

## 질문 생성을 통한 능동 학습 방식 질의 응답

최성준<sup>0,1</sup>, 김기범<sup>2,3</sup>, 장병탁<sup>1,2,3</sup>

서울대학교 컴퓨터공학부<sup>1</sup>, 써로마인드 로보틱스<sup>2</sup>, 서울대학교 인지로봇인공지능센터<sup>3</sup>

{sjchoi, kbkim, btzhang} @ bi.snu.ac.kr

### Active learning on QA with question generation and ask-back

Sungjoon Choi<sup>0,1</sup>, Kibeom Kim<sup>2,3</sup>, Byoung-Tak Zhang<sup>1,2,3</sup>

Seoul National University Department of Computer Science and Engineering<sup>1</sup>,  
Surromind Robotics<sup>2</sup>, Cognitive Robotics and Artificial Intelligence Center<sup>3</sup>,

#### 요 약

질의 응답을 포함한 모든 머신 러닝 분야에서 데이터셋의 크기는 성능에 중요한 영향을 미친다. 하지만 데이터셋을 확보하는 것은 비용 문제를 수반한다. 본 논문에서는 주어진 질의 응답 데이터셋이 있을 때 에이전트가 능동적으로 질문을 생성하고 사용자에게 되물음으로써 데이터셋을 확장시키는 방법을 연구하였다. 질문 생성은 주어진 데이터셋에 규칙을 적용함으로써 이루어진다. 사용자가 생성된 질문에 답변하면 이를 데이터셋에 추가하고 확장된 데이터셋으로 신경망을 재학습시킨다. 실험 결과 질문 생성을 통해 재학습된 신경망이 초기 신경망에 비해 성능이 증가함을 확인하였다. 보통 신경망은 추론 시 성능이 증가하지 않지만 능동 학습하는 신경망은 사용 중에도 계속해서 사용자와의 상호작용을 통해 성능이 증가한다. 질문 생성을 통한 능동 학습은 데이터셋의 크기 문제를 해결하는 한 방법이라고 할 수 있다.

#### 1. 서 론

질의 응답을 위한 다양한 데이터셋들이 제시되어 왔다. 페이스북의 bAbI나 스탠포드의 SQuAD 데이터셋이 그 예이다. 본 연구에서 사용한 뽀로로 데이터셋은 어린이용 만화 영화인 뽀로로 영상을 수 초 분량으로 나누고 해당 부분에 대한 질문이 주어진다. 질문에는 5개의 보기가 주어지며 이들 중 하나를 고를 수 있다. 다양한 주제의 데이터셋이 공개되지만 충분한 성능을 내기에는 데이터셋의 크기가 작을 수 있다.

능동 학습이란 주어진 데이터셋으로 에이전트를 학습시키는 것을 넘어서 에이전트가 환경과 상호작용하며 스스로 지식을 습득하는 것을 말한다. 에이전트는 환경에 대해 적극적 행동을 수행하며 환경으로부터 정보를 수집한다. 이를 다시 학습에 재활용하여 성능을 높이게 된다. 인간의 학습을 살펴보면 정제되어 주어지는 정보를 습득할 뿐 아니라 스스로 활동하며 정보를 얻기도 한다는 점에서 능동 학습이라 할 수 있다.

질의 응답 분야에서 능동 학습이 이루어지기 위해서는 질문이 에이전트로부터 생성되어야 한다. 에이전트는 생성한 질문을 환경에 묻게 되며 환경은 이에 대한 답변을 에이전트에게 주게 된다. 비용 측면에서 보면 데이터셋을 수집하는 비용에 비해 에이전트와 환경의 상호작용이 비용이 적다. 질의 응답에서 환경은 곧 사용자이다. 사용자는 에이전트를 사용하는 것을 주 목적으로 하지만 종종 에이전트가 묻는 질문에 쉽게 답변해 줄 수 있다. 이 과정을 통해 에이전트의 성능이 점차 증가할 수 있다면, 신경망 학습

시 방대한 데이터를 모을 필요가 줄어든다.

새로운 질문을 생성하기 위한 다양한 연구도 이루어지고 있다. Zhou et al.은 신경망을 사용하여 주어진 문장에 대해 질문을 형성하는 방법을 연구하였다[1]. 신경망이 생성된 질문은 WHAT, HOW, HOW, WHEN, WHICH, WHERE, WHY와 같이 의문사를 기준으로 구분되며 각각의 경우에 좋은 정확도를 보인다고 주장하였다. Serban et al.은 RNN을 사용하여 주어진 사실에 대한 질문을 생성하는 법을 연구하였다[2]. 신경망은 두 개의 단어와 그들의 관계를 입력으로 받는다. 그리고 한 단어와 해당 관계에 있는 것은 무엇인지를 묻는 형식의 질문을 생성하게 된다. 연구는 신경망을 통해 생성된 질문이 사람이 생성한 질문이나 baseline 질문보다 우수함을 주장하였다. 이처럼 생성된 질문이 만약 기존 질의 응답 데이터셋을 기반으로 한다면 이 질문들을 사용자에게 되물고 답변을 받는 방법으로 데이터셋을 확장할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 뽀로로 데이터셋을 기반으로 질문을 생성하고 사용자에게 되물어 답변을 받는 형식의 능동 학습 신경망을 다루었다. 뽀로로 데이터셋에 있는 질문 중 기존 의문사를 새로운 의문사로 대체하는 방식으로 질문을 생성하였다. 질문에 답변된 내용을 데이터셋에 추가하여 재학습하여 결과를 측정하였다.

#### 2. 데이터셋과 질문 생성 규칙, 모델

##### 2.1 뽀로로 데이터셋

뽀로로 데이터셋은 어린이용 만화 영화인 뽀로로

영상을 기반으로 한 것이다. 뽀로로 영상은 여러 에피소드로 이루어져 있다. 각 영상들을 수 초 분량으로 나눠 작은 영상을 만든다. 작은 영상에 대해 질문이 주어지며 이에 대한 답변이 5개가 주어진다. 질문은 총 5913개이다. 그림 1은 뽀로로 데이터셋 중 한 쌍을 표시한 것이다.

**Q: From whom does Crong have to keep Pororos secret?**

**A1: Crong has to keep secret from poby.**

**A2: Crong has to keep secret from eddy.**

**A3: Crong has to keep secret from petty and loopy.**

**A4: Crong doesn't have to keep secret.**

**A5: Pororo has no secret.**

그림 1 뽀로로 데이터셋의 질의 응답 예시

본 논문에서는 뽀로로 데이터셋의 영상을 제거하고 질문과 보기를 하나씩 엮은 질의 응답쌍 5개를 생성하여 데이터셋으로 사용하였다. 영상과 질문을 입력으로 받는 질의 응답은 질의 응답의 성능을 높일 수 있다. 하지만 능동 학습적 관점에서는 영상을 바탕으로 질문을 생성해야 하고 되물을 때 영상도 함께 제시해야 하는 난점이 존재한다. 또 나아가서는 영상과 질문을 함께 생성할 수도 있다. 본 연구는 능동 학습의 효과를 측정하는 것으로서 멀티 모달 데이터인 영상은 제거하고 사용하였다.

또 질문과 보기를 하나씩 엮는 방식으로 데이터셋의 크기를 늘렸다. 본 연구에서는 질의 응답의 목표를 뽀로로 만화 영화의 내용에 일치하는 답변하는 것 대신 질문이 주어졌을 때 질의 의도에 맞는 대답을 하는 것으로 하였다. 그림 1을 보면 크롱이 누구로부터 비밀을 지켜야 하는지를 물을 때 “크롱은 아무개로부터 비밀을 지키면 된다”는 식의 보기가 주어진다. 또 아무개는 뽀로로의 등장 인물 중 하나로 한정된다. 본 연구에서는 영상과 함께 에피소드에 대한 설명문 등도 제거하고 사용하였기 때문에 아무개를 특정하지 않아도 되도록 하였다. 이는 데이터셋의 크기를 늘려주고 모델의 복잡도를 낮춰서 학습을 용이하게 하는 효과가 있다.

**2.2 질문 생성 규칙**

최근 [1], [2]와 같은 신경망을 사용한 질문 생성도 활발히 연구되고 있으나 본 논문에서는 단순 치환 규칙을 사용한 질문 생성을 사용하였다. 본 논문은 질문 생성을 통해 환경과 상호작용하여 성능이 점진적으로 증가되는 방법에 관한 것으로서 질문 생성 방식 자체를 다루지 않는다. 단순 치환 규칙은 질문을 생성하기 쉽고 사용자가 답변도 쉽게 할 수 있기 때문에 실험이 용이하다는 장점이 있다. 표1은 본 연구에서 사용한 질문 생성 규칙을 표현한 것이다.

표 1 단순 치환 기반의 질문 생성 규칙

규칙	원문	생성 질문
R1 What to Why Simple	What did Crong say to Pororo?	Why did Crong say to Pororo?
R2 What to Why Complex	What did ...	Why did ...
	What do ...	Why do ...
	What does ...	Why does ...
R3 What to Why and How Complex	What did ...	Why did ... Who say to Pororo?
	What do ...	Why do ... Who ...
	What does ...	Why does ... Who ...

치환 규칙 R1은 what did를 why did로 치환한다. 규칙 R2는 did뿐 아니라 do와 does에 대해서도 같은 규칙을 적용한다. R3는 why 질문과 함께 who 질문도 동시에 생성한다. 단순 치환 규칙은 질문을 쉽게 생성할 수 있지만 문법적 오류나 어색한 부분이 있는 문장이 만들어질 수도 있다. 또 생성 과정에서 시제 등에서 의미가 변할 수 있다. 하지만 사용자는 생성된 질문에 오류가 있는 경우에도 질문의 일차적 의미를 파악할 수 있다. 또 사용자가 제공하는 답변은 오류가 없는 답변이기 때문에 신경망의 출력 문장은 항상 오류가 없도록 유도된다.

**2.3 모델**

데이터셋을 학습시킬 모델로서 Sutskever et al.이 제안한 sequence-to-sequence 모델을 사용하였다[3]. LSTM을 나란히 배치한 후 encoding과 decoding 과정을 추가하여 시계열 정보를 효과적으로 처리할 수 있다. 이 모델은 영어에서 프랑스어로의 번역, 파서, 챗봇 등 입력과 출력물이 시퀀스이라면 일반적으로 적용할 수 있기 때문에 본 연구에 적합하다. 또 널리 알려진 모델이고 특정 문제를 위해 복잡하게 설계되거나 튜닝되지 않았기 때문에 질문 생성을 통한 능동 학습의 효과가 충분함을 잘 검증할 수 있다.

**3. 실험**

**3.1 실험 설계**

실험은 2.1절에서 설명한 방식으로 전처리된 뽀로로 데이터셋을 9:1로 분할하여 트레이닝셋과 테스트셋으로 사용하였다. 학습은 3600 step까지 진행되며 학습 중 200 step마다 테스트 정확도를 측정하여 가장 좋은 값을 사용한다. 정확도는 perplexity를 사용한다. 자연어를 생성할 때 정확도를 측정하는 다양한 방법이 있지만 각 방법에 한계가 존재하고 perplexity는 모델간의 성능을 비교할 때 널리 쓰이는 지표이기

때문에 이를 선택하였다. 기본 모델은 문장의 길이를 4가지 bucket으로 나누고 각 bucket의 perplexity를 출력한다. 본 연구에서는 각 bucket에 있는 문장의 수로 perplexity를 weighted mean하여 weighted perplexity를 정확도로 사용한다. 기본 데이터셋만 학습한 모델과 2.2절에서 설명한 세 가지 치환 규칙에 따라 생성된 질문과 그에 대한 사용자의 답변이 추가된 데이터셋으로 학습하여 정확도를 비교한다. 질문을 생성할 때는 최대 1000개까지만 생성한다. 치환 규칙에 따라 생성될 수 있는 질문이 많으면 샘플링을 통해 1000개만 사용한다. 이는 생성된 질문이 트레이닝셋 중 낮은 비율만 차지하도록 하기 위해서이다. 생성된 질문은 질문 안에 오류가 있을 수 있고 사용자의 답변도 때로는 학습에 악영향을 미칠 수 있기 때문에 그 영향을 적절히 조절하기 위한 조치이다.

### 3.2 실험 결과 및 논의

실험 결과 기본 모델에 비해 R1, R2, R3로 능동 학습한 모델의 정확도가 높게 측정되었다. 특히 R2는 R1과 R3에 비해 높은 성능을 보여주어 치환 규칙이 정교할수록 성능이 증가함을 보여주었다. 표 2는 각 모델의 최종 정확도를, 그림 2는 학습에 따른 테스트 정확도를 보여준다.

표 2 치환 규칙에 따른 각 모델의 정확도. 치환 규칙 R2를 사용한 능동 학습 모델이 성능이 가장 우수하다.

Model	Test perplexity
Baseline	62.52
R1	54.45
<b>R2</b>	<b>47.40</b>
R3	52.76

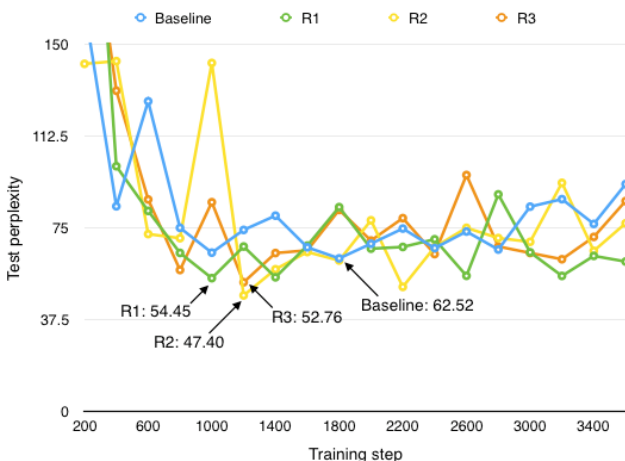


그림 2 학습에 따른 테스트 정확도 변화. 각 모델의 최종 정확도는 마커로 표시되어 있다.

치환 규칙 R2를 사용한 능동 학습 모델의 정확도가 가장 우수했다. 능동 학습 모델의 정확도는 모두 기본

모델보다 높았다. 이는 능동 학습 방식이 모델의 정확도 향상에 기여함을 나타낸다. 특히 R1과 R2는 모두 why 질문을 생성한다. 이 때 R2가 질문의 시제를 고려한 풍부한 질문을 생성해냈다. 그 결과 추가된 질의 응답쌍이 테스트셋의 질문을 답변하는데 도움을 주었음을 나타낸다. 이는 고도화된 치환 규칙을 사용할수록 정확도가 높아짐을 보여준다. 또 신경망을 사용한 고차원적 질문 생성이 이루어질 경우 정확도는 더욱 높아질 것이다. 신경망 등을 사용해 단순 의문사 치환이 아닌 전혀 새로운 질문을 생성할 수 있다면 학습 시 얻을 수 있는 정보가 더욱 많아지기 때문이다. 이는 향후 질문 생성 방법에 대한 연구가 추가적으로 진행된다면 정확도를 더 높일 수 있음을 암시한다.

반면 R3가 R2보다 정확도가 낮은 것은 who 질문이 why 질문에 비해 정교하게 생성되지 못하기 때문으로 생각된다. What 질문에서 why 질문을 만들 경우 대부분 의미가 통하지만 who 질문을 생성할 경우 의미가 없을 수 있다. 예를 들어 어떤 현상 때문에 뽀로로가 화가 난 경우 ‘무엇이 뽀로로를 화나게 하였는가’ 라는 질문을 ‘왜 뽀로로를 화나게 하였는가’로 바꿀 수는 있지만 ‘누가 뽀로로를 화나게 하였는가’로 바꿀 수는 없다. 여기서 what이 묻고 있는 대상 자체가 who가 아니기 때문이다. 따라서 who 질문이 추가된 데이터셋은 성능 향상에 기여하지 못한 것으로 생각된다. 오히려 질문의 수가 1000개로 제한되어 있기 때문에 유용한 why 질문을 배제시키는 효과가 나타났을 것으로 생각된다.

### 4. 결론

단순 치환 규칙을 통해 질문을 생성하고 사용자에게 답을 입력 받아 데이터셋에 추가하였다. 추가된 데이터셋으로 모델을 재학습시킨 결과 성능이 증가함을 확인하였다. 또 치환 규칙이 정교할수록 성능이 크게 증가함을 확인하였다. 이는 질문 생성을 통한 능동 학습 방식이 효과가 있으며 유의미한 질문이 생성될수록 모델이 추가로 학습하게되는 효과도 큼을 의미한다. 본 연구는 초기 데이터셋이 작더라도 사용 중에 성능이 지속적으로 증가하는 에이전트를 가능케 할 것이다.

### 참고 문헌

[1] Qingyu Zhou et al., “Neural Question Generation from Text: A Preliminary Study”, arXiv, 2017.  
 [2] Iulian Vlad Serban et al., “Generating Factoid Questions With Recurrent Neural Networks: The 30M Factoid Question-Answer Corpus”, Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages 588-598, 2016.  
 [3] Ilya Sutskever et al., “Sequence to Sequence Learning with Neural Networks”, Neural Information Processing Systems, 2015.