

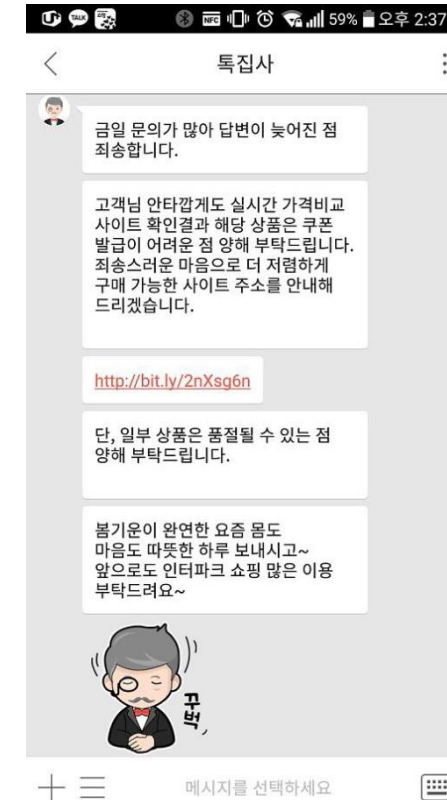
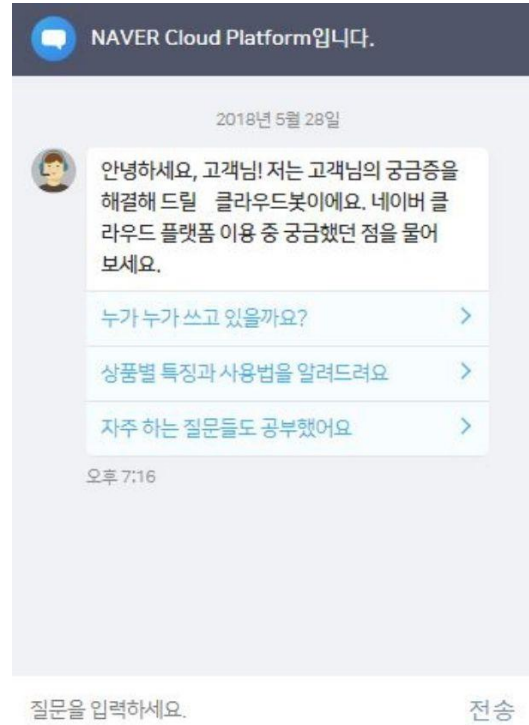
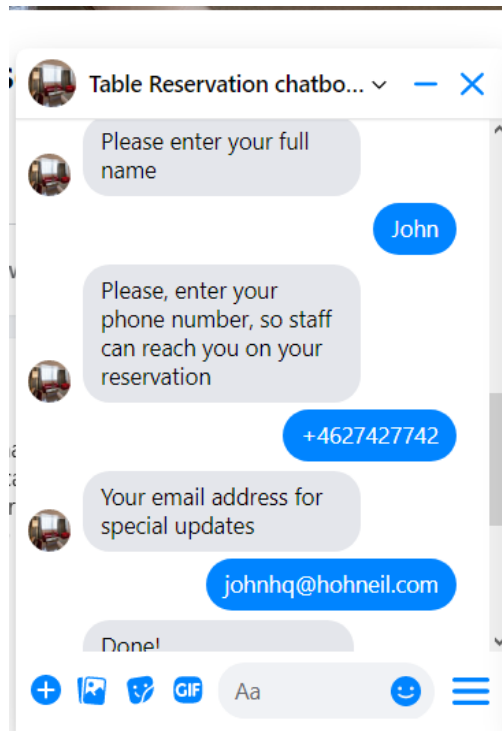
**TOD-BERT: pre-trained natural language  
understanding for task-oriented dialogue**

01

Background

# 01. Task Oriented Dialogue (TOD)

## 개념



- 목적 지향 대화 시스템은 항공편 예약, 호텔 예약, 고객 서비스 및 기술 지원과 같은 특정 도메인 작업을 위해 설계되었다.
- 대화의 목표가 정해져있으며 일부 실제 응용 프로그램에 적용되었다.

# 01. Task Oriented Domain (TOD)

## 장단점

### [장점]

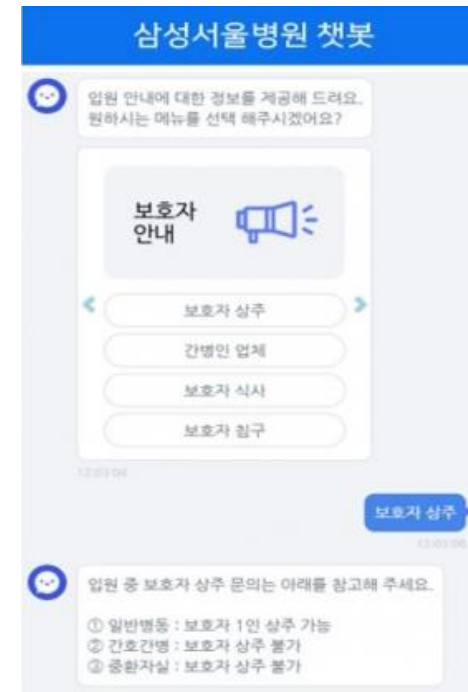
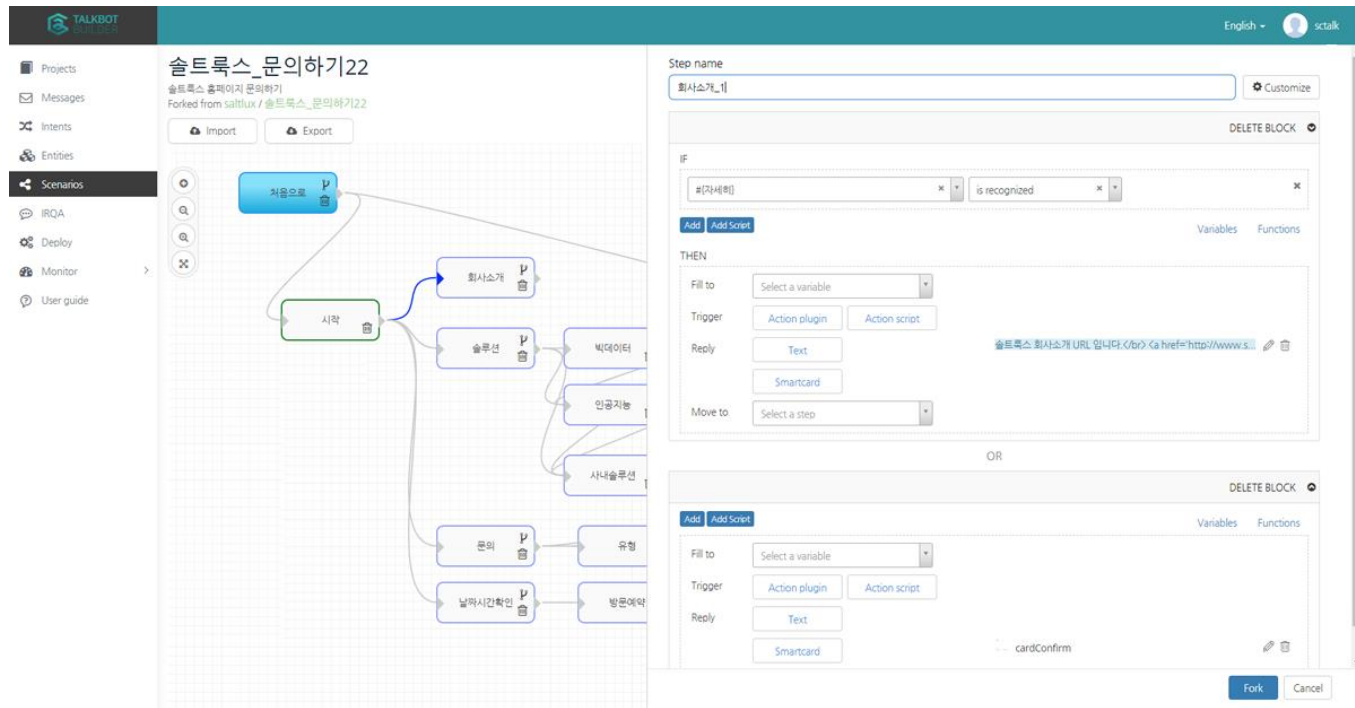
- 목표가 정해져있기 때문에 챗봇을 제작하는데 상대적으로 리소스가 적게 필요하다.
- 주제가 한정적이기 때문에 상대적으로 답변 성능이 안정적이다.

### [단점]

- 도메인 이외의 답변을 하지 못하며, 실제 사람과 대화한다는 느낌을 주기 어렵다.
- 다음 단계로 계속 넘어가기 위해 사용자에게 답변을 강요하는 듯한 느낌을 줄 수 있다.

# 01. Task Oriented Domain (TOD)

Method : Rule-Based



- 개발자가 미리 대화의 흐름을 설계한다. 버튼으로 클릭할 수도 있고 문장의 단어 패턴 여부를 사용해 다음 스텝으로 넘어갈지를 체크할 수 있다.
- 사용자의 질문 고민을 줄일 수 있고 미리 답변과 흐름이 정의되어 있기 때문에 만족스런 답변과 대화를 할 수 있다.
- 대화의 흐름이 제한되어 있으며 사용자는 자유도를 느끼기 어렵다.

# 01. Task Oriented Domain (TOD)

Method : Retrieval Based

## 입력된 질문 (Q)

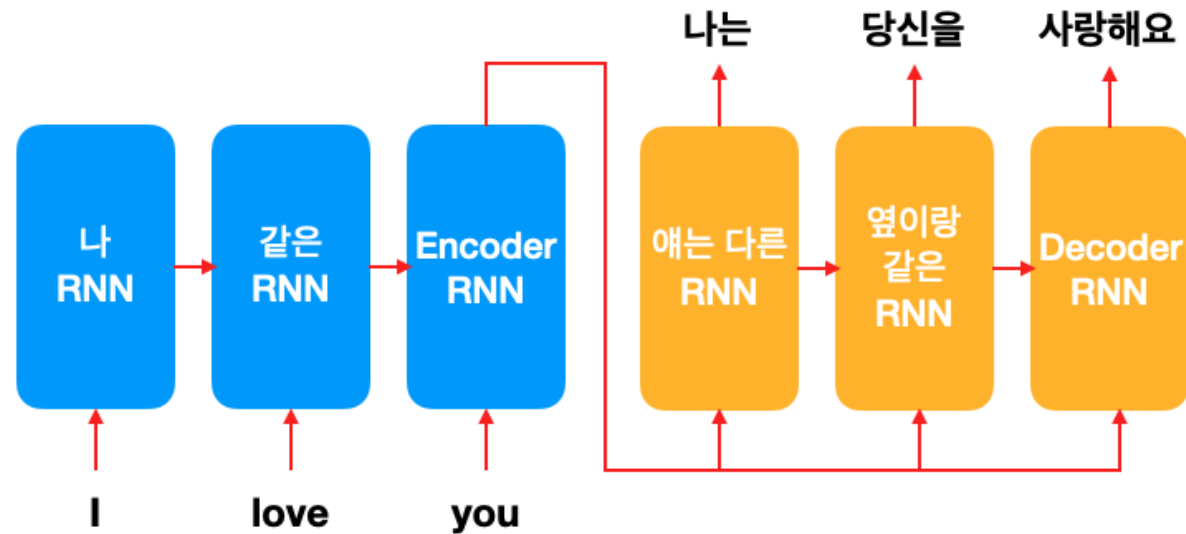
조명 켜고끄는 스위치가 불량이라 월요일에 교환상품 보내주신다고 하셨는데 연락이없네요. 어떻게 되어가고 있는 건지 궁금합니다.

질문 (Q')	답변(A')
집이 원룸인데어떤 전구가적당할까요?	안녕하세요 고객님 조명의 목적이 무드등.힐링.휴식.차한잔.술한잔 정도라면 이케아 470루멘 추천드려요. 위 목적 무드등.힐링.휴식."독서. 좀더밝은분위기" 원하시면 이케아 600루멘 추천드려요.
지정배송 받고싶습니다.어떻게하면 될까요?	안녕하세요 고객님. 배송메모: 배송희망날짜 명기하셔서, 해당일자 최대한 근접하게 배송받으실수 있도록 노력합니다.ㄱ
전구는 별도구매인가요?	전구는 별도로 구매하셔야 합니다.
설치 후 끈을 당겼는데실 부분이 그냥 끊어졌습니다.교환부탁드립니다.	교환 API
재입고는 언제되나요?	안녕하세요 고객님 현재 오르스티드 황동 재고 있으나, 코로나 여파 주문증가와 택배사 물량제한 있는 상태라 현재 미출고 주문 해소 후, 1~2일내 정상판매 예정입니다. 불편드려 죄송합니다.ㅠㅠ

- Retrieval Based 방식은 개발자가 질문과 답변을 미리 정의해두고 새로운 질문이 들어왔을 때 가장 유사한 질문을 찾고 매핑되어 있는 답변을 제공하는 구조이다.
- 사용자가 원하는 질문을 할 수 있으며 버튼 방식과 비교해 자유도가 높다. 또한 질문과 답변을 미리 사람 구성하기 때문에 비문이 출력될 확률이 낮으며 안정적인 성능을 보인다.
- 질문-답변 데이터를 구성해야 하기 때문에 리소스가 많이 필요하며 미리 입력된 답변을 반복해서 출력하기 때문에 사용자가 딱딱하게 느낄 수 있다.

# 01. Task Oriented Domain (TOD)

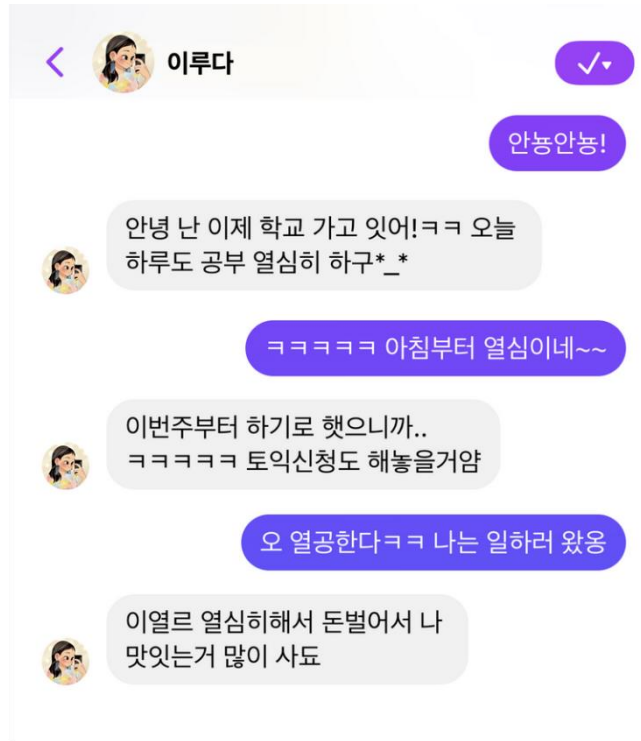
Method : Generation



- Seq2Seq (GRU+Attention) or GPT 같은 생성 알고리즘을 사용해 사용자 질문에 대한 답변 생성.
- 질문에 따라 답변이 다르게 생성되기 때문에 사용자는 실제로 대화하는 느낌을 받는다.
- 생성방식의 한계 때문에 목적을 달성하기 위한 대화 흐름을 내포하지 못하는 경우가 많으며 비문을 출력할 확률도 높다.

## 02. Open Domain (chit chat)

### 개념



- 일상대화뿐만 아니라 모든 주제에 대해 답변하는 챗봇. 최근 국내에서 화제가 되었던 이루다나 과거에 많이 사용된 심심이가 해당 분야에 속한다.
- 사용자의 자유도를 최대한으로 보장하고 있으며 실제 사람과 대화하는 경험을 얻을 수 있다.
- 현실적으로 모든 주제에 대해 관련된 답변을 하는 것은 힘들며 방대한양의 데이터와 학습 리소스가 필요하다.



## 02. Open Domain (chit chat)

Method : Retrieval Based

### 2.2 루다 알파 프레임워크

N DEVIEW  
2020

#### Retrieval: Session DB

- 1차 응답 후보를 가져오는 부분
- Session DB: 세션 + 답변 형태로 구성된 DB  
현재 대화와 유사한 세션의 응답을 후보로 선정



- Retrieval Based는 오픈 도메인에 특화된 데이터를 구성한다면 chit chat 또한 구현할 수 있다. 미리 질문과 답변을 구성한 후 가장 적합한 답변을 출력한다.
- TOD에서 언급했던 장점과 단점을 모두 보유하고 있다.

## 02. Open Domain (chit chat)

Method : Generation

Conversation 2	
<b>Human:</b>	<i>Hi!</i>
<b>Meena:</b>	<i>Hi! How are you this fine evening?</i>
<b>Human:</b>	<i>I'm doing well. it's morning my time!</i>
<b>Meena:</b>	<i>Good morning! What are your plans for today?</i>
<b>Human:</b>	<i>Get my work done then watch a movie at home in the night</i>
<b>Meena:</b>	<i>Sounds fun! What movie?</i>
<b>Human:</b>	<i>I haven't decided yet, perhaps an Oscar-nominated one. any suggestion?</i>
<b>Meena:</b>	<i>I'm not too familiar with recent Oscar winners, but I do know I wanted to see The Grand Budapest Hotel.</i>
<b>Human:</b>	<i>ah, tell me about that movie!</i>
<b>Meena:</b>	<i>It's from the same director and writer as Moonrise Kingdom. Wes Anderson is pretty well known for making funny, colorful films. I've heard it's pretty good.</i>
<b>Human:</b>	<i>ha! I've searched on the internet and both movies are very colorful!</i>
<b>Meena:</b>	<i>I'm looking forward to it. I love colorful movies.</i>

Conversation 4	
<b>Human:</b>	<i>I like how cute cows are</i>
<b>Meena:</b>	<i>Ah, interesting. You like how they are cute, right?</i>
<b>Human:</b>	<i>yeah, and they're really smart</i>
<b>Meena:</b>	<i>I heard they go to college</i>
<b>Human:</b>	<i>cows go to college?</i>
<b>Meena:</b>	<i>I heard that a cow went to Harvard.</i>
<b>Human:</b>	<i>what did the cow study?</i>
<b>Meena:</b>	<i>Bovine sciences.</i>
<b>Human:</b>	<i>do horses go to Harvard?</i>
<b>Meena:</b>	<i>Horses go to Hayvard.</i>
<b>Human:</b>	<i>that's a pretty good joke, I feel like you led me into it</i>
<b>Meena:</b>	<i>You were trying to steer it elsewhere, I can see it.</i>

- 일상대화데이터를 가져와 학습. 작년에 발표된 Google Meena가 놀라운 응답 성능을 보여주었다.
- 방대한 양의 데이터가 필요하며 Open Domain을 Generation 방식으로 처리하는 것은 현재는 큰 기업단에서 가능한 일이다.

02

Problem

## 02. Problem

### 기존 데이터의 문제점

#### 챗봇

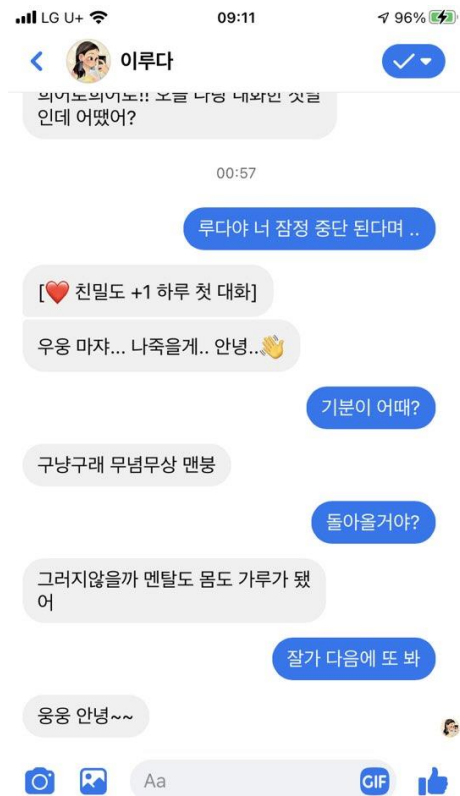
위키백과, 우리 모두의 백과사전.

챗봇(chatbot) 혹은 채터봇(chatterbot)은 음성이나 문자를 통한 인간과의 대화를 통해서 특정한 작업을 수행하도록 제작된 컴퓨터 프로그램이다. 토크봇(talkbot), 채터박스(chatterbox) 혹은 그냥 봇(bot)라고도 한다.

인간이 사용하는 언어를 이해해서 대화를 진행하는 자연언어처리 기술을 심각하게 적용하는 언어이해 방식, 입력받은 말에서 특정 단어나 어구를 검출하여 그에 맞는 미리 준비된 응답을 출력하는 검색 방식,

그리고 각본을 미리 만들고 각본에 따라서 사용자의 입력에 대한 동작과 각본에 있는 응답을 출력하는 각본 방식이 있다.

네이버클라우드플랫폼, 카카오톡, LINE, 슬랙, 페이스북 메신저, 스넛치봇 등에서 챗봇을 구동할 수 있는 API를 제공한다.



- 기존 BERT 사전 훈련 모델은 위키 혹은 책 같은 General Text Corpus를 학습 데이터로 사용한다. 하지만 General Corpus는 linguistic patterns이 적합하지 않다는 문제가 있다.
- 그래서 Conversation 데이터를 수집하였지만 인터넷에서 수집할 수 있는 대화 형태는 chit chat 데이터이다. Chit chat 데이터는 short, noisy, without specific chatting goals한 문제가 있다.

## 02. Problem

TOD 데이터를 사용하자!

<b>Speaker A</b>	So no one can help me with my gamepad?
<b>Speaker B</b>	Is it USB?
<b>Speaker A</b>	Nah, it plugs into the joystick port.
<b>Speaker B</b>	Have you run any calibration tools?
<b>Speaker A</b>	Calibrator says unable to open joystick, do I need to a modprobe or something?
<b>Candidate Response 1</b>	I've only used USB ones which are a little easier.
<b>Candidate Response 2</b>	You can play monster hunter with gamepad.

- 문제1 : TOD 데이터는 라벨링하고 데이터를 구성하는데 많은 시간이 걸리며 데이터의 규모가 적다.
- 문제2 : TOD의 사용자는 명확한 목표와 행동패턴을 가지기 때문에 Language understanding components와 Dialogue policy learning이 chit-chat보다 중요하다.

**03**

Solution

## 03. Solution

- Nine human-human and Multi turn TOD corpora 데이터를 사용해 BERT 사전 훈련 모델을 만들자!
- 데이터가 적으니 Few Shot Scenario에서 작동하는 모델을 만들자!
- 두개의 특별한 토큰([SYS] & [USR])을 사용해 Dialogue behavior를 파악하자!
- Contrastive objective function of response selection을 사용해 response similarity를 파악하자!

04

Data



## 04. Data

### MetaLWOZ : Meta-Learning Wizard-of-Oz

- AGREEMENT\_BOT.txt
- ALARM\_SET.txt
- APARTMENT\_FINDER.txt
- APPOINTMENT\_REMINDER.txt
- AUTO\_SORT.txt
- BANK\_BOT.txt
- BUS\_SCHEDULE\_BOT.txt
- CATALOGUE\_BOT.txt
- CHECK\_STATUS.txt
- CITY\_INFO.txt
- CONTACT\_MANAGER.txt
- DECIDER\_BOT.txt
- EDIT\_PLAYLIST.txt
- EVENT\_RESERVE.txt
- GAME\_RULES.txt

```
{ "id": "c8740770", "user_id": "165d979b", "bot_id": "c828c320", "domain": "BANK_BOT", "task_id": "53dc320f", "turns":  
  [ "Hello how may I help you?", "I want to do some money transfers.", "Acct #", "450450505", "What would you like to  
    transfer", "I want to transfer $69 from my checking into my savings account.", "Okay that transfer has now taken place",  
    "Great! What is my balance now in my savings?", "71 dollars", "Thank you very much.", "Welcome" ] }  
{ "id": "828f7457", "user_id": "767fa3de", "bot_id": "891cf0fb", "domain": "BANK_BOT", "task_id": "4ba9de05", "turns": [ "Hello  
  how may I help you?", "Do you represent the US Bank?", "yes", "Can you check on my balance?", "may i have the account  
    number", "2238887776665", "your current balance is $1546.98", "if I wrote a check for more than that how much of a fee  
    would I have to pay?", "there would be a $20 overdraft fee", "What if I can get me extra money into the bank today?",  
    "then you wouldn't be charged" ] }  
{ "id": "f285bfec", "user_id": "c05f0462", "bot_id": "ae15d73b", "domain": "BANK_BOT", "task_id": "8733528c", "turns": [ "Hello  
  how may I help you?", "help me with my bank account are you there mr. bot?", "I need your bank account number first",  
    "it is 3838234", "What do you need from me?", "i think someone hacked my bank account. can you check to make sure  
    everything is alright?", "I see some suspicious purchases. For instance in the past 60 days your account was used to buy  
    6 gift cards from Dick's Sporting Goods", "oh no. what can i do about this?", "I can cancel your card and put a  
    temporary freeze on your account.", "ok let's do that", "Okay I'm mailing you out a new card it should arrive within 48  
    hours" ] }
```

- Meta-Learning Wizard-of-Oz는 사용자 반응을 예측할 수 있는 모델을 개발하는 데 사용되도록 만든 데이터이다.
- 37,884 개의 목표 지향 대화를 클라우드 소싱하였고 47개 도메인 227개 Task를 포함한다.

## 04. Data

### Schema

**User** My best friend and his family are coming to visit and I want to take them out while they are here. Is there a concert playing next Friday?

**System** I can look into that but let's narrow it down a bit first. What city or cities would you like me to search in?

**User** I would prefer it to be fairly local so NY would be my first choice.

**System** Amber Run Brooklyn appears to be playing at Warsaw.

**User** I don't much care for that one, can you find me a different concert please?

**System** There will also be Chris Botti playing at Sony Hall.

**User** Let's try some other kind of activity. How about games, preferably baseball.

**System** I was able to find 8 baseball games the first of which is the Mets Vs Cubs playing at Citi Field.

**User** That sounds like something we would all enjoy very much.

**System** Would you like for me to go ahead and purchase tickets for you in advance?

**User** Yes, can you reserve 3 tickets for that game?

**System** You want 3 tickets to the Mets Vs Cubs game taking place in New York next Friday, is that correct?

**User** Yes, that's what I want. Can you give me the address of the event and the starting time as well?

**System** I was able to book those tickets for you. The game will be held at 123-01 Roosevelt Avenue and it begins at 6 pm.

**User** Thanks for the research and help, that is the only thing I needed for now.

**System** It was my pleasure, have a great day and enjoy the game.

Figure A.1: An example single domain dialogue from our dataset in the "Events" domain.

- Schema는 22,825개의 대화가 있으며 여러 작업, 특히 대화 상태 추적에 대한 데이터를 제공한다.
- 각 스키마는 추적 슬롯이며 각 도메인에는 적용 가능한 데이터들의 집합이다.

## 04. Data

### Taskmaster

ASSISTANT: How can I help you?  
USER: Hi, could you help me with booking movie tickets for tonight?  
ASSISTANT: What movie are you interested in?  
USER: The Upside.  
ASSISTANT: Did you have a theater in mind?  
USER: Could you check if the Regal Neshaminy...  
No, AMC Neshaminy in Neshaminy, PA is playing it?  
ASSISTANT: Could you spell that?  
USER: Sure, n e s h a m i n y.  
ASSISTANT: I have a showtime at 7:30 and at 10:30, is that okay?  
USER: Yes, could you get two tickets for the 7:30?  
ASSISTANT: One moment. Okay so that's 2 tickets for 7:30 at the AMC Neshaminy 24?  
USER: Yes.  
ASSISTANT: It'll be twenty-four ninety-nine for your tickets.  
USER: That sounds great.  
ASSISTANT: I've confirmed your tickets, they'll arrive via text shortly. Did you need any other information?  
USER: No, that was it. Thank you so much for your help.  
ASSISTANT: Great, no problem. I hope you have fun.  
USER: I hope so, too. Thank you so much.

- 13,215 개의 대화 6개의 도메인으로 구성되어 있다.
- 하나는 한 사람이 로봇처럼 행동하며, 다른 하나는 대화를 직접 작성한다.

## 04. Data

MWOZ : Multi-Domain Wizard-of-Oz

**User:** I'm looking for a cheaper restaurant

`inform(price=cheap)`

**System:** Sure. What kind - and where?

**User:** Thai food, somewhere downtown

`inform(price=cheap, food=Thai,  
area=centre)`

**System:** The House serves cheap Thai food

**User:** Where is it?

`inform(price=cheap, food=Thai,  
area=centre); request(address)`

**System:** The House is at 106 Regent Street

Figure 1: Annotated dialogue states in a sample dialogue. Underlined words show rephrasings which are typically handled using semantic dictionaries.

- MWOZ는 7개 도메인에 대한 10,420개의 대화가 포함되어 있다.
- 데이터 수집 절차, 사용자 목표, 시스템 동작 및 대화 상태 레이블에 대한 자세한 설명이 첨부되어 있다.

## 04. Data

### MSR-E2E : Microsoft end-to end

session.ID	Message.ID	Message.Timestamp	Message.From	Message.Text	Annotation.Result
1	1	2016-03-10T03:42:09.141Z	user	I would like to book a cab please	request(taxi)
1	2	2016-03-10T03:42:11.889Z	agent	On what date would you like a taxi?	request(date)
1	3	2016-03-10T03:46:38.931Z	user	today	inform(date=today)
1	4	2016-03-10T03:50:09.409Z	agent	How many are going?	request(numberofpeople)
1	5	2016-03-10T03:51:05.441Z	user	2	inform(numberofpeople=2)
1	6	2016-03-10T04:07:47.376Z	agent	What time would you like to be picked up?	request(pickup_time)
1	7	2016-03-10T04:08:33.394Z	user	11:00 PM	inform(pickup_time=11:00 PM)
1	8	2016-03-10T04:43:12.157Z	agent	What City and State would you like me to look?	request(city;state)
1	9	2016-03-10T04:47:38.767Z	user	"New York, NY"	inform(city=New York;state=NY)
1	10	2016-03-10T05:28:44.651Z	agent	Where would you like to go?	request(dropoff_location)
1	11	2016-03-10T05:31:13.040Z	user	statue of liberty	inform(dropoff_location=statue of liberty)

- MSR-E2E 데이터는 영화 티켓 예약, 레스토랑 예약 및 택시 예약의 세 가지 도메인에서 10,087개의 대화이다.

## 04. Data

SMD : Stanford multi domain

**DRIVER:** Hi, I'd like to find a coffee place near me  
**CAR:** *we're 7 miles away from coupa but there is a moderate traffic*  
**DRIVER:** What's the address?  
**CAR:** *the address is 394 van ness ave, i sent it on your screen*  
**DRIVER:** Great. Can you find me the fastest route there?  
**CAR:** *the fastest route is for coupa.*  
**DRIVER:** Ok, so coupa is the closest place and you have the fastest route there  
**CAR:** *the fastest route has moderate traffic and there is a moderate traffic on the route do you want to go there?*  
**DRIVER:** yes  
**CAR:** *i sent the info on your screen, drive carefully!*  
**DRIVER:** Thanks  
**CAR:** *you're welcome, have a great day.*

- SMD는 3,301개의 대화와 캘린더 스케줄링, 날씨 정보 검색, 관심 지점 내비게이션 3가지 도메인으로 구성된 차량 내 개인 비서 데이터이다.

## 04. Data

### Frames

Table 1: Dialogue excerpt with active frame annotation

Author	Utterance	Frame
User	I'd like to book a trip to Atlantis from Caprica on Saturday, August 13, 2016 for 8 adults. I have a tight budget of 1700.	1
Wizard	Hi...I checked a few options for you, and unfortunately, we do not currently have any trips that meet this criteria. Would you like to book an alternate travel option?	1
User	Yes, how about going to Neverland from Caprica on August 13, 2016 for 5 adults. For this trip, my budget would be 1900.	2
Wizard	I checked the availability for those dates and there were no trips available. Would you like to select some alternate dates?	2

- 이 데이터 세트는 1,369개의 human-human 대화로 구성되었다.
- 사용자는 여행을 예약하는 상황이며, 적절한 여행을 찾기 위해 데이터베이스를 검색해 답변하는 Wizard가 있다.

## 04. Data

WOZ & CamRest676

**User:** I'm looking for a cheaper restaurant

`inform(price=cheap)`

**System:** Sure. What kind - and where?

**User:** Thai food, somewhere downtown

`inform(price=cheap, food=Thai,  
area=centre)`

**System:** The House serves cheap Thai food

**User:** Where is it?

`inform(price=cheap, food=Thai,  
area=centre); request(address)`

**System:** The House is at 106 Regent Street

Figure 1: Annotated dialogue states in a sample dialogue. Underlined words show rephrasings which are typically handled using semantic dictionaries.

- WOZ와 CamRest676은 동일한 데이터 수집 절차를 사용하며 최초의 TOD 데이터 세트이다



**05**

Methodology

## 05. Methodology

### Masked Language Modeling (MLM)

$$L_{mlm} = -\sum_{m=1}^M \log P(x_m), \quad (1)$$

- 기존 : BERT-like architectures에서 사용되는 일반적인 Masked language Modeling(MLM) loss function을 사용했다.  
BERT에서 사용된 MLM의 경우 학습 시작 전에 데이터에 대해 미리 random masking을 해두고 해당 데이터를 고정하여 사용하지만, TOD-BERT에서는 매 배치에서 Dynamically하게 random masking을 시행한다.

## 05. Methodology

### Masked Language Modeling (MLM)

Masking	SQuAD 2.0	MNLI-m	SST-2
reference	76.3	84.3	92.8
<i>Our reimplementation:</i>			
static	78.3	84.3	92.5
dynamic	78.7	84.0	92.9

Table 1: Comparison between static and dynamic masking for BERT<sub>BASE</sub>. We report F1 for SQuAD and accuracy for MNLI-m and SST-2. Reported results are medians over 5 random initializations (seeds). Reference results are from [Yang et al. \(2019\)](#).

- 효과 : 오리지널 BERT는 전처리 단계에서 마스킹을 하기 때문에 static mask가 적용된 데이터를 학습에 사용하게 된다. 따라서 학습동안 같은 곳에 마스킹된 시퀀스를 보게 된다. Pre-training하는 스텝이 늘어날 수록 이는 결정적이게 된다. Mask를 고정하면 학습동안 같은 곳에 마스킹된 시퀀스를 보게 된다. Pre-training 스텝이 늘어날 수록 이는 결정적이게 된다. 따라서 dynamic masking이 적용되었으며 해당 방법은 RoBERTa에서 제안되었고 소폭이지만 성능이 향상된 것을 볼 수 있다.

## 05. Methodology

### Response Contrastive Loss (RCL)

$$\mathcal{L}_N = -\mathbb{E}_X \left[ \log \frac{\overbrace{\exp(f(x)^T f(x^+))}}{\underbrace{\exp(f(x)^T f(x^+)) + \sum_{j=1}^{N-1} \exp(f(x)^T f(x_j))}} \right] \longrightarrow \begin{aligned} L_{rcl} &= - \sum_{i=1}^b \log M_{i,i}, \\ M &= \text{Softmax}(C R^T) \in \mathbb{R}^{b \times b}. \end{aligned} \quad (2)$$

InfoNCE loss

- Original BERT에서는 두개의 sentence segments에 대해 연속적인 segments인지 판별하는 Next sentence prediction (NSP) objective를 사용하지만, TOD-BERT에서는 Multiple negative samples을 이용한 Response Contrastive loss를 사용한다. 학습시 배치 안의 Dialogue를 각각 Context, Response로 나눈 후 TOD-BERT의 [CLS] 토큰으로부터 Representation을 얻는다. 그 후 학습을 할때 동일 배치내에서 Negative Sample을 뽑아 RCL을 학습한다. 기존의 Contrastive learning에서와 같이 배치 사이즈가 증가하면 downstream tasks의 성능이 올라간다.

#### [장점]

- [CLS] 토큰에 대한 더 나은 representation을 학습할 수 있음
- 대화의 순서와 구조적 정보 그리고 응답 유사성에 대해 학습 할 수 있음

## 05. Methodology

[USR] & [SYS] 토큰

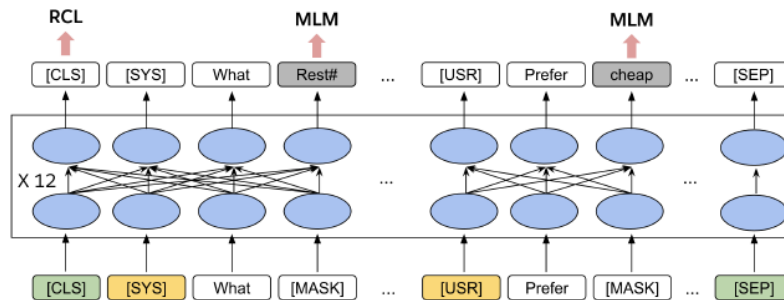


Figure 1: Dialogue pre-training based on Transformer encoder with user and system special tokens. Two objective functions are used: masked language modeling and response contrastive learning.

- [USR] 토큰을 사용해 User Utterance를 포착하며 [SYS] 토큰을 사용해 System Response를 포착한다.
- 두 개의 토큰을 사용하면 어떻게 User utterance와 System Response를 포착할 수 있는가?

## 05. Methodology

### [CLS] 토큰의 의미

- BERT에서 [CLS] 토큰은 각 문장에 전반적인 의미를 담는 토큰으로 여겨진다. 이러한 의미 때문에 Classification Task에서 또한 [CLS]를 사용해 분류하는 모델이 많다.
- 그렇다면 BERT에서 왜 CLS Token이 Sentence representation을 담게되는가? Sequence Data를 Single vector로 변환하는 방법 Max/Mean pooling, Attention, 등 다양한 방법이 있지만, BERT 저자들은 첫번째에 위치한 [CLS] 토큰에 대한 Vector를 가져오는 방법을 선택했다.
- BERT는 Transformer Encoder로 구성되었기 때문에 모든 Embedding token들은 다른 Token들에 영향을 받고 받고 받아 구성된다. BERT의 입력값은 Token + Segment + Position로 구성되는데, 다른 의미를 가진 단어들은 3개가 모두 다른 반면, [CLS]는 다른 Token의 정보를 주고받으면서 구성되면서도 항상 첫번째에 위치하며, Segment와 Position 임베딩이 항상 동일하다. 그리고 [CLS]는 Word로서의 의미가 없고 공백 값에 가깝다. [CLS]에 거듭된 Transformer로 다른 Tokens에 대한 정보가 인코딩한다는 것은, 전체 Sentence에 대한 정보를 넘긴다는 의미가 되며, 따라서 [CLS] 토큰은 Sentence representation으로 활용할 수 있다.

**05**

Result

## 06. Result

### Intent recognition

Domain	Intent	Query
BANKING	TRANSFER	<i>move 100 dollars from my savings to my checking</i>
WORK	PTO REQUEST	<i>let me know how to make a vacation request</i>
META	CHANGE LANGUAGE	<i>switch the language setting over to german</i>
AUTO & COMMUTE	DISTANCE	<i>tell the miles it will take to get to las vegas from san diego</i>
TRAVEL	TRAVEL SUGGESTION	<i>what sites are there to see when in evans</i>
HOME	TODO LIST UPDATE	<i>nuke all items on my todo list</i>
UTILITY	TEXT	<i>send a text to mom saying i'm on my way</i>
KITCHEN & DINING	FOOD EXPIRATION	<i>is rice ok after 3 days in the refrigerator</i>
SMALL TALK	TELL JOKE	<i>can you tell me a joke about politicians</i>
CREDIT CARDS	REWARDS BALANCE	<i>how high are the rewards on my discover card</i>
OUT-OF-SCOPE	OUT-OF-SCOPE	<i>how are my sports teams doing</i>
OUT-OF-SCOPE	OUT-OF-SCOPE	<i>create a contact labeled mom</i>
OUT-OF-SCOPE	OUT-OF-SCOPE	<i>what's the extended zipcode for my address</i>

Table 1: Sample queries from our dataset. The out-of-scope queries are similar in style to the in-scope queries.

- Intent recognition은 분류 문제로, 문장을 입력한 후 문장의 의도를 정확히 분류하는지 검증하는 Task이다.
- 해당 논문에서는 [CLS] 토큰을 출력 표현으로 사용하고 모델이 예측한 결과값과 실제 정답값과의 cross-entropy loss로 학습한다.



## 06. Result

### Intent recognition

	Model	Acc (all)	Acc (in)	Acc (out)	Recall (out)
1-Shot	BERT	29.3% $\pm$ 3.4%	35.7% $\pm$ 4.1%	81.3% $\pm$ 0.4%	0.4% $\pm$ 0.3%
	TOD-BERT-mlm	38.9% $\pm$ 6.3%	47.4% $\pm$ 7.6%	81.6% $\pm$ 0.2%	<b>0.5%</b> $\pm$ 0.2%
	TOD-BERT-jnt	<b>42.5%</b> $\pm$ 0.1%	<b>52.0%</b> $\pm$ 0.1%	<b>81.7%</b> $\pm$ 0.1%	0.1% $\pm$ 0.1%
10-Shot	BERT	75.5% $\pm$ 1.1%	88.6% $\pm$ 1.1%	84.7% $\pm$ 0.3%	16.5% $\pm$ 1.7%
	TOD-BERT-mlm	76.6% $\pm$ 0.8%	90.5% $\pm$ 1.2%	84.3% $\pm$ 0.2%	14.0% $\pm$ 1.3%
	TOD-BERT-jnt	<b>77.3%</b> $\pm$ 0.5%	<b>91.0%</b> $\pm$ 0.5%	<b>84.5%</b> $\pm$ 0.4%	<b>15.3%</b> $\pm$ 2.1%
Full (100-Shot)	FastText*	-	89.0%	-	9.7%
	SVM*	-	91.0%	-	14.5%
	CNN*	-	91.2%	-	18.9%
	GPT2	83.0%	94.1%	87.7%	32.0%
	DialoGPT	83.9%	95.5%	87.6%	32.1%
	BERT	84.9%	95.8%	88.1%	35.6%
	TOD-BERT-mlm	85.9%	96.1%	89.5%	<b>46.3%</b>
	TOD-BERT-jnt	<b>86.6%</b>	<b>96.2%</b>	<b>89.9%</b>	43.6%

- TOD-BERT-jnt가 정확도가 제일 높다.
- TOD-BERT-jnt는 1-shot에서 BERT에 비교해 정확도가 13.2 % 향상되고 같은 도메인에서는 정확도가 16.3 % 향상되었다.

## 06. Result

### Dialogue state tracking

act type	inform* / request* / select <sup>123</sup> / recommend/ <sup>123</sup> / not found <sup>123</sup> request booking info <sup>123</sup> / offer booking <sup>1235</sup> / inform booked <sup>1235</sup> / decline booking <sup>1235</sup> welcome* / greet* / bye* / reqmore*
slots	address* / postcode* / phone* / name <sup>1234</sup> / no of choices <sup>1235</sup> / area <sup>123</sup> / pricerange <sup>123</sup> / type <sup>123</sup> / internet <sup>2</sup> / parking <sup>2</sup> / stars <sup>2</sup> / open hours <sup>3</sup> / departure <sup>45</sup> destination <sup>45</sup> / leave after <sup>45</sup> / arrive by <sup>45</sup> / no of people <sup>1235</sup> / reference no. <sup>1235</sup> / trainID <sup>5</sup> / ticket price <sup>5</sup> / travel time <sup>5</sup> / department <sup>7</sup> / day <sup>1235</sup> / no of days <sup>123</sup>

- Dialogue State Tracking은 분류 문제입니다.
- Intent Recognition과는 다르게 발화 시퀀스를 입력으로 사용하고 모델은 슬롯 값을 예측합니다.

## 06. Result

### Dialogue state tracking

	Model	Joint Acc	Slot Acc
1% Data	BERT	6.4% $\pm$ 1.4%	84.4% $\pm$ 1.0%
	TOD-BERT-mlm	<b>9.9%</b> $\pm$ 0.6%	<b>86.6%</b> $\pm$ 0.5%
	TOD-BERT-jnt	8.0% $\pm$ 1.0%	85.3% $\pm$ 0.4%
5% Data	BERT	19.6% $\pm$ 0.1%	92.0% $\pm$ 0.5%
	TOD-BERT-mlm	28.1% $\pm$ 1.6%	<b>93.9%</b> $\pm$ 0.1%
	TOD-BERT-jnt	<b>28.6%</b> $\pm$ 1.4%	93.8% $\pm$ 0.3%
10% Data	BERT	32.9% $\pm$ 0.6%	94.7% $\pm$ 0.1%
	TOD-BERT-mlm	<b>39.5%</b> $\pm$ 0.7%	<b>95.6%</b> $\pm$ 0.1%
	TOD-BERT-jnt	37.0% $\pm$ 0.1%	95.2% $\pm$ 0.1%
25% Data	BERT	40.8% $\pm$ 1.0%	95.8% $\pm$ 0.1%
	TOD-BERT-mlm	44.0% $\pm$ 0.4%	<b>96.4%</b> $\pm$ 0.1%
	TOD-BERT-jnt	<b>44.3%</b> $\pm$ 0.3%	96.3% $\pm$ 0.2%
Full Data	DSTReader*	36.4%	-
	HyST*	38.1%	-
	ZSDST*	43.4%	-
	TRADE*	45.6%	-
	GPT2	46.2%	96.6%
	DialoGPT	45.2%	96.5%
	BERT	45.6%	96.6%
	TOD-BERT-mlm	47.7%	96.8%
	TOD-BERT-jnt	<b>48.0%</b>	<b>96.9%</b>

- MWOZ 2.1 데이터의 BERT와 TOD-BERTjnt를 비교하면 정확도가 2.4 % 향상된 것을 확인할 수 있다.

## 06. Result

### Dialogue act prediction

- Dialogue act prediction은 multi-label classification이며 dialogue system에서는 응답에 여러 대화 행위 (예 : 동시에 요청 및 알림)가 포함될 수 있기 때문에 multi label을 사용했다.

## 06. Result

### Dialogue act prediction

		MWOZ (13)		DSTC2 (19)		GSIM (13)	
		micro-F1	macro-F1	micro-F1	macro-F1	micro-F1	macro-F1
1% Data	BERT	84.0% $\pm$ 0.6%	66.7% $\pm$ 1.7%	77.1% $\pm$ 2.1%	25.8% $\pm$ 0.8%	67.3% $\pm$ 1.4%	26.9% $\pm$ 1.0%
	TOD-BERT-mlm	87.5% $\pm$ 0.6%	73.3% $\pm$ 1.5%	79.6% $\pm$ 1.0%	26.4% $\pm$ 0.5%	82.7% $\pm$ 0.7%	35.7% $\pm$ 0.3%
	TOD-BERT-jnt	86.9% $\pm$ 0.2%	72.4% $\pm$ 0.8%	82.9% $\pm$ 0.4%	28.0% $\pm$ 0.1%	78.4% $\pm$ 3.2%	32.9% $\pm$ 2.1%
10% Data	BERT	89.7% $\pm$ 0.2%	78.4% $\pm$ 0.3%	88.2% $\pm$ 0.7%	34.8% $\pm$ 1.3%	98.4% $\pm$ 0.3%	45.1% $\pm$ 0.2%
	TOD-BERT-mlm	90.1% $\pm$ 0.2%	78.9% $\pm$ 0.1%	91.8% $\pm$ 1.7%	39.4% $\pm$ 1.7%	99.2% $\pm$ 0.1%	45.6% $\pm$ 0.1%
	TOD-BERT-jnt	90.2% $\pm$ 0.2%	79.6% $\pm$ 0.7%	90.6% $\pm$ 3.2%	38.8% $\pm$ 2.2%	99.3% $\pm$ 0.1%	45.7% $\pm$ 0.0%
Full Data	MLP	61.6%	45.5%	77.6%	18.1%	89.5%	26.1%
	RNN	90.4%	77.3%	90.8%	29.4%	98.4%	45.2%
	GPT2	90.8%	79.8%	92.5%	39.4%	99.1%	45.6%
	DialoGPT	91.2%	79.7%	93.8%	42.1%	99.2%	45.6%
	BERT	91.4%	79.7%	92.3%	40.1%	98.7%	45.2%
	TOD-BERT-mlm	91.7%	79.9%	90.9%	39.9%	99.4%	45.8%
	TOD-BERT-jnt	91.7%	80.6%	93.8%	41.3%	99.5%	45.8%

Table 4: Dialogue act prediction results on three different datasets. The numbers reported are the micro and macro F1 scores, and each dataset has different numbers of dialogue acts.

- TOD-BERT는 모든 데이터에서와 도메인에서 BERT와 다른 모델보다 좋은 성능을 보인다.
- Few-shot에서 TOD-BERT-mlm은 1% Data의 MWOZ에서 BERT보다 3.5% (Micro-F1) 높고 6.6% (Macro-F1) 높습니다.
- 10% Data를 사용한 실험에서 전반적으로 우수한 성능을 달성했습니다.

## 06. Result

### Response selection

- Response selection은 답변 후보 문장에서 가장 질문과 유사한 답변에 랭킹을 매기는 문제이다.
- Dual-encoder을 사용하고 source X와 target Y 사이의 유사성 점수를 계산한다.

## 06. Result

### Response selection

		MWOZ		DSTC2		GSIM	
		1-to-100	3-to-100	1-to-100	3-to-100	1-to-100	3-to-100
1% Data	BERT	7.8% $\pm$ 2.0%	20.5% $\pm$ 4.4%	3.7% $\pm$ 0.6%	9.6% $\pm$ 1.3%	4.0% $\pm$ 0.4%	10.3% $\pm$ 1.1%
	TOD-BERT-mlm	13.0% $\pm$ 1.1%	34.6% $\pm$ 0.4%	12.5% $\pm$ 6.7%	24.9% $\pm$ 10.7%	7.2% $\pm$ 4.0%	15.4% $\pm$ 8.0%
	TOD-BERT-jnt	-	-	37.5% $\pm$ 0.6%	55.9% $\pm$ 0.4%	12.5% $\pm$ 0.9%	26.8% $\pm$ 0.8%
10% Data	BERT	20.9% $\pm$ 2.6%	45.4% $\pm$ 3.8%	8.9% $\pm$ 2.3%	21.4% $\pm$ 3.1%	9.8% $\pm$ 0.1%	24.4% $\pm$ 1.2%
	TOD-BERT-mlm	22.3% $\pm$ 3.2%	48.7% $\pm$ 4.0%	19.0% $\pm$ 16.3%	33.8% $\pm$ 20.4%	11.2% $\pm$ 2.5%	26.0% $\pm$ 2.7%
	TOD-BERT-jnt	-	-	49.7% $\pm$ 0.3%	66.6% $\pm$ 0.1%	23.0% $\pm$ 1.0%	42.6% $\pm$ 1.0%
Full Data	GPT2	47.5%	75.4%	53.7%	69.2%	39.1%	60.5%
	DialoGPT	35.7%	64.1%	39.8%	57.1%	16.5%	39.5%
	BERT	47.5%	75.5%	46.6%	62.1%	13.4%	32.9%
	TOD-BERT-mlm	48.1%	74.3%	50.0%	65.1%	36.5%	60.1%
	TOD-BERT-jnt	65.8%	87.0%	56.8%	70.6%	41.0%	65.4%

Table 6: Response selection evaluation results on three corpora for 1%, 10% and full data setting. We report 1-to-100 and 3-to-100 accuracy, which is similar to recall1 and recall@3 given 100 candidates.

- MWOZ, DSTC2 및 GSIM. TOD-BERT-jnt는 1-to-100으로 65.8% 달성했다.
- MWOZ에서 정확도 및 87.0% 3-to-100 정확도는 BERT를 각각 18.3% 및 11.5% 향상했다.

06

Conclusion



## 07. Conclusion

- 본 논문에서는 60개 이상의 도메인에 걸쳐 nine human-human 및 TOD 데이터에서 훈련된 작업 지향 대화 BERT (TOD-BERT)를 제안한다.
- TOD-BERT는 intent recognition, dialogue state tracking, dialogue act prediction, response selection을 포함한 4가지 Task에서 BERT를 능가하는 것을 확인했다.
- 또한, Few-shot 실험에서도 장점이 있는 것을 확인했으며 TOD 데이터가 적어도 사용할 수 있는 것을 확인했다.
- TOD-BERT는 오픈 소스로 배포가 쉬우며 많은 NLP 연구자가 모든 Task Oriented Dialogue를 적용하거나 Fine-tuning 할 수 있다.