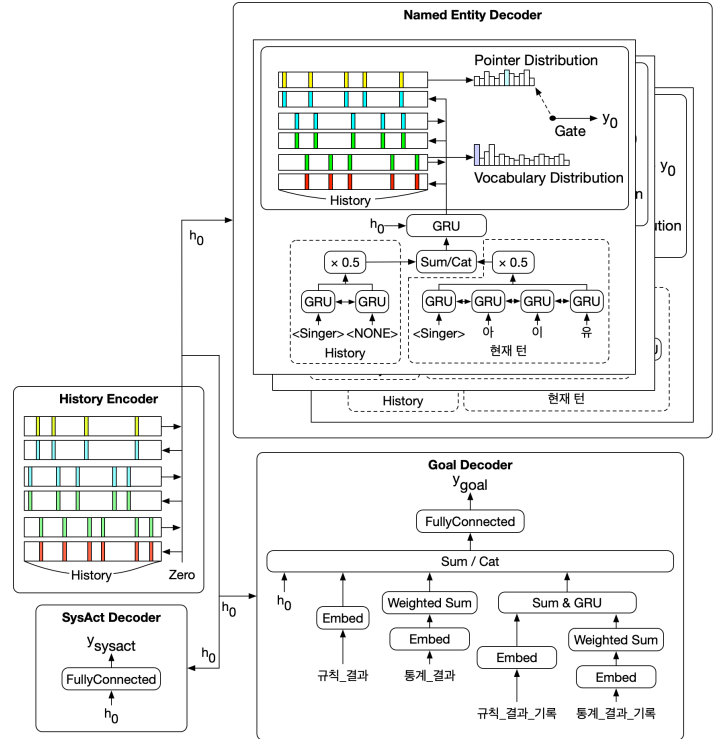


그림 1 제안 대화 상태 추적 시스템의 전체 구조도

개의 디코더에 입력되어 각각의 추론을 수행한다.

3개의 디코더 중 사용자 목표는 단일 계층의 전연결층(fully connected layer)을 이용해 일반적인 다중 클래스 분류(multi-class classification)을 수행한다. 다만 이 디코더 중 화행은 앞서 기술하였듯 action과 argument의 합으로 구성되므로, 화행의 디코더는 입력된 발화 기록 분산 표현을 2개의 단일 계층의 전연결층에 입력하여 각각 action과 argument를 추론하도록 한다. 이 중 argument는 다시 둘 이상의 후보를 가질 수 있으므로, 추론 중 결과 벡터 중 상위 후보를 추린 후, 규칙에 맞춰 모든 조합을 확인한 후 가장 가능성이 높은 후보를 실제 화행으로 추론하도록 하였다. 그러나 개체명 추론 디코더의 경우, 시스템이 총 22개의 카테고리에 대한 개체명을 추론하여야 한다. 따라서, 본 연구에서는 각 카테고리별 개체명 추론기를 생성 모듈로 구현하였다.

각 카테고리에 대하여, Memory Network decoder[6]가 음절 단위 생성을 수행한다. 카테고리별 decoder는 서로 가중치를 공유하도록 하였고, 카테고리 정보를 부여하기 위하여 시작 토큰으로 카테고리 토큰을 입력하였다. 3계층의 Memory Network decoder가 음절 단위 생성을 수행할 때 첫 번째 계층의 결과는 사전 내 모든 음절을 추론하고, 세 번째 계층은 발화 기록 내 나타난 음절들을 후보로 추론을 수행한다. 첫 번째 계층의 추론을 vocabulary generation이라 하고, 세 번째 계층의 추론을 pointer generation이라 칭한다. pointer generation은 발화 기록 내 음절들만 후보로 사용하므로, 정답이 포함되어 있지 않을 가능성이 있다. 따라서, 만약 추론하여야 하는 토큰이 발화 기록에 포함되지 않은 경우를 위하여, 특별한 토큰인 <NONE> 토큰을 하나 추가로 둔다. 평가 중 pointer generator의 결과가 <NONE> 토큰인 경우, 이는 지금 추론해야 할 토큰이 발화 기록에 포함되지 않은

것이므로, vocabulary generator의 추론 결과를 전체 추론 결과로 사용한다. pointer generator가 <NONE>이 아닌 발화 기록 내 토큰을 추론한 경우, 이 결과를 사용하도록 한다.

본 연구에서 실험에 사용한 데이터셋은 실험을 위해 직접 제작한 것이다. 본 연구에서는 대화 시스템이 스마트 홈 또는 스마트 스피커에 적용되는 상황을 가정하고, 해당 상황에서 발생할 수 있는 대화를 직접 작성하여 수집하였다. 대화 데이터셋을 만들기 위한 과정을 아래에 단계별로 기술한다.

첫째로, 목표 도메인과 사용자 목표, 개체명 카테고리, 화행 카테고리를 설정하였다. 그리고 각 도메인과 사용자 목표별로 사용자의 첫번째 발화를 직접 작성하였다. 이어서, 그렇게 작성된 사용자 발화에 대해 개체명 지표와 시스템 화행을 부착하고, 시스템 발화를 부착하였다. 이후의 턴은 사용자/시스템 순으로 번갈아 가면서 위의 과정을 따라 작성하였다.

본 연구에서는 앞서 기술한 인공지능 구조에 규칙 / 통계 기반 기계학습 모델의 결과를 이용하여 성능을 개선하고자 한다. 이를 위해 먼저, 입력된 발화 기록 내 마지막 사용자 발화에 대해 사용자 목표와 개체명 추론을 수행할 수 있는 모델을 작성하였다. 개체명 추론 모델은 규칙 기반으로 작성하였다. 사용자 목표는 사용자 발화에 나타난 어휘를 입력으로 규칙 기반 추론을 수행하는 모델과 어휘의 출현 빈도 통계를 이용해 추론을 수행하는 모델 총 2개의 모델을 사용한다. 이를테면 입력된 발화에 대해 다음과 같은 추론 결과가 생성된다.

표 1 규칙 / 통계 기반의 기반 시스템의 추론 결과의 예

발화		윤계상이 출연하는 영화 틀어 쥐	
개체명		배우:윤계상, 가수:윤계상	
사용자	규칙	영화 검색	
목표	통계	영화 검색 : 0.93,	음악 재생 0.03

이어서, 제안 방법이 위의 기반 시스템 추론 결과를 활용하는 방법에 대해 기술한다. 먼저, 개체명 추론의 결과를 적용하였다. 개체명 추론 결과를 개체명 추론 모듈에 입력하기 위하여, 다음과 같이 GRU의 초기 입력을 설정하였다. 그림 2에서 h_0 는 발화 기록 인코더의 인코딩 결과 분산 표현이다.

총 22개의 카테고리 모두에 대해 위 그림과 같이 기반 시스템의 추론 결과를 입력으로 부여하였다. 기반 시스템의 결과를 이와 같이 입력으로 부여하는 것만으로도 기반 시스템의 결과를 이용해 큰 폭의 성능 향상을 달성할 수 있었다.

그림 3은 사용자 목표 추론 모듈의 구조를 보이고 있다. 기존 사용자 목표 추론 모듈은 h_0 (발화 기록 인코더의 인코딩 결과 분산 표현)을 입력으로 받아 하나의 전연결층을 통과시켜 추론을 수행하였었다. 여기에, 위 그림과 같이 규칙 기반 모델의 결과를 더하거나 연결하여 자질을 개선하고, 그것을 이용해 최종 사용자 목표를 추론하도록 설정하였다.

사용자 목표의 경우 규칙 기반 추론 결과와 통계 기반 추론 결과가 주어진다. 그 중 규칙 기반 결과는 임베딩 레이어를 통과시켜 그대로 사용하고, 통계 기반 결과는

시스템의 추론 확률을 가중치로 사용하여 가중합을 수행해, 하나의 분산 표현을 만든 후 사용하도록 설정하였다.

위 개체명 / 사용자 목표 추론 결과 활용 방법에 이어서, 발화 기록 내 사용자의 마지막 발화 대신, 모든 발화에 대한 추론 결과를 활용하도록 하여 구조를 다시 한번 개선한다. 먼저, 개체명의 경우, 다음과 같이 구조를 작성하였다[그림 4].

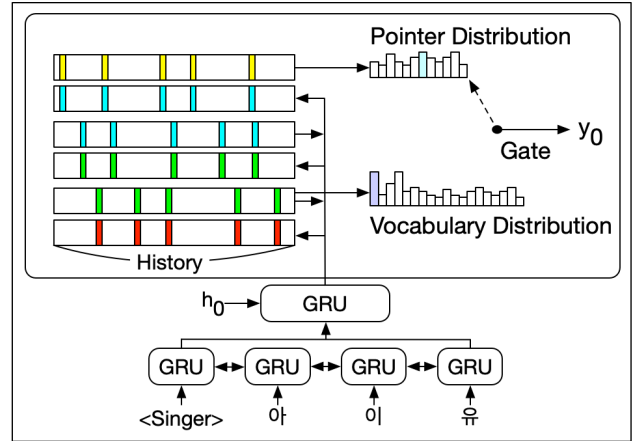


그림 2 기반 시스템의 마지막 발화에 대한 추론 결과를 활용하는 개체명 추론 모듈의 구조도

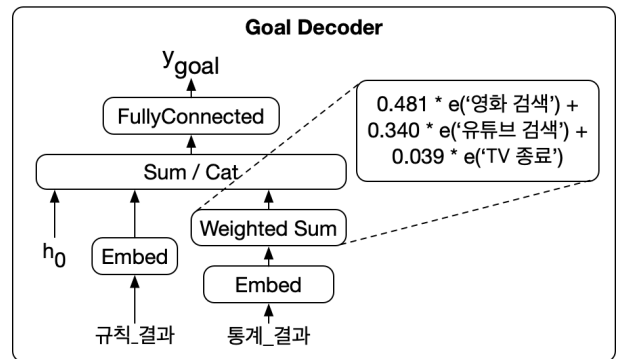


그림 3 기반 시스템의 마지막 발화에 대한 추론 결과를 활용하는 사용자 목표 추론 모듈의 구조도

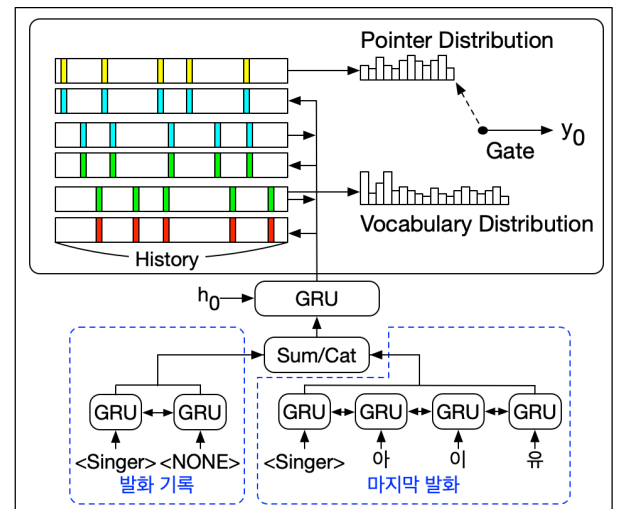


그림 4 발화 기록과 마지막 발화에 대한 추론 결과를 활용하는 개체명 추론 모듈의 구조도

표 2 마지막 발화의 규칙 / 통계 기반 추론 시스템의 결과 활용.

구분	기반 시스템 결과 사용		개체명의 자질 결합 방법	사용자 목표의 자질 결합 방법	개체명 (F1)	사용자 목표 (Acc)	화행 (Acc)	
	개체명	사용자 목표						
기본 시스템	-	-	-	-	87.05%	93.37%	82.50%	
1	마지막 발화 (규칙)	-	-	-	96.18%	92.45%	81.40%	
2			마지막 발화(규칙)	-	벡터 합	94.19%	94.11%	79.37%
3				-	벡터 연결	93.80%	94.48%	81.03%
4				-	벡터 합	95.62%	94.66%	81.77%
5			마지막 발화(규칙, 통계)	-	벡터 연결	91.75%	94.29%	81.22%
6	마지막 발화(규칙) + 발화 기록(규칙)	마지막 발화(규칙, 통계)	벡터 합	벡터 합	97.60%	94.84%	82.14%	
7		마지막 발화(규칙, 통계)	벡터 연결	벡터 합	97.57%	94.66%	80.66%	
8		마지막 발화(규칙, 통계)	벡터 합	벡터 합	93.31%	95.95%	79.74%	
9		+ 발화 기록(규칙, 통계)	벡터 합	벡터 연결	96.57%	95.95%	80.85%	

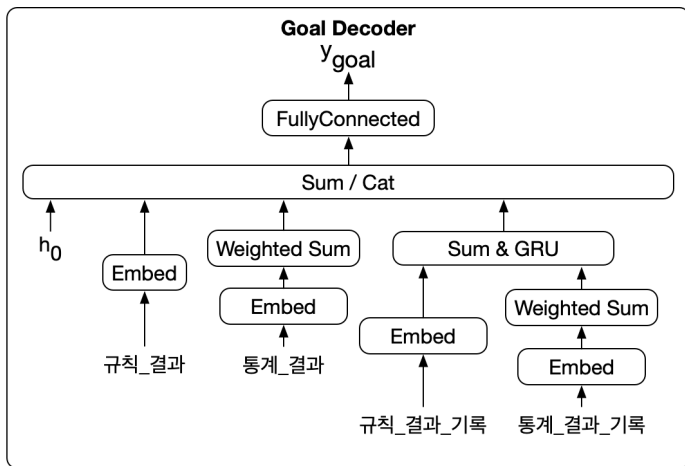


그림 5 발화 기록과 마지막 발화에 대한 추론 결과를 활용하는 사용자 목표 추론 모듈의 구조도

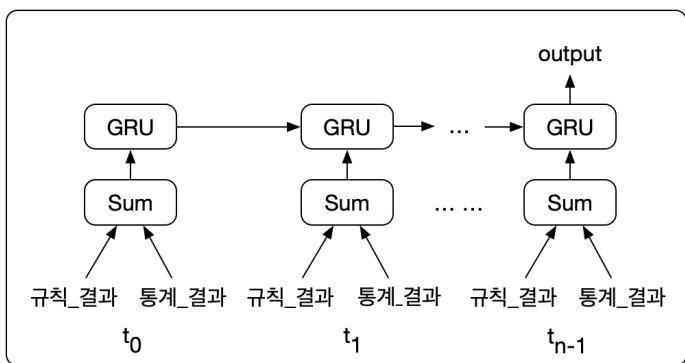


그림 6 발화 기록에 대한 기반 시스템의 사용자 목표 추론 결과를 인코딩하여 분산 표현을 작성하는 방법

앞선 구조에서는 현재 턴의 결과만을 사용하였는데, 이제는 거기에 하나의 입력을 더 추가하는 것이다. 그리고 그 입력은 현재까지 수행된 발화 기록을 보는 것으로, 현재 턴을 제외한 이전 턴의 개체명 결과 중 가장 마지막 결과를 부여한다. 이렇게 함으로써 현재 턴의 결과와 발화 기록 내 결과를 함께 참조하여 추론을 수행할 수 있게 된다. 사용자 목표 모듈은 발화 기록에도 매 턴별 규칙

결과와 확률 결과가 주어진다. 시간이 흐름에 따라 사용자 목표 추론 결과가 바뀌어 가는 것을 모두 모델링에 반영하기 위해, 우리는 GRU로 발화 기록 내 전체 추론 결과를 인코딩하여 활용하기로 하였다[그림 5, 6]. 턴 별 규칙 결과와 통계 결과의 분산 표현을 벡터 합하여 하나의 표현으로 만든 후, 그 결과를 GRU로 인코딩하여 다시 발화 기록 전체에 대한 표현을 만든다.

최종으로 작성된 개체명 추론 모듈과 사용자 목표 추론 모듈의 추론 과정을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$h_{bh} = GRU(y_{b,t-1}) \quad (1)$$

$$h_{bl} = GRU(y_{b,t}) \quad (2)$$

$$\hat{y} = MemNet(h_0, f(h_{bh}, h_{bl})) \quad (3)$$

식 1, 2, 3은 개체명 추론 모듈의 추론 과정을 수식으로 표현한 것이다. 개체명 추론 모듈은 기반 시스템의 결과를 수집한 후, 각각 GRU에 입력하여 두 개의 분산 표현 h_{bh} 와 h_{bl} 을 얻는다[식 1, 2]. 여기서 h_{bh} 는 발화 기록의 결과이고, h_{bl} 은 마지막 발화의 결과이다. 이어서, 작성된 분산 표현들을 결합 함수 f 에 통과시켜 최종 자질 벡터를 획득한다. 마지막으로 그렇게 얻어진 자질 벡터를 Memory Network에 입력하여 개체명 추론 결과를 획득한다. 식 3의 h_0 는 Memory Network 인코더의 추론 결과이다.

$$h_{brf} = E(y_{brf}) \quad (4)$$

$$h_{bsf} = \sum_i^N p_i E(y_{bsfi}) \quad (5)$$

$$h_{bh} = GRU(y_{brh}, y_{bsh}) \quad (6)$$

$$\hat{y} = FC(f(h_0, h_{brf}, h_{bsf}, h_{bh})) \quad (7)$$

식 4, 5, 6, 7은 사용자 목표 추론 모듈의 추론 과정을 수식으로 표현한 것이다. 가장 먼저 마지막 발화에 대한 규칙 결과와 통계 결과가 식 4, 5를 통해 인코딩된다. 식 4, 5에서 E 는 임베딩 함수, y_b 는 기반 시스템 결과, y_{brf} 는 마지막 발화에 대한 규칙 기반의 기반 시스템 결과이다. 확률 결과의 경우 각 결과에 확률 가중치를 곱하여 사용해야 하므로, p_i 와 같이 각 임베딩 결과에 확률 p_i

를 곱해 가중합하도록 하였다.

이어서, 발화 기록에 대한 결과가 식 5를 통해 인코딩된다. 식 6의 GRU는 발화 기록 전체에 대한 규칙 결과와 통계 결과를 입력으로 받아, 각각을 식 4와 5를 이용해 인코딩한 후, 그 결과를 GRU로 인코딩하여 발화 기록 전체에 대한 분산 표현을 작성한다. 마지막으로, 전체 자질에 대한 사용자 목표의 추론은 식 7과 같이 수행된다. 앞 서 구한 3개의 자질과 Memory Network 인코더의 추론 결과 h_0 를 결합 함수 f 에 통과시켜 최종 자질을 획득한 후, 그것을 단일 계층의 전연결층 FC에 입력하여 최종 사용자 목표 추론 결과를 얻는다.

본 연구에서는 개발된 대화 상태 추적 시스템을 평가하기 위해 사용자 시뮬레이터를 개발하였다. 본 연구에서 제안하는 사용자 시뮬레이터는 대화 시스템과 대화를 수행하며 대화 시스템의 성능을 평가한다. 제안하는 사용자 시뮬레이터는 자연어 이해 모듈, 사용자 정책 모듈, 사용자 목표 생성 모듈 그리고 자연어 생성 모듈로 구성되어 있다. 각 모듈에 대해서 이어서 기술한다.

매 새로운 대화가 시작될 때, 사용자 목표 생성 모듈이 가장 먼저 이번 대화에 사용할 임의의 사용자 목표를 생성하여 사용자 정책 모듈로 넘겨준다. 이 때 생성되는 사용자 목표는 전체 학습 데이터셋 내 포함된 사용자 목표 중 하나를 생성하도록 하였고, 하나의 대화는 복수의 사용자 목표를 가질 수 있도록 하였다. 발생하는 사용자 목표와 사용자 목표 사이의 선후 관계는 학습 데이터셋 내 분포를 따를 수 있도록 하였다. 생성된 사용자 목표는 사용자 정책 모듈에서 추적 관리되고, 모든 목표가 완수되면 해당 대화를 완료로 처리하며, 조건에 따라 대화를 성공 또는 실패 처리한다.

다음은 자연어 이해 모듈이다. 매 턴 대화 시스템이 발화를 생성하면, 그 발화는 먼저 자연어 이해 모듈에 입력되어 분석된다. 대화 시스템은 상황별 제한된 수의 발화를 출력하므로, 발화 사전을 만들어 입력된 발화로 부터 목표와 화행, 개체명을 추출할 수 있도록 하였다. 이어서, 그렇게 추론된 사용자 목표와 시스템 화행은 사용자 정책 모듈에 입력된다.

사용자 정책 모듈은 입력된 시스템 발화로 현재 추적 중인 사용자 목표를 갱신하고, 다음 사용자 화행과 대화 종료 여부를 추론한다. 현재 부여된 사용자 목표가 모두 완수된 경우, 해당 대화를 완료 처리하고, 대화를 종료한다. 부여된 사용자 목표가 아직 완수되지 못한 경우, 남은 사용자 목표에 기반해 다음 사용자 화행을 작성하여 리턴한다.

마지막으로 수행되는 모듈은 자연어 생성 모듈이다. 자연어 생성 모듈은 사용자 정책 모듈의 출력물인 사용자 화행을 입력으로 받아 동작을 수행한다. 자연어 이해 모듈과 마찬가지로, 자연어 생성 모듈도 입력된 사용자 발화별 발화 가능한 사용자 발화를 사전을 이용해 선택하고, 그것을 출력하도록 하였다.

4. 실험 및 분석

4. 1. 실험 설정

본 연구에서는 위 코퍼스 작성 과정을 통해 수집된 대화 데이터셋과 사용자 시뮬레이터를 이용해 대화 상태 추적 시스템의 성능을 평가한다. 총 수집된 대화는 2,435 대화이고, 학습과 개발, 평가에 각각 8:1:1로 배분하여 학습과 평가를 진행하였다.

앞서 기술한 인공지능 기반 모델을 학습 코퍼스로 학습한 후 평가 코퍼스로 평가하는 실험을 먼저 수행하였다. 실험을 통해 앞서 기술한 기반 시스템 개체명 추론 결과와 사용자 목표 추론 결과를 모델에 사용토록 함으로써 성능이 어떻게 개선되는지 관찰한다. 또한, 마지막 턴의 결과만 사용하는 것과 발화 기록 전체의 결과를 사용하는 것의 차이를 확인하기 위해 각각 실험하였다. 마지막으로, 사용자 목표의 경우, Memory Network encoder의 자질 표현과 기반 시스템의 결과에 대하여, 벡터 합을 수행하거나 연결하여 사용할 수 있으므로, 각각을 실험하여 결과를 비교하였다.

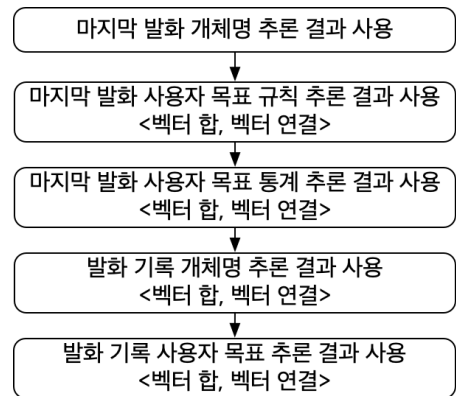


그림 7 제안 방법의 실험 설계

4. 2. 코퍼스를 이용한 대화 상태 추적 시스템의 평가 결과

표 2에 제안 방법의 코퍼스 기반 실험 성능을 실었다. 먼저, 기반 시스템에 개체명 규칙 추론 결과를 추가하여 모델링하였을 때, 개체명 추론 성능이 9.13%p 상승함을 알 수 있다. 이어서, 해당 모델을 다시 규칙 기반 사용자 목표 추론 결과를 사용토록 개선하였을 때, 사용자 목표 추론 성능이 2%p가량 상승하였다. 하지만 개체명 추론 성능은 다소 하락하였다. 다음은 위 모델에 추가로 통계 기반 사용자 목표 추론 결과를 입력으로 사용하였을 때의 성능이다. 통계 기반 사용자 목표 추론 결과를 추가한 실험은 개체명과 사용자 목표 둘다 일관되지 못한 성능 변화를 보였다. 이어서, 위의 실험에 다시 개체명 추론 기록과 사용자 목표 추론 기록을 추가하여 실험하였다. 개체명 추론 기록을 추가로 사용하였을 때에는 개체명 1.42%p의 성능 향상을 얻을 수 있었고, 사용자 목표 기록을 사용하였을 때에는 마지막으로 사용자 목표의 성능을 향상시킬 수 있었다.

4. 3. 사용자 시뮬레이터를 이용한 대화 상태 추적 시스템의 평가 결과

이번에는 위의 대화 상태 추적 시스템을 사용자 시뮬레이터로 평가한 실험 결과를 기술한다. 사용자 시뮬레이터를 이용한 평가는 총 25 대화에 대하여 수행되었다. 전체 25 대화 중, 19개의 대화를 완료 및 성공하였고, 6개의 대화를 실패하였다. 사용자 시뮬레이터를 이용해 평가를 수행할 때, 대화가 성공하지 않는 경우는 다음과 같은 사례가 있을 수 있다.

- 시스템이 사용자의 목표를 잘못 추론하고, 잘못된 추론한 목표를 실행하는 경우 : 이 경우 시스템의 실행에 의해 대화는 완료 처리되지만, 시스템의 추론 사용자 목표가 대화 정책 모듈의 사용자 목표와 다르므로, 대화가 실패로 판정된다.
- 시스템이 화행 추론에 실패하는 경우 : 앞서 기술하였듯 화행은 action과 argument로 구성되어 있고, 제안 시스템은 각각을 추론한 후 조합하여 화행을 추론하고 있다. action과 argument는 특정 조건에 부합하여야만 하지만, 시스템의 추론 오류로 인해 그렇지 못할 수 있다. 시스템의 추론 결과로 유효한 시스템 화행을 작성할 수 없는 경우, 해당 대화는 종료되고 실패로 판정된다.

6개의 대화 중 5개의 샘플은 위 항목 중 첫 번째에 해당하는 사용자 목표 추론 실패에 해당하였고, 나머지 하나는 세 번째 오류인 화행 추론 실패에 해당하였다.

표 3에 오류의 예를 실었다. ‘오류 1’을 보면, 시스템은 입력된 사용자 발화 ‘하정우 유튜브에 검색해 줘’의 사용자 목표를 ‘영화 검색’으로 분류하고 있지만 실제 사용자 목표는 ‘유튜브 검색’이므로 해당 대화가 실패로 판정되었다.

‘오류 2’는 화행 추론 실패 오류의 예이다. ‘의도 확인’ 화행은 사용자 목표 하나와 하나 이상의 argument를 가질 수 있도록 설계되어 있다. 예를 들어 ‘의도 확인(유튜브 검색, 키워드:하정우)’나 ‘의도 확인(영화 재생, 영화 제목:신세계)’와 같이 사용될 수 있는 것이다. 그러나, 위의 오류에서 시스템은 의도 확인의 argument로 사용자 목표 두 개를 추론하였다. 이에, 화행의 추론에 실패하게 되고, 해당 대화는 실패로 판정된다.

표 3 제안 시스템의 오류의 예

구분		내용
오류 1	사용자 발화	하정우 유튜브에 검색해 줘
	사용자 목표	유튜브 검색
	시스템 추론 사용자 목표	영화 검색
	시스템 화행	실행
	대화 판정	실패 (유튜브 검색 ≠ 영화 검색)
오류 2	사용자 발화	윤계상이 출연한 SF 영화 검색
	사용자 목표	영화 검색
	시스템 추론 사용자 목표	영화 검색
	시스템 화행	의도 확인 (유튜브 검색, 영화 재생)
	대화 판정	실패 (화행 조합 실패)

5. 결론

본 연구에서는 규칙 기반 / 통계 기반의 기계학습 모델의 결과를 이용해 인공지능경망을 학습함으로써 인공지능 기반 대화 상태 추적 모델의 성능을 향상시키는 연구를 수행하였다. 또한, 그렇게 작성된 대화 상태 추적 시스템의 성능을 평가하기 위한 사용자 시뮬레이터를 정의하고, 그 평가 결과와 분석 결과를 정리하였다.

기존 인공지능경망 기반의 분류 및 생성 추론 모델은 주어진 데이터셋의 입출력 쌍을 이용해 지도학습하여 모델을 작성한다. 본 연구에서는 대신비교 적 손쉽게 작성이 가능한 규칙 기반 / 통계 기반 모델을 작성하고, 그 결과를 인공지능경망에 입력으로 활용함으로써, 기반 모델의 성능을 개선할 수 있었다. 본 연구에서 제안한 사용자 시뮬레이터는 기존 대화 시스템이 평가 데이터셋만을 이용해 평가해왔던 것에 대비하여, 더욱 풍부한 상황에 대해 평가가 가능하다는 장점이 있다.

인공지능경망을 이용한 모델링은 높은 성능을 달성할 수 있지만 학습에 대용량의 학습 데이터가 필요하다는 단점이 있다. 제안하는 학습 방법 및 구조는 기반 시스템의 출력 결과를 활용케 함으로써 그 소요를 대폭 저감시킬 수 있었고, 그 결과 추론 모델의 성능을 소폭 상승시킬 수 있었다.

본 연구에서 제안한 사용자 시뮬레이터는 주어진 시스템 발화의 이해와 사용자 발화 생성에 발화 사전을 활용하고 있어 새로운 도메인으로의 확장에 큰 제한이 있다. 향후, 해당 모듈을 개선하여 새로운 도메인으로의 확장성을 개선할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] Zhang, Yizhe, Siqi Sun, Michel Galley, Yen-Chun Chen, Chris Brockett, Xiang Gao, Jianfeng Gao, Jingjing Liu, and Bill Dolan. "Dialogpt: Large-scale generative pre-training for conversational response generation.", arXiv preprint arXiv:1911.00536, 2019.
- [2] Ham, Donghoon, Jeong-Gwan Lee, Youngsoo Jang, and Kee-Eung Kim. "End-to-End Neural Pipeline for Goal-Oriented Dialogue Systems using GPT-2.", ACL, 2020.
- [3] Shi, Weiyan, Kun Qian, Xuewei Wang, and Zhou Yu. "How to build user simulators to train rl-based dialog systems." arXiv preprint arXiv:1909.01388, 2019.
- [4] Li, Xiujun, Zachary C. Lipton, Bhuwan Dhingra, Lihong Li, Jianfeng Gao, and Yun-Nung Chen. "A user simulator for task-completion dialogues." arXiv preprint arXiv:1612.05688, 2016.
- [5] 신창욱, 장두성, 차정원, "멀티태스크 학습을 이용한 대화 상태 추적 시스템", 한국 컴퓨터 종합학술대회 논문집, 2020.
- [6] Sukhbaatar, Sainbayar, Jason Weston, and Rob Fergus. "End-to-end memory networks.", In Advances in neural information processing systems, pp. 2440-2448. 2015.