

Paragraph Vector를 이용한 문장 의도 예측 기법

최성호, 김은솔, 장병탁

서울대학교 컴퓨터 공학부

ch7457@snu.ac.kr, eskim@bi.snu.ac.kr, btzhang@snu.ac.kr

An Intention Prediction Method for Dialogue using Paragraph Vector

Seong-Ho Choi, Eun-Sol Kim, Byoung-Tak Zhang

Department of Computer Science and Engineering, Seoul National University

요 약

본 논문에서는 사람과의 자연스러운 대화를 통하여 자동으로 주문을 받을 수 있는 시스템을 만들기 위하여, 사람의 자연 언어를 이해하고 그로부터 사람의 발화 의도를 예측할 수 있는 기계 학습 알고리즘을 제안한다. 제안하는 기계 학습 알고리즘은 텍스트로부터 의도 추론에 적합한 정보를 추출하여 벡터 형태로 바꾸는 단계와 문장 벡터로부터 미리 정의한 발화 의도를 추론하는 단계로 나누어 진다. 실험을 위하여 카페에서 손님과 점원이 실제로 주문을 하는 과정을 기록한 발화 텍스트를 사용하였다. 이로부터 doc2vec 벡터를 추출하고, 다양한 인식기를 사용하여 이 벡터로부터 의도를 추론하였다. 또한 의도전이 확률을 사용해 추론된 의도별 확률 벡터를 보정하여 성능을 향상시킨 결과를 보인다.

1. 서 론

대화형 자동 주문 시스템은 사람의 자연언어를 이해함으로써 사용자와 시스템 사이의 대화 속에서 사용자의 발화 의도를 예측하고 그에 적절한 응답을 취하여 사용자가 원하는 주문을 할 수 있도록 한다. 현재의 주문 시스템은 기존의 사람 대 사람의 대화식 주문 방식에서 사람 대 자동 응답기 형태로 변화하는 추세인데, 매년 새로운 자동 응답기의 인터페이스에 적응해야 하는 사용자 입장에서는 이런 변화에 불편함을 느낄 수 밖에 없다. 따라서 기존의 사람 대 사람의 대화식 주문 방식의 편리함을 사용자(손님)에게 제공하기 위하여 대화형 자동 주문 시스템을 구축해야 한다.

기존의 대화형 시스템에서는 미리 설계된 질의에 대해서는 완벽하게 대처할 수 있지만 대화 유형이 매우 제한적이며 유연한 답변이 불가능하고, 예외 상황에 매

우 취약하다. 본 연구에서는 이러한 전통적인 대화형 시스템을 개선하여 대화형 시스템이 사람의 자연언어 속에서 사용자의 발화 의도를 예측할 수 있도록 하는 기계 학습 알고리즘을 제안한다.

본 연구에서는 문장의 발화 의도를 예측하기 위하여 PV-DM (Distributed Memory Model of Paragraph Vector) 을 이용한 Deep Learning을 사용한다. PV-DM에서는 다음과 같은 크게 두 가지 단계를 거쳐서 문장의 발화 의도를 예측한다. 1) 주어진 데이터로 W (word vectors), U (softmax weights), b (softmax weights), D (paragraph vectors)를 학습한다. 2) 새로운 문장에 대해서 이미 학습했던 W , U , b 는 유지하면서 D 에 column을 추가하고 기울기 하강기법(gradient descent)을 적용하여 새로운 문장에 대한 벡터(D')을 만들게 된다. 두 번째 단계에서 얻은 D' 은 인식기를 통해 미리 정의한 발화 의도 집합 중 하나로 분류된다[1].

본 연구에서는 새로운 문장에 대해 PV-DM으로 생성

한 vector에 대하여 여러 인식기 사용해 문장의 발화 의도를 예측해 보고, 사용자의 의도를 가장 정확하게 예측하는 방법은 무엇인가에 대하여 알아본다.

2. 실험 목표

본 연구에서 사용한 데이터는 커피숍 내 주문 상황을 기록한 대화문이며, 목표는 손님과 점원의 발화 의도를 파악하는 것이다. 손님과 점원이 연속해서 발화를 주고 받아 하나의 주문을 마치는 것으로 대화를 정의했을 때 총 400개의 대화를 수집하였다.

모든 발화 문장에는 본 연구에서 미리 정의한 24가지의 의도 집합 중 그 문장의 의도에 해당하는 집합 번호를 레이블로 추가하였다. 커피숍 주문 상황에서 발생할 수 있는 발화를 구분할 수 있도록 의도 집합을 정의하였으며 표1에서 24가지의 발화 의도를 정리하였다.

발화자	발화 의도
손님/점원	인사, 감사인사, 기타질문, 결제관련질문, 네/아니오, 맞장구
손님	주문, 주문관련질문, 결제(카드), 서명, 번호입력, 결제(현금), 무언서명
점원	주문권유, 메뉴안내, 주문확인, 결제, 번호입력요청, 결제금액안내, 결제및서명요청, 서명요청, 포장확인, 선택사항요청, 계산완료및음료준비

표 1 : 본 연구에서 정의한 24가지 발화 의도

3. 모델 학습

PV-DM 학습에는 gensim에서 제공되는 python API(gensim.models.doc2vec)를 사용하였다. 학습을 하기 전에 앞서 KoNLPy에서 제공하는 형태소 분석기(tag Package의 Twitter 클래스)를 이용하여 문장의 명사(Noun)와 동사(Verb)만 추출하여 문장을 재구성하였다. doc2vec은 띄어쓰기 단위를 한 단어의 단위로 학습하기 때문에 같은 단어라도 다양한 조사와 어미들까지 겹쳐

지면 다른 뜻을 나타내게 될 수 있다. 따라서 문장에서 의미있는 부분이라고 판단되는 명사와 동사의 형태소만을 따로 걸러내어 문장을 재구성하였다.

재구성된 문장은 각 문장의 의도 레이블과 짝지어 학습하였다. 이 방법으로 각각의 문단 Label이 문장의 의도를 나타내도록 PV-DM을 학습시켰다. 또한, 너무 적은 수의 학습데이터는 오히려 학습에 방해가 될 수 있다고 판단하여 전체(400개) 대화에서 10번 이상 나타났던 단어들만으로 학습하였다.

학습된 doc2vec 모델의 내장 함수(infer_vector)를 통해서 새로운 문장을 입력으로 넣어줄 경우 새로운 문장에 대한 벡터를 생성할 수 있다. 여기서 추출한 doc2vec 벡터로 문장의 의도를 추론할 수 있도록 여러 인식기를 사용하였다. Classification을 위해서 scikit-learn에서 제공하는 Classification API를 이용하였다. Classifier를 학습시킬 때는 400개의 데이터 중에서 300개를 사용하였고 나머지 100개는 Classifier의 성능을 Test하는 데 사용하였다.

본 연구에서는 사람의 대화에서 이전 문장의 의도를 바탕으로 새로운 의도의 문장이 나온다는 가정 하에 문장 의도의 전이확률행렬을 구하여 결과를 보정하였다. 시간 t에서 문장의 의도별 확률을 벡터 X_t 라 하고 발화 의도 i에서 발화 의도 j로 대화의 흐름이 이어질 조건부 확률이 A_{ij} 일때 문장 의도를 다음과 같이 예측하였다.

$$X_t = \beta \cdot X_{t-1}A + (1 - \beta) \cdot D_t \quad \dots (1)$$

이때 A는 전이확률행렬, β 는 보정 상수이다. β 는 이전 문장에서 유추할 수 있는 현재 문장의 의도 확률 벡터 $X_{t-1}A$ 와 현재 문장에서 doc2vec으로 유추한 의도 확률 벡터 D_t 의 가중치를 조정하여 최종적으로 의도 집합별 확률을 보정한다.

4. 실험 결과

여러 Classifier를 이용하여 개별 문장의 발화 의도를 예측했을 때 정확도는 다음 표와 같다.

Classifier	Accuracy
------------	----------

<i>NN (with 1 neighbor)</i>	77.4%
<i>NN (with 3 neighbor)</i>	75.4%
<i>NN (with 5 neighbor)</i>	74.5%
<i>Decision Tree</i>	68.5%
<i>(Gaussian) Naïve Bayesian</i>	63.6%
<i>Support Vector Machine</i>	14.3%

표 2 : 개별 문장 의도 Prediction Accuracy

Nearest Neighbor Algorithm을 이용하여 학습하였을 때 주어진 문장의 의도를 가장 잘 추론하는 인식기를 만들 수 있음을 알게 되었다. Nearest Neighbor Algorithm의 경우에는 추론된 벡터와 가장 가까운 이웃의 의도에 따라서 의도를 분류하는 데 여러 이웃을 살펴볼 경우 이웃의 거리를 고려하여 그 의도로 분류될 확률이 계산된다.

보정 상수의 효능을 알아보기 위해서 이웃의 갯수 1~15개에 대한 NN Algorithm으로 학습한 인식기를 활용하여 계산한 의도 확률 벡터를 (1)의 식에 보정하고 Prediction Accuracy를 평균 내어 조사한 β 별 평균 문장 의도 분류 결과는 다음과 같다.

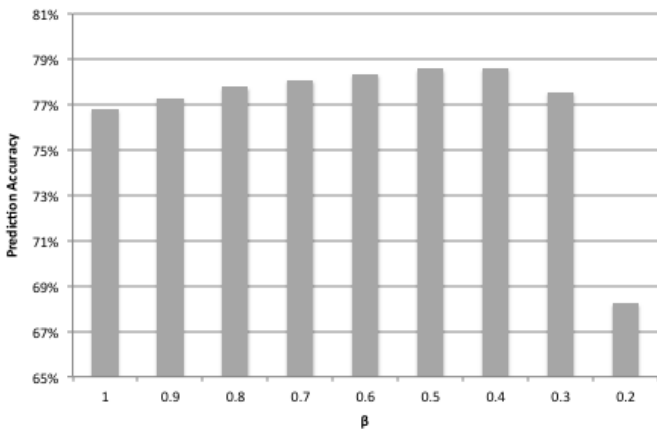


표 3 : Nearest Neighbor Algorithm과 Transition Matrix를 사용하여 보정된 의도 Prediction Accuracy

β 값이 0에 가까울 때(Transition Matrix만 고려했을 시)와 β 값이 1일 때(doc2vec model만 고려했을 시) 보다 β 값이 0.5에서 0.4사이인 중간 지점에서 추론의 정확도가 더 높았음을 확인할 수 있었다. β 값이 0에 가까우면 doc2vec으로 추론한 벡터의 비중이 낮아지므로 발화 내용과 상관없이 전이 행렬에 의해 거의 정해진 의도로

발화 의도를 추론하게되어 Prediction Accuracy는 급격하게 떨어지게 된다.

결과를 토대로 doc2vec을 통해 추론한 벡터가 결과에 절대적인 영향을 미치지만 의도전이확률행렬을 이용해서 발화의도추론의 성능을 조금 더 향상시킬 수 있음을 확인할 수 있었다.

5. 한 계 및 향 후 연구 방 향

이번 연구의 한계는 doc2vec모델을 학습하는 데 필요한 데이터가 부족하다는 것이다. 300개 정도의 데이터는 제한적인 상황에서의 비슷한 대화이기 때문에 예외 상황에서도 의도를 추론할 수 있는 대화 모델을 학습하기에 충분하지 못하다. 또한 많은 데이터를 구한 후에 직접 한 문장마다 의도 레이블을 태그해주는 작업 또한 사람이 직접 해야하기 때문에 무수히 많은 데이터를 만들기도 쉽지 않다.

앞으로는 추론된 손님의 의도에 맞추어 응답할 수 있는 시스템을 구축하는 것이 목표이다. 손님의 의도를 조금 더 세분화하여 매장별 질의를 설계하고 과거 대화문을 통해서 다음 문장을 생성해낼 수 있다면, 주문 상황에서 사람의 자연언어를 이해하고 자동으로 응답하는 주문 시스템을 구축할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

[1] Quoc Le and Tomas Mikolov, "Distributed Representations of Sentences and Documents," ICML, 2014.

[2] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. "Efficient Estimation of Word, Representations in Vector Space". In Proceedings of Workshop at ICLR, 2013.

[3] Bishop, Christopher M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. New York: Springer.