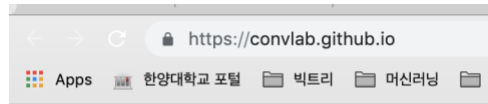


논문 제목 : ConvLab_Multi_Domain_End_to_end_Dialog_System_Platform

- ConvLab: Multi-Domain End-to-End Dialog System Platform

- 1. Introduction



ConvLab

In development. Please stay tuned.

- 이런
 - 챗봇 실험을 위해서 갖춰야 할 컴퍼넌트, 환경 구성, 데이터 등 준비할 것 이 많다
 - 따라서 실험을 세팅하는 오랜 시간이 걸린다
 - Ex) Env, Dataset, 비교, evaluation
 - 이런 구성요소들을 모아놓고 Framework 처럼 이 논문에서는 사용할 수 있는 ConvLab을 제시
 - Multi-domain end to end dialog system
- 논문 기여도
 - 첫번째 오픈소스 Multi-domain end to end dialog system
 - 다른 기술 스택을 쉽게 조합하여 실험하고, 또 비교할 수 있다
 - End to end evaluation both human and simulator
 - DSTC8이란 것을 조직했고, public 공개

- 2. ConvLab

- 2.1 Overall Design

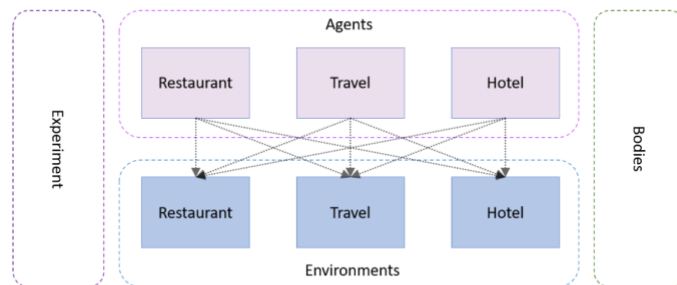


Figure 1: Overall design of ConvLab.

- Multi-Agent Learning

- Multi-Task Learning
- Role Play
- 에이전트 및 환경의 체계적 비교와 자동화된 하이퍼 파라미터 검색을 위해 ConvLab은 그림 1의 실험 구성요소에 SLM Lab(Wah Loon Keng, 2017) 및 Ray2를 사용하여 다단계 제어 계층을 제공한다. Session, Trial, Experiment의 각 계층에 대한 평가 보고서를 작성.
- Session
 - 각 세션은 에이전트와 환경을 초기화한 다음 미리 정의된 에피소드를 그 개수 만큼 실행한다.
- Trial:
 - 고정된 parameter value와 multiple session을 랜덤으로 실행하고, 세션과 테스트의 평균을 분석
- Experiment
 - 성공률과 평균 보상과 같은 과제별 지표에 의해 그 결과를 측정한다. 그리고 최상의 성능을 내는 하이퍼 파라미터를 찾는다
- Component 구성
 - JSON 형태로 컴퍼넌트 구성

2.2 Dialog Agent Configuration

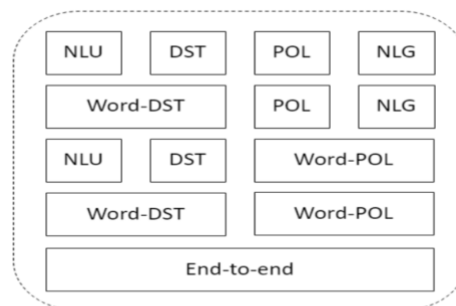


Figure 2: A dialog system configuration view.

- End to End Dialogue를 학습하기 위해서 각 필요한 기술 component를 만들어 놓고, researcher가 기술스택 구성만 하고 바로 실험에만 집중할 수 있도록 모듈화 시켜 놓았음
- ## 2.3 Environment component

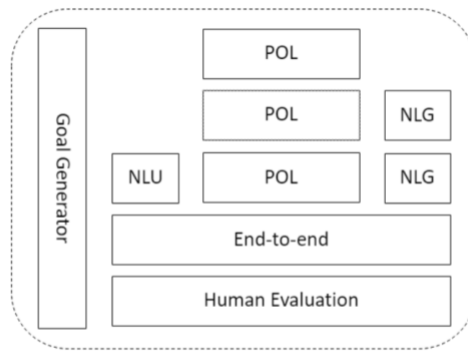


Figure 3: An environment configuration view.

-
- 다양한 방법으로 컨퍼넌트 조합을 사용한다
 - Ex 첫번째 레이어에 User Simulator Operating을 하면 Dialogue Actor Level에서는 dialog policy optimazation기법에만 집중을 하고, 마지막 레이어에서는 사람이 평가 하는 부분만 사용하면 된다 (AMT)
- 2.4 Reference Model
 - ConvLab에서 제공하는 Reference Model
 - NLU(Natural Language Understanding)
 - Semantic Tuple Classifier(STC)
 - Multi-domain, Multi-Intent but not detect OOV(Out of Vocabulary)
 - OneNet
 - STC 반대
 - MILU
 - 위에 두개의 단점을 보완한 모델 제공
 - DST(Dialogue State Tracking)
 - Rule Base DST제공
 - Belief state를 updating 해준다
 - Word-Level Dialogue State Tracking
 - Dialog utterance와 ontology terms사이의 semantic similarity의 측정해서 Belief state를 추적
 - MDBT제공
 - System Policy 제공
 - Hand craft Policy

- Supervised Policy
 - RL Policy
 - PPO, DQN
 - Hierarchical RL – Uncentralized Policy
 - Centralized Policy
 - Joint observation of all domain and joint action
- NLG(Natural Language Generation)
 - SC-LSTM
- Word Level Policy
 - Policy 를 Context to response로 바로 매핑하는거 ??
 - Seq2seq모델로 encoding 과 decoding 해서 사용가능
- User Policy
 - 사용자 정의 Policy 사용
- End to End 모델
 - Mem2seq Model
 - Sequicity Model
 - 대화 Domain 이 바뀔 때 Bilef Span을 Reset
- 3. Domain
 - MultiWoz 와 Movie 도메인을 사용
 - MultiWoz 도메인
 - 7개의 Sub-Domain
 - Attraction, Hospital, police, Hotel, Restaurant, Taxi, Train
 - 10,438개 dialogs, 싱글 평균 truns 8.93, 멀티 평균15.39
 - Convlab
 - 학습된 End to end neural dialog model 제공
 - Movie
 - Microsoft Dialog Challenge
 - movie ticket booking task with enhanced tools
 - The annotated dataset consists of 2,890 dialogs
 - with approximately 7.5 turns per dialog on average
 - 추가적으로 레스토랑과 택시 도메인을 제공
- 4.Demo

- 진짜로 ConvLab 이 잘되는지 확인해보자
 - 1) NLU + (rule based DST vs Word-Level DST) 비교

NLU and rule-based DST	Word-level DST
<pre> { "multiwoz": { "agent": [{ "name": "DialogAgent", "nlu": { "name": "OneNet" }, "dst": { "name": "RuleDST" }, "policy": { "name": "ExternalPolicy", "algorithm": { "name": "RulePolicy" } }, "nlg": { "name": "TemplateNLG", "is_user": false } }], "env": [{ "name": "multiwoz", "nlu": { "name": "OneNet" }, "policy": { "name": "UserPolicyAgenda" }, "nlg": { "name": "TemplateNLG", "is_user": true } }], "max_t": 40, "max_tick": 20000, "body": { "product": "outer", "num": 1 } } </pre>	<pre> { "multiwoz": { "agent": [{ "name": "DialogAgent", "word-dst": { "name": "MDBT" }, "policy": { "name": "ExternalPolicy", "algorithm": { "name": "RulePolicy" } }, "nlg": { "name": "TemplateNLG", "is_user": false } }], "env": [{ "name": "multiwoz", "nlu": { "name": "OneNet" }, "policy": { "name": "UserPolicyAgenda" }, "nlg": { "name": "TemplateNLG", "is_user": true } }], "max_t": 40, "max_tick": 20000, "body": { "product": "outer", "num": 1 } } </pre>

Table 1: Example configs for comparing a system using word-level DST (right) with one using NLU and rule-based DST (left).

- Rule Based DST: 90.2%, Word-Level DST 89.7 (전체 정확도)
 - End to end task success rate Rule Based DST : 69.05% and Word-Level DST :16.67%
- 2) (Rule based Policy vs Word Level Policy) +NLG 비교
 - Space 부족으로 실험 결과를 테이블에 적지 못했음
 - Word Level Policy : pseudo-success rate on test data is 60.96%
 - Rule based Policy : 69.05%
 - 따라서 word Level Policy 를 더 개선할 필요가 있다
- 5. Code:
 - <https://convlab.github.io/>
- 6. Conclusion

- ConvLab, an open-source multi- domain end-to-end dialog system platform
- Researchers to quickly set up experiments and compare different approaches without much effort