

# 상호 재학습 방법을 이용한 화자 의도 분류

이현정<sup>†</sup> 선충녕<sup>○</sup> 김학수 서정연<sup>†</sup>

서강대학교 컴퓨터공학과<sup>†</sup>, (주)LG전자<sup>○</sup>, 강원대학교 컴퓨터정보통신공학전공

{juvenile, seojy}@sogang.ac.kr<sup>†</sup> choongnyoung.seon@lge.com<sup>○</sup> nlpdrkim@kangwon.ac.kr

## Speakers' Intention Classification using a Mutual Retraining Method

Hyunjung Lee, Choong-Nyoung Seon, Harksoo Kim, and Jungyun Seo

Department of Computer Science and Engineering, Sogang University<sup>†</sup>  
Future IT Laboratory, LGE Advanced Research Institute, LG Electronics Inc.<sup>○</sup>  
Program of Computer & Communications Eng., Kangwon National University

### 요 약

화자의 의도를 결정하는 문제는 대화 시스템에서 핵심적인 부분이다. 기존의 연구에서는 모델의 간소화를 위해 화자의 의도를 화행과 개념이라는 두 요소로 분리하여 분석하였다. 하지만 두 요소는 서로 밀접하게 관련되어 있기 때문에 모델의 간소화는 의도 분석 성능 저하의 원인이 되었다. 이런 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 화자 의도 분류를 위한 재학습 방법을 제안한다. 제안된 방법은 화자의 의도를 분석하기 위해 화행 분류 모델과 개념열 분석 모델로 분리하여 분석한다. 학습 단계에서 화행 분류 모델은 개념열 분류 결과를 입력으로 사용하고 개념열 역시 마찬가지로 적용하였다. 목적 지향 대화를 대상으로 한 실험에서 제안된 시스템은 화자 의도 분류에서 최대엔트로피 모델과 지지 벡터 기계의 성능을 효과적으로 향상시켰다.

주제어 : 재학습 기법, 화자 의도 분류, 화행, 개념열

### 1. 서 론

목적지향 대화 시스템은 일정 관리나 호텔 예약 등과 같이 특정한 목적을 달성하기 위해서 이루어지는 대화를 이해하고 적절한 응답을 찾아 제시해 주는 지능형 소프트웨어를 말한다. 발화에 숨겨진 화자의 의도를 찾아내는 의도 분석 기술은 이러한 목적지향 대화 시스템을 구현하기 위한 핵심적인 기술이다.

화자 의도를 결정하기 위한 연구는 폭 넓게 진행되어 왔다. 입력 발화의 의도를 식별하기 위해서 규칙 기반 모델은 대화 관리를 위한 규칙이나 영역에 특화된 지식과 같은 수동으로 구축된 규칙을 사용하였다[1]. 규칙 기반 모델은 작은 대화 영역에서 좋은 성능을 보였지만 수동 지식에 의존적이기 때문에 응용 영역이 변경됨에 따른 수정이나 확장이 어렵다는 문제점이 있었다. 최근에는 이러한 단점을 극복하기 위해 대규모의 코퍼스를 이용한 기계 학습 모델들이 제안되었다[2,3]. 이런 방법들은 화자의 의도를 나타내는 특정 범주들과 발화에서 나타난 관련 자질들을 제안하였다. 비록 많은 기계 학습 모델들이 다양한 언어적인 자질을 이용하여 제안되었지만 이전 연구들은 주로 화행(speech act) 인식을 다루거나[2] 화행 인식과 개념열(concept

sequence) 인식을 각각 다루었다[3]. 하지만 화행과 개념열의 쌍은 엄밀하게는 동시에 인식되어야 한다. 게다가 화행과 개념열은 서로 밀접하게 관련되어 있기 때문에 개별적으로 다루질 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 화행과 개념열의 쌍을 동시에 인식하기 위한 상호 재학습 모델을 제안한다. 모델을 학습할 때 화행 분석의 결과는 개념열의 입력으로 사용되고 개념열의 분석 결과는 화행의 입력으로 사용된다. 이러한 상호 재학습으로 인해 화행 분류와 개념열 분류의 성능이 향상되었다.

### 2. 상호 재학습 방법을 이용한 화자 의도 분석 모델

#### 2.1 의도의 일반화

목적 지향 대화에서 각 발화에 내포된 화자의 의도는 포괄적인 담화 의도를 나타내는 화행과 영역 종속적인 세부 의미를 나타내는 개념열의 쌍으로 일반화될 수 있다[4]. 표 1은 일정 관리 영역에서 수집한 대화 말뭉치를 분석하여 정의한 화행을 보여준다.

표 1 화행의 종류

화행	설명
greeting	대화 서두의 인사말
expressive	대화 후미의 인사말
opening	실제 대화의 시작
ask_ref	WH-질문
ask_if	YN-질문
response	응답
request	행위를 요청
ask_confirm	이전 발화의 확인
confirm	확인 발화의 응답
inform	정보 제공
accept	호응

표 2는 일정 관리 영역에서 데이터베이스 연산을 모델링하여 정의한 개념열의 구성을 보여준다. 본 논문에서는 2가지 테이블, 4가지 연산자, 8가지 필드를 대상으로 3층 구조의 개념열 부착 방법[5]에 따라 53개의 개념열을 정의하여 사용한다.

표 2 개념열의 구성

테이블명	연산자명	필드명
timetable	insert	agent
alarmtable	delete	date
	select	day_of_week
	update	time
		person
		place
		content
		field

## 2.2 의도 분류 모델

대화에서 n개의 발화  $U_{1,n}$ 가 주어졌을 때  $SA_{1,n}$ 와  $CS_{1,n}$ 를  $U_{1,n}$ 의 화행과 개념열로 정의하면 화자의 의도 분류 모델은 다음의 식으로 정의될 수 있다.

$$SI(U_{1,n}) \equiv \operatorname{argmax}_{SA_{1,n}, CS_{1,n}} P(SA_{1,n}, CS_{1,n} | U_{1,n}) \quad (\text{식 1})$$

발화의 확률값을 직접 측정은 불가능하므로 문장 자질의 집합  $F_i$ 를 이용하여 식을 간소화하여 사용한다. 이때 사용된 문장 자질은 김민정 외[6]의 최적 자질을 사용하였다.

$$SI(U_{1,n}) \approx \operatorname{argmax}_{SA_{1,n}, CS_{1,n}} \prod_{i=1}^n P(SA_i | CS_i, F_i) P(SA_i | SA_{i-1}) P(CS_i | F_i) P(CS_i | CS_{i-1}) \quad (\text{식 2})$$

$$SI(U_{1,n}) \approx \operatorname{argmax}_{CS_{1,n}, SA_{1,n}} \prod_{i=1}^n P(CS_i | SA_i, F_i) P(SA_i | SA_{i-1}) P(SA_i | F_i) P(CS_i | CS_{i-1}) \quad (\text{식 3})$$

이 두 모델들은 서로 밀접하게 관련되어 있으므로 모델을 학습하기 위해 그림 1과 같은 새로운 학습 방법을 제안한다.

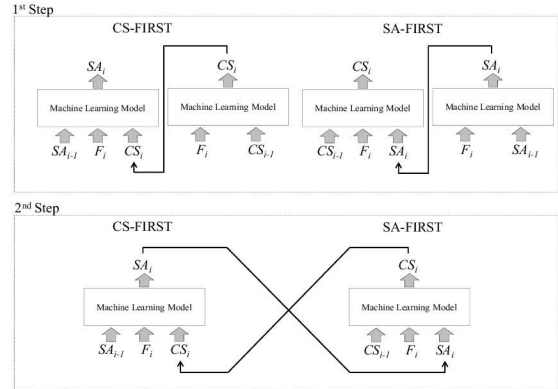


그림 1 화자 의도 분류 모델의 상호 재학습

그림 1에서 보는 것과 같이 제안 방법은 2단계로 이루어진다. 1단계에서는 CS-FIRST라는 모델명으로 표현된 (식 1)과 SA-FIRST라는 모델명으로 표현된 (식 2)를 각각 학습한다. 그리고 2단계에서는 1단계의 결과를 CS-FIRST와 SA-FIRST 각각의 입력으로 받아들여서 재학습을 수행한다.

## 3. 실험 및 평가

### 3.1 실험 데이터

의도 예측 모델의 성능을 평가하기 위하여 일정관리 영역에서 WOZ(wizard-of-oz) 방식으로 시뮬레이션한 대화 말뭉치를 수집한 후, 수동으로 화행과 개념열을 부착하였다. 수집된 말뭉치는 일정 추가, 삭제, 변경과 관련된 내용을 포함하고 있다. 말뭉치는 900개의 대화에 20,079개의 발화로 구성되어 있다. 화행과 개념열 부착은 대학원에서 자연어처리를 전공하는 5명의 석사과정 학생이 수행하였으며, 일관성 유지를 위하여 1명의 박사과정 학생이 최종 검토하였다.

상호 재학습 실험을 위해 본 논문에서는 대화 코퍼스를 학습 코퍼스(800개 대화)와 테스트 코퍼스(100개 대화)로 나누었다. 실험의 대상이 되는 기계학습 방법으로 지지 벡터 기계(SVM; support vector machine)[8]와 최대 엔트로피 모델(MEM; maximum entropy model)[9]을 사용하였다.

### 3.2 실험 결과

표 3과 표 4는 각각 화행 분석과 개념열 분석에서 단일 모델의 성능과 제안한 재학습 방법을 사용한 결과를 비교하여 보여준다. 성능은 정밀도(accuracy), 정확률(precision), 재현율(recall rate), F1-척도(F1-measure)를 사용하여 측정하였다.

표 3 화행 분석 성능 비교

학습방법	모델	정밀도	정확률	재현율	F1-척도
화행 단독 학습	SVM	0.934	0.867	0.911	0.885
	MEM	0.926	0.851	0.889	0.867
상호 재학습	SVM	0.941	0.878	0.915	0.894
	MEM	0.929	0.860	0.887	0.873

표 4 개념열 분석 성능 비교

학습방법	모델	정밀도	정확률	재현율	F1-척도
개념열 단독 학습	SVM	0.908	0.828	0.766	0.788
	MEM	0.886	0.884	0.858	0.864
재학습	SVM	0.909	0.827	0.768	0.789
	MEM	0.897	0.912	0.857	0.874

표 3과 표 4의 결과에서 제안된 모델은 정밀도와 F1-척도 모두에서 고르게 성능 향상에 기여함을 보여준다. 하지만 재현율에 있어서는 지지 벡터 기계는 성능의 향상의 폭이 낮고 최대 엔트로피 모델은 오히려 약간의 성능이 하락하는 것을 볼 수 있다. 이것은 제안된 모델이 재현율보다는 정확률에 효과적인 모델임을 보여준다.

### 5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 사용자 의도 분류를 위한 재학습 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 화자 발화 의도를 서로 강하게 연결된 화행과 개념열의 분류 모델로 분리하고 상호간의 출력을 다른 모델의 입력으로 사용한다. 목적 지향 대화 코퍼스를 대상으로 한 실험에서 제안된 방법이 지지벡터기계와 최대 엔트로피 모델에서 화자 의도 분류 모델의 성능을 향상 시켰다.

향후 가능한 최적 환경에서의 비교를 통해 제안된 재학습 방법이 얼마나 효율적인지를 측정하고 자질의 이용 방법을 달리하여 재현율에 효과적인 결합방법에 대해 추가적인 연구가 필요할 것으로 보인다.

### 감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 산업융합원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행하였음. [10041678, 다중영역 정보서비스를 위한 대화형 개인 비서 소프트웨어 원천 기술 개발]

### 참고문헌

[1] Lambert, L. and Caberry, S., "A Tripartite Plan-based Model of Dialogue," Proceedings of ACL, pp.47-54, 1991.  
 [2] A. Stolcke, et al. Dialogue Act Modeling for Automatic Tagging and Recognition of

Conversational Speech, Computational Linguistics 26(3) (2000), 339-373.  
 [3] H. Lee, H. Kim, and J. Seo, Domain Action Classification Using a Maximum Entropy Model in a Schedule Management Domain, AI Communications 21(4) (2008), 221-229.  
 [4] Levin, L. et al. "Domain Specific Speech Acts for Spoken Language Translation," Proceedings of 4th SIGdial Workshop on Dis-course and Dialogue, 2003  
 [5] Lee, H., Kim, H., and Seo, J. Efficient Domain Action Classification Using Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science, Vol.4233, pp.150-158, 2006.  
 [6] 김민정, 박재현, 김상범, 임해창, 이도길. 한국어 화행 분류를 위한 최적의 자질 인식 및 조합의 비교 연구. 정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용, 35(11), (681-691), 2008.  
 [8] D. Surendran and G. Levow, Dialogue Act Tagging with Support Vector Machines and Hidden Markov Models, in: Proceedings of Interspeech, 2006.  
 J. C. Reynar and A. Ratnaparkhi, A Maximum Entropy Approach to Identifying Sentence Boundaries, in: Proceeding of the Fifth Conference on Applied Natural Language Processing, 1997, pp.16-19.