

센터장 인사말



임희석 교수/센터장

현 시대는 스마트 디지털 시대라고 할 수 있습니다. 아날로그 시대에서 단순하게 디지털로의 전환이 아닌 스마트한 디지털 세상으로의 전환이 요구되고 있습니다. 모든 산업과 비즈니스는 스마트라고 할 수 있는 인공지능 기술이 접목되어야 경쟁력을 가질 수 있으며 가치를 창출할 수 있습니다.

반면 스마트한 변화에 실패하는 어떤 국가나 산업도 과거의 번영을 지속할 수 없다고 예측됩니다. 모든 산업과 비즈니스는 그들의 전통적인 결과물을 스마트라는 함수를 통하여 지능형 결과물을 만들 수 있어야 경쟁력을 가질 수 있습니다. 가치를 창출할 수 있는 스마트 함수를 만드는데 기여할 수 있는 인공지능 기술은 이제 모든 세계와 산업 현장에서 절실히 요구되는 핵심 성장 동력입니다.

최근 딥러닝 기술의 발전에 힘입어 인공지능 기술의 성능이 향상되었습니다. 하지만 사회는 인간 수준의 지능을 갖는 인공지능 기술을 요구하고 있으며, 그러한 요구를 충족시키기 위해서는 많은 연구와 노력이 필요합니다. 고려대학교 HI AI & Computing 센터는 이러한 요구에 부응하기 위하여 설립되었습니다. 가장 지능적인 인간의 뇌신경정보처리 원리와 인간 지능을 가능케하는 핵심 능력을 모델링하여 인간을 닮은 지능 기술을 개발하는 것이 본 센터의 핵심 방향이라 할 수 있습니다. 최근 인공지능 분야와 기계학습 분야에서 최고의 성능을 내고 있는 강화학습, 딥러닝, attention mechanism 등이 인간의 정보처리 원리를 반영한 기술들의 예라 할 수 있습니다.

본 센터에서는 강화학습과 딥러닝 모델처럼 사용하게 될 최고의 새로운 인공지능 기술을 개발하기 위하여 노력할 것입니다. 이를 통한 산업 발전, 국가의 경쟁력 강화, 그리고 인류의 행복한 삶에 기여할 수 있으리라 기대하며, 많은 분들의 성원과 지원을 부탁드립니다.

센터 목표

Human-inspired Machine Learning

- | 인간 지능의 기본 요소를 반영한 기계학습 방법 연구
- | 인간의 고차원적 인지 기능을 모방한 기계학습 방법 연구
- | 인간 지능의 요소들을 융합한 멀티모달 기계학습 방법 연구
- | 현실세계에 대한 지식을 바탕으로 한 능동적 기계학습 방법 연구

Human-inspired Rapid Learning

- | 효율적인 학습을 위한 인간의 학습 원리를 반영한 AI 개발
- | 데이터 부족 문제를 극복하기 위한 최적화 AI 기술 개발
- | 학습 모델을 위한 데이터 구축 및 변환 기술 개발
- | 실세계 적응 및 의사결정이 가능한 AI 기술 개발

멀티모달 기반의 지식 표현, 획득 및 추론 기술 융합

- | 지식획득 및 지식정제기술 개발
- | 지식 추론 및 변형 기술의 개발과 지식 생성을 위한 데이터셋 구축
- | 지식 표현 방법의 개발 및 획득·추론 융합모델의 성능평가 및 검증
- | Situation Recognition 및 이를 이용한 능동적 지식 추천 기술 개발

지능 정보 응용 서비스 개발 - A.I. Nurse

- | 환자 및 병실 상태 정보의 관심영역 분할 기술 개발
- | IOT 정보 기반 환자 및 병실 상태 정보 분석 기술 개발
- | 환자 및 병실 상태의 이상 징후 예측 및 판단 지원 기술 개발
- | 환자 및 병실 상태의 이상 징후 예측 및 지원 기술 임상 검증

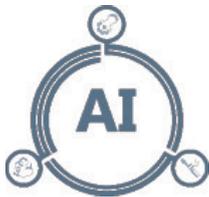
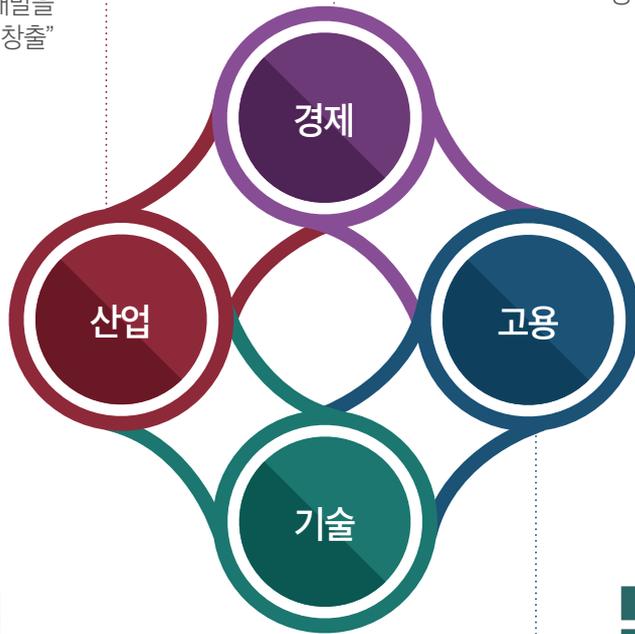
센터 비전



지식 패키지 산업 창출
“지식 획득 및 추론 기술개발을
통한 지식 패키지 산업 창출”



국가적 소모비용 절감
“AI 기술의 국가적인
경제 소모비용 절감 기여”



국제적 위상 제고 기여
“국제적 AI 선도 기술 보유국 구현”



국내 AI 인력 부족문제 해결
“세계적인 연구소 진입을 통한
인력양성 및 국가 차세대 리더 배출”

Contents

목차

연구실 개요

원천기술

1. 자연어처리
2. 대화시스템
3. 정보 검색, 분류, 추출, 요약
4. 사용자 모델링

※ 사례 연구 포함

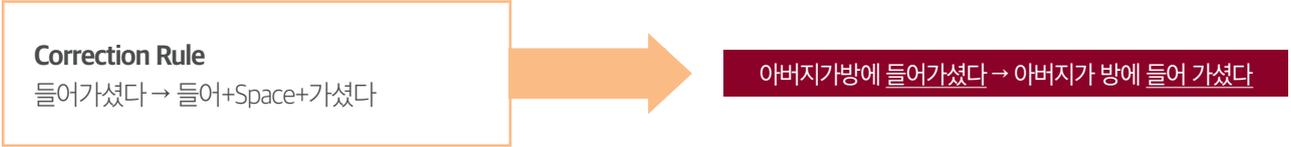
- 사례 1. 패션 추천 및 챗봇
- 사례 2. MOOT
- 사례 3. 스마트 시니어 세대의 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술
- 사례 4. 사용자 중심의 지능형 패션 검색 및 맞춤형 코디네이션 제품

부록. 특허

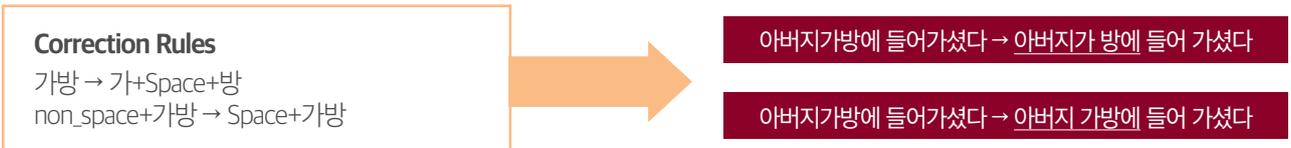
	1. 자연어처리	09
	띄어쓰기 자동 교정기	11
	형태소 분석 기술	12
	Korean Morphological Analyzer	14
	개체명 인식기 (Named Entity Recognition)	16
	문서 자동 분류 기술	19
	Bag of Characters를 응용한 Character-Level Word Representation 기술	20
	병렬 코퍼스를 이용한 bilingual word embedding	21
	Stack-Pointer Network를 이용한 한국어 의존 구문 분석	23
	Dependency Parser	24
	Small Data의 한계를 극복하기 위한 전이 학습 모델	26
	통계기반 한국어 뉴스 감정분석	28
	2. 대화 시스템	29
	대화 시스템에서의 자연스러운 대화를 위한 Memory Attention 기반 Breakdown Detection	31
	듀얼 메모리 네트워크를 이용한 대화 시스템	34
	검색 기반 대화 시스템에서의 정답 예측 기술	36
	한국어 특성을 반영한 시스템 액션 템플릿 기반의 대화 시스템	38
	딥러닝 기반 자동 질의응답 시스템	40
	3. 정보 검색/분류/추출/요약 기술	43
	머신러닝 기반 보고서 자동 분석 및 키워드 추출 기술	45
	메타러닝을 응용한 문서 단위의 관계 추출	46
	비정형 위협정보 자동 인식 및 추출	48
	머신러닝을 이용한 문서 자동 요약	50
	딥러닝을 이용한 유사 문서 검색 및 시각화	52
	Automatic Video segmentation based on Narrative	54
	비지도 학습 알고리즘을 이용한 보고서 자동 분석 및 토픽 자동 추출 기술	56
	순차 정보를 이용한 콘텐츠 추천 시스템 개발	58
	지능형(암묵적) 프로파일링 및 추천기술	60
	스케치를 이용한 패션 의류 검색 시스템	63
	4. 사용자 모델링	65
	MOOT (Massive Open Online Textbook) 학습자 분석 및 시각화 기술	67
	온라인교육 환경 기반의 mind-wandering 판단 기술	70
	스마트 시니어 인지 측정 및 예측 모델	72
	스마트 시니어 맞춤형 프로파일링 시스템	74
	언어 및 인지재활을 위한 온라인 평가·훈련 서비스 플랫폼	76

1. 기술 설명

본 기술은 기계학습을 이용하여 문장에서 띄어쓰기 오류가 있는 부분을 자동으로 파악하고 이를 올바르게 수정하는 방법이다.



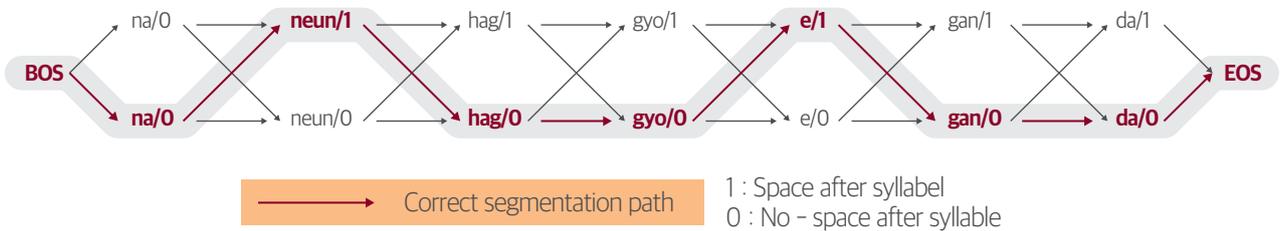
[그림 1] 단순 규칙을 이용하여 띄어쓰기 교정이 가능한 경우.



[그림 2] 단순 규칙으로 띄어쓰기 교정이 불가능한 경우. 확률 모델의 적용이 필요하다.

2. 기술 방법

한국어의 경우, 띄어쓰기는 독자에게 글의 가독성을 높이고 문장의 뜻을 정확히 전달하기 위해 매우 중요하다. 자동 띄어쓰기 시스템은 자연어처리 응용 시스템의 가장 기본이 되는 형태소 분석기의 전처리, 문자인식기가 인식한 문서의 줄 경계를 복원하기 위한 후처리, 음성인식기로부터 생성된 연속 음절 문장을 올바르게 띄어쓰기 위한 후처리, 맞춤법 검사기의 한 모듈로서도 중요한 역할을 하고 있다.



[그림 3] 띄어쓰기 확률 경로 예시.

3. 기술 활용 및 응용 분야

감정 분석, 자연어처리

데모 시스템 : <http://blpdemo.korea.ac.kr/autospacing/>

4. 실험

본 기술은 띄어쓰기 문제를 품사 부착 문제와 같은 분류 문제(classification problem)로 간주한다. 은닉 마르코프 모델 (hidden Markov model; 이하 HMM)은 품사부착, 정보추출, 개체명 인식, 외래어 추출 등과 같은 자연어처리의 여러 문제를 해결하는 데에 많이 사용되는 모델이며 각 분야에서 높은 성능을 보이고 있다.

띄어쓰기 문제에서는 학습을 위해 따로 말뭉치를 구축할 필요가 없이 이미 존재하는 원시 말뭉치를 학습 말뭉치로 사용할 수 있다. 따라서 HMM이 띄어쓰기 문제에도 효과적으로 적용될 수 있으며 띄어쓰기 문제에 적합하도록 HMM을 일반화하여 확장된 문맥을 고려할 수 있는 통계적 모델을 사용한다.

1. 기술 설명

- 형태소 분석은 표층형 (surface level form)인 어절로부터 의미가 있는 최소 단위인 형태소 (morpheme)를 추출하는 작업
- 형태소 분석을 위해서는 어절을 분석하여 형태소의 결합으로 분리하고, 각 형태소에 품사정보를 할당하고, 형태소 결합 시 발생하는 음운 변화를 원형 (root form)으로 복원하는 것이 필요

<형태소 분석의 예>

예: 나는 나는 새를 보았다.

나는

나 / 대명사 + 는 / 조사

나 / 동사 + 는 / 관형형 어미

날 / 동사 + 는 / 는 / 관형형어미

2. 기술 방법

- 코퍼스의 통계적 특성과 확률 모델을 기반으로 한 전통적인 방식의 형태소 분석과 품사 태거임
- 품사부착 말뭉치 (POS tagged corpus)로부터 자동으로 획득한 통계 정보만으로 분석을 수행하였으며 3가지 언어 단위 (어절, 형태소, 음절)에 따른 분석 모델을 사용
- 어절, 형태소, 음절 단위 모델을 순차적으로 적용

<품사 태깅표>

NNG :일반명사	JKS :주격조사	XSV :동사파생접미사
NNP :고유명사	JKG :관형격조사	XSA :형용사파생접미사
NNB :의존명사	JKO :목적격조사	SF :마침표,물음표,느낌표
NP :대명사	JKB :부사격조사	SP :쉼표, 가운뎃점, 콜론, 빗금, 줄표, 물결
NR :수사	JKV :호격조사	SS :다음표,괄호표
VV :동사	JKQ :인용격조사	SE :줄임표
VA :형용사	JX :보조사	SO :붙임표(숨김,빠짐)
VX :보조용언	EP :선어말어미	SL :외국어
VCP :지정사	EM :어말어미	SH :한자
MM :관형사	ETN :명사형전성어미	SW :기타기호
MAG :일반부사	ETM :관형형전성어미	SN :숫자
MAJ :접속부사	XPN :명사파생접두사	NA :분석불능범주
IC :감탄사	XSN :명사파생접미사	

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 번역기, 자연어 이해 및 생성 등 언어처리 분야의 핵심기술
- 데모 <http://blpdemo.korea.ac.kr/MA>

4. 결과 화면

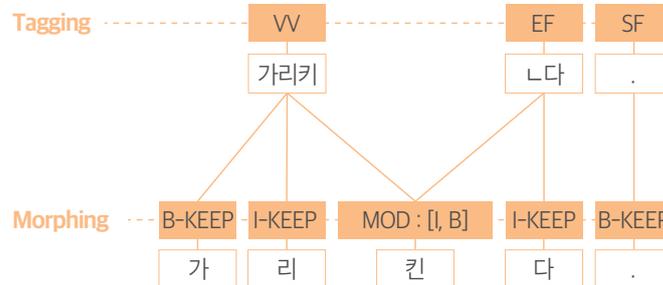
<문서 분류 결과 이>

QUERY : 주택 문제의 경우 제 나이가 아직 젊으니까 가능성이 많지요.
기와나 슬레이트로 된 지붕들이 납작하게 펼쳐져 있는 것이 보인다.
내일이면 이제 모두 끝내고 조금 쉬 수 있을 거 같아.

RESULT : 주택 주택/NNG
문제의 문제/NNG+의/JKG
경우 경우/NNG
제 저/NP+의/JKG
나이가 나이/NNG+가/JKS
아직 아직/MAG
젊으니까 젊/VA+으니까/EM
가능성이 가능성/NNG+이/JKS
많지요. 많/VA+지요/EM+./SF
기와나 기와/NNG+나/JKB
슬레이트로 슬레이트/NNG+로/JKB
된 되/VV+ㄴ/ETM
지붕들이 지붕/NNG+들/XSN+이/JKS
납작하게 납작하/VA+게/EM
펼쳐져 펼쳐지/VV+어/EM
있는 있/VX+는/ETM
것이 것/NNB+이/JKS
보인다. 보이/VV+ㄴ다/EM+./SF
내일이면 내일/NNG+이/VCP+면/EM
이제 이제/MAG
모두 모두/MAG
끝내고 끝내/VV+고/EM
조금 조금/MAG
쉬 쉬/VV+르/ETM
수 수/NNB
있을 있/VV+을/ETM
거 거/NNB
같아. 같/VA+아/EM+./SF

1. 기술 설명

본 기술은 어떠한 언어 단위로 입력으로 사용할 수 있으며 다단계 변형을 기반으로 형태소 분석 및 품사 부착을 수행하는 방법이다.

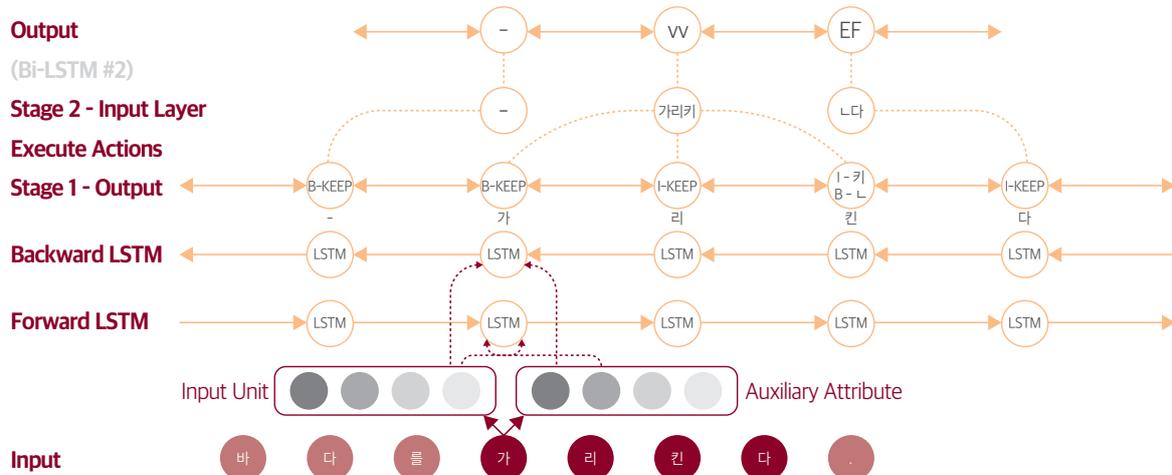


[그림 4] 형태소 분석 및 품사 부착 과정

2. 기술 방법

본 기술은 형태소 분석과 품사 부착의 두 단계를 거친다. 문장에 대해 형태소 분석이 우선 이루어지고, 형태소 분석 결과에서 각 형태소에 대해 품사를 부착한다. 모든 과정은 데이터 기반 종단 시스템으로, 사람의 개입 없이 학습 데이터만으로 모델을 훈련시킬 수 있다.

전체 모델은 양방향 Long Short-Term Memory(LSTM)-Conditional Random Field(CRF) 딥러닝 구조를 이용한다.



[그림 5] 본 기술을 바탕으로 “가리킨다”는 문자열이 형태소 단위의 “가리키”와 “다”로 분할되고, 각각에 품사가 부착되는 과정

3. 기술 활용 및 응용 분야

형태소 분석, 자연어처리

데모 시스템 : http://nlp.iptime.org:32280/unitagger_demo/

4. 실험

제안된 방법을 적용하여 구현된 데이터 기반 양방향 LSTM 모델의 성능을 세종 말뭉치를 이용하여 정량적으로 평가한 결과, 언어학적 지식을 활용하지 않은 접근 방법들 중 가장 높은 단어 및 문장 단위 부착 정확도를 보임을 확인하였다.

Text Input

남북은 고위급회담을 13일 판문점 북측 통일각에서 개최할 예정이라고 통일부가 9일 밝혔다.

Analyze

Tagging Result

남북/NNP
은/JX
고위급/NNG
회담/NNG
을/JKO
13/SN
일/NNB
판문점/NNP
북/NNG
즉/XSN
통일각/NNP
에서/JKB
개최/NNG
하/XSV
르/ETM
예정/NNG
이/VCP
라고/EC
통일부가/NF
9/SN
일/NNB
밝히/W
었/EP
다/EF
./SF

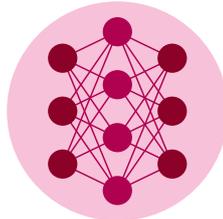
1. 기술 설명

- 정의: 개체명 인식기는 텍스트에서 인식시킬 개체를 정의하여 해당 개체를 인식시키는 기술을 말한다. 본 개체명 인식기는 5개의 클래스[인물(PS), 장소(LC), 기관(OG), 시간(TI), 날짜(DT)]를 정의하였으며, 해당 개체에 한국 문화적 특성을 반영한 개체명 인식기이다.
- 말뭉치 구축: 학습에 필요한 말뭉치 구축을 위해 한국학중앙연구원 디지털 인문학 웹사이트의 백과사전 기사에서 전통문화와 관련된 기획기사 및 중심기사로부터 각 기사의 개요와 내용에 대한 문장들을 크롤링하였다.

텍스트 입력

백제는 한국의 고대 국가 중 하나로, 고구려, 신라 와 함께 삼국 시대를 구성하였다. 시조는 부여·고구려에서 남하한 온조 집단으로 마한 54개 연맹체 중 하나인 백제국으로 시작해, 4세기 중엽 근초고왕 때 마한 전체를 통일했다.

BI - LSTM - CNN - CRF 모델



개체명 인식 결과

백제는 한국의 고대 국가 중 하나로, 고구려, 신라 와 함께 삼국 시대를 구성하였다. 시조는 부여·고구려에서 남하한 온조 집단으로 마한 54개 연맹체 중 하나인 백제국으로 시작해, 4세기 중엽 근초고왕 때 마한 전체를 통일했다.

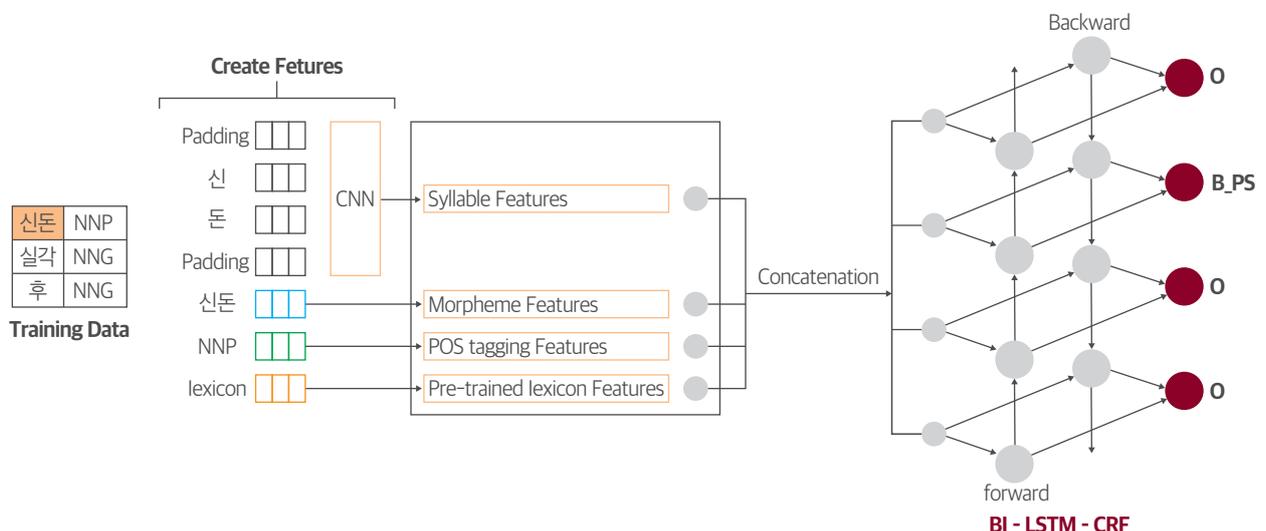
2. 기술 방법

- 한국어 기반으로 구축한 말뭉치의 전처리 과정을 통해 BI-LSTM-CNN-CRF 모델을 학습시킨다.
- 학습된 모델에 텍스트를 입력으로 넣어 해당 문장에서 개체명으로 인식 가능한 개체를 확인할 수 있다.

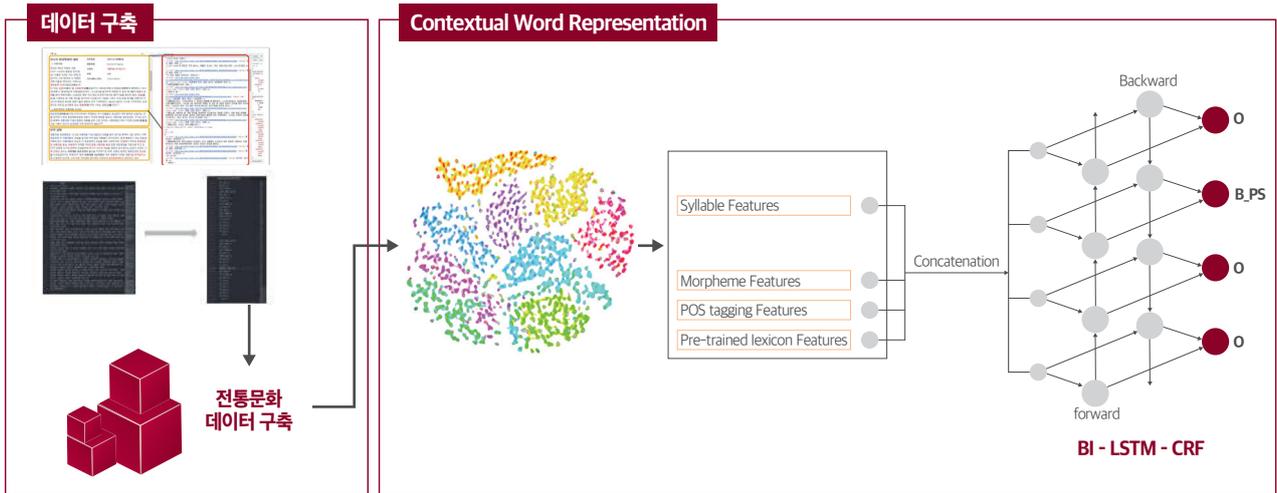
3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 모델을 영어 데이터로 학습시킬 경우 영어 기반의 개체명 인식기로 활용할 수 있다.
- 구축한 말뭉치를 다른 모델에 활용할 수 있다.
- 데모 : http://nlp.iptime.org:32280/ner_demo/index.html

4. 상세 기술 설명 및 실험

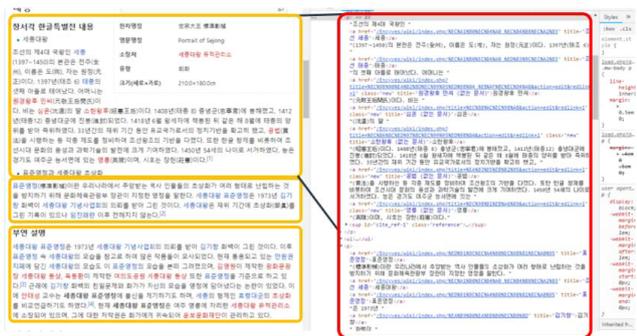


- 구축된 전통문화 데이터를 사용하여 모델을 학습시킨다.
- 자질 형성을 위해 첫 번째는 CNN을 통한 음절 단위 자질, 두 번째는 형태소 단위의 Glove vector 자질, 세 번째 품사 태깅 자질, 구축된 사전을 활용한 사전 자질을 BI-LSTM의 입력 데이터로 사용한다
- Hidden Layer를 통해 계산된 데이터는 최종적으로 CRF의 입력으로 사용하여 전이 확률값을 계산한 후 최종적으로 입력 값에 해당하는 개체명을 예측한다



입력문장	Input : 조선 세종은 조선의 제4대 군주이며 언어학자이다. 그의 업적에 대한 존경의 의미를 담은 명칭인 세종대왕으로 자주 일컬어진다. 성은 이, 휘는 도 본관은 전주, 자는 원정, 아명은 막동이다
형태소 단위 개체명 분석 결과	형태소 단위 개체명 분석 결과 : { '조선' : 'B_LC', '세종' : 'B_PS', '은' : 'O', '4' : 'O', '군주' : 'O', '이' : 'O', '며' : 'O', '언어학자' : 'O', '다' : 'O', '는' : 'O', '그' : 'O', '업적' : 'O', '에' : 'O', '대하' : 'O', '는' : 'O', '존경' : 'O', '의미' : 'O', '를' : 'O', '답' : 'O', '명칭' : 'O', '대왕' : 'O', '으로' : 'O', '자주' : 'O', '일컬' : 'O', '어' : 'O', '지' : 'O', '는' : 'O', '본관' : 'O', '성' : 'O', '는' : 'O', '휘' : 'O', '는' : 'O', '도' : 'O', '본관' : 'O', '전주' : 'B_LC', '자' : 'O', '원정' : 'O', '아명' : 'O', '막' : 'O', '동' : 'O', }
개체명 인식 결과	개체명 인식 결과 : "<조선 세종 : PS>은 <조선 : LS>의 제4대 군주이며 언어학자이다. 그의 업적에 대한 존경의 의미를 담은 명칭인 <세종 : PS>대왕으로 일컬어진다. 성은 이, 휘는 도, 본관은 <전주 : LS>, 자는 원정, 아명은 막동이다."
태그 결과	태그결과 : ('조선' : 'LC') (세종 : 'PS') (전주 : 'LC')

- 전체 흐름은 왼쪽 그림과 같다.
- 구축한 데이터를 바탕으로 다양한 자질들을 생성 및 모델의 입력으로 사용하여 모델을 학습시킨 후, 사용자가 입력한 입력값에 해당하는 개체명을 예측하여 결과로 나타낸다.



- 각 기사의 개요와 내용에 대한 크롤링 과정
- 전체 2351개의 기사로부터 4702개의 문장과 15만 형태소 단위의 말뭉치를 추출했다.
- 태깅 방식은 BIO(Begin, Inside, Outside)를 활용하고 각 태그 명 앞에 'B_'를 붙여 태그의 시작을 표기하고 연결된 어미는 'I'로 앞단어와 연결성을 나타낸다.
- 각 태그 중 인물(PS)이 가장 많이 태그되었으며 날짜(DT), 장소(LC) 순서로 태그 개수가 많은 것을 확인할 수 있다.



Category	Count	Frequency
B_PS(Person)	4231	2.92%
B_DT(Date)	2399	2%
B_LC(Location)	2217	1.53%
B_OG(Organization)	740	0.51%
B_TI(Time)	53	0.04%
I (Tag I)	3765	2.6%

- 실험 결과 (+데모)

Feature Representation	Accuracy	F1-score
morpheme	97.4	78.4
morpheme + grapheme	97.5	84.1
morpheme + syllable	97.8	86.2
morpheme + syllable + POS tagging	98.3	88.1
morpheme + syllable + POS tagging + lexicon	98.9	89.4

기존 모델

제안 모델

• 본 모델은 음절, 형태소, 품사 태깅, 사전 기반 자질을 Feature로 활용하여 Accuracy 98.9%, F1-score 89.4%로 기존 모델에 비해 가장 높은 성능을 보였다.

1. 기술 설명

- 문서가 어떤 카테고리에 해당하는지 자동으로 분류
- 본 기술은 kNN (k-nearest neighbors algorithm) 학습 방법을 이용

2. 기술 방법

- 인터넷 문서 5,000여개에서 추출한 자질 중 실험적으로 가장 높은 성능을 보인 2,000개의 자질을 추출
- 정보 검색 기법에서 사용되는 TF/IDF 기법을 이용하여 자질의 가중치 (Weight) 값 계산
- Nearest Neighbor를 추출하기 위하여 Cosine Measure를 사용

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 정보 분류(대/중/소), 검색, 추천, 광고 등 언어처리 분야의 활용기술
- 데모 <http://blpdemo.korea.ac.kr/DocuCate/doccat.htm>

4. 결과 화면

- 분류하고자 하는 문서를 입력하면 해당 문서의 분류 결과가 5순위까지 출력

< 문서 분류 결과 01 >

QUERY : 뇌졸중은 전 세계의 많은 사람들에게 영향을 미치는 질병으로, 뇌졸중에 걸린 사람은 대개 후유증으로 장애를 입게 된다. 그래서 환자 본인과 가족들의 부담을 덜기 위한 재활훈련 및 치료 과정이 크게 발전했다. 그러나 뇌졸중 재활을 위해서는 반복적인 연습이 필요하다. 뇌졸중 및 뇌 혈관 센터 물리 치료 및 재활 의학과의 장원혁 및 김윤희 연구원이 지적인 바에 따르면 뇌졸중 환자는 고도의 집중 훈련뿐만 아니라 특정한 기능적 업무를 수행해야 하며 이 과정은 상당히 노동 집약적이다. 두 사람은 로봇을 활용하는 치료법이 뇌졸중 재활 분야에서 잠재적인 가능성을 보일 수 있다고 말했다.

RESULT : 순위 - 중분류 - 분류코드

- | | |
|-----------------|-----------|
| 1. 질병/증상 02142. | 대체의학 0203 |
| 3. 약/약학 02084. | 응급처치 0209 |
| 5. 건강상식 0201 | |

< 문서 분류 결과 02 >

QUERY : 지난해 9·13 부동산 대책으로 매매시장이 가라앉자 국내 주요은행의 4분기 전세자금대출이 큰 폭으로 늘었다. 17일 은행권에 따르면 KB국민·신한·우리·KEB하나·NH농협은행의 지난해 12월말 전세자금대출은 모두 62조9711억원으로 집계됐다. 지난해 9월 말 57조9577억원에 견줘 5조134억원 늘어난 규모다. 전세자금대출의 전분기 대비 증가액은 2017년 3분기부터 큰 폭으로 확대됐으나 지난해 1분기 4조8555억원으로 고점을 찍고 축소되는 분위기였다. 지난해 4분기 전세자금대출이 크게 늘어난 것은 9·13 대책의 영향 때문으로 풀이된다. 9·13 대책으로 대출이 막히고 주택가격이 약세를 보일 것으로 예상되자 매매수요가 전세로 돌아섰다는 해석이다.

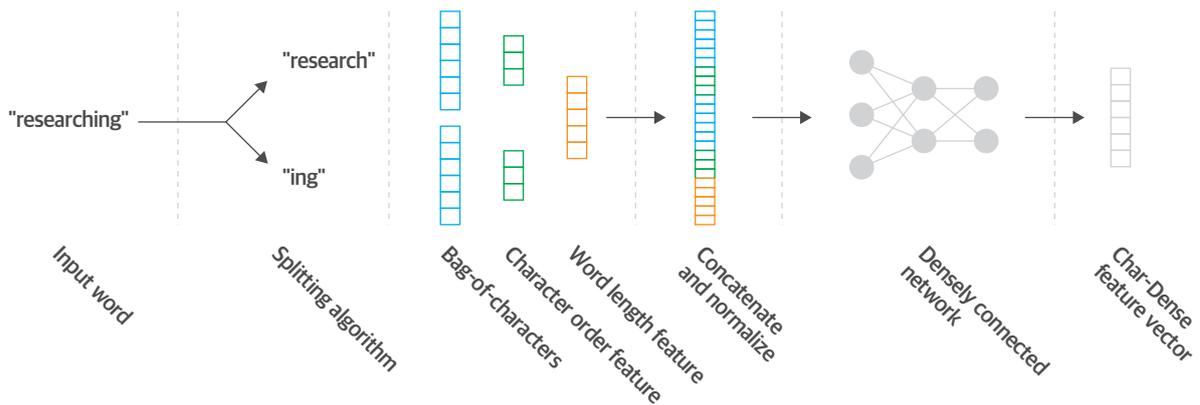
RESULT : 순위 - 중분류 - 분류코드

- | | |
|--------------------|---------------|
| 1. 보험/대출/신용카드 0606 | 2. 부동산정책 0408 |
| 3. 주택/부동산 0612 | 4. 은행 0609 |
| 5. 주택/인테리어 0109 | |

1. 기술 설명

본 기술은 완전연결 신경망을 이용하여 빠른 시간 안에 효과적인 문자 단위 자질을 자동적으로 추출할 수 있도록 하는 것이다. 자연어처리 시스템은 문자 단위 자질을 잘 반영할 수 있어야 한다. 이는 신조어 등 학습 시 존재하지 않았던 단어 등의 처리에 매우 효과적이다.

2. 기술 방법



본 기술은 Bag-of-Characters (BOC)를 바탕으로 한다. 문자 BOC, 문자 순서 정보 자질, 단어 길이 자질을 concatenate 하여 sparse vector를 생성한다. 이 sparse vector는 단어마다 유일하고 변하지 않으므로 속도 향상을 위해 캐싱이 가능하다.

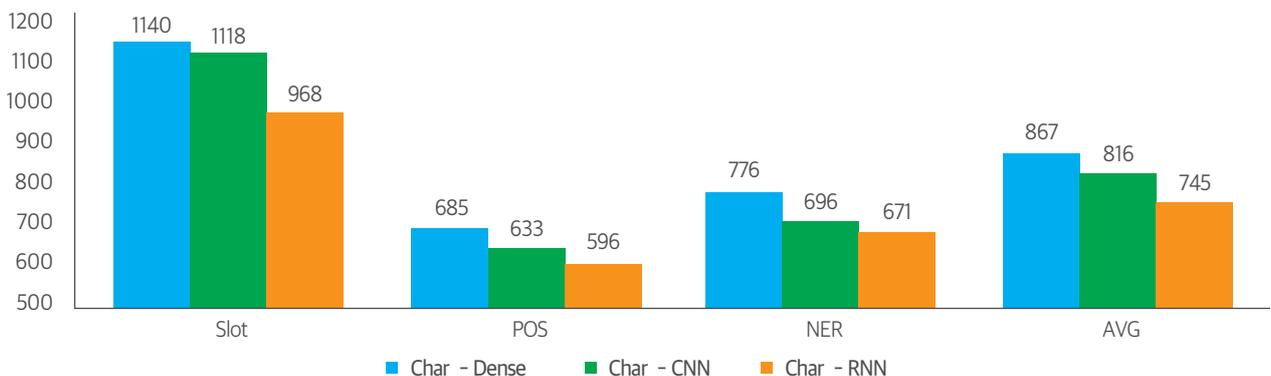
Sparse vector를 하나의 은닉층이 있는 완전연결 신경망의 입력으로 사용해서 최종적인 문자단위 자질 벡터를 생성한다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

품사 부착, 개체명 인식, 자연어 처리

4. 실험

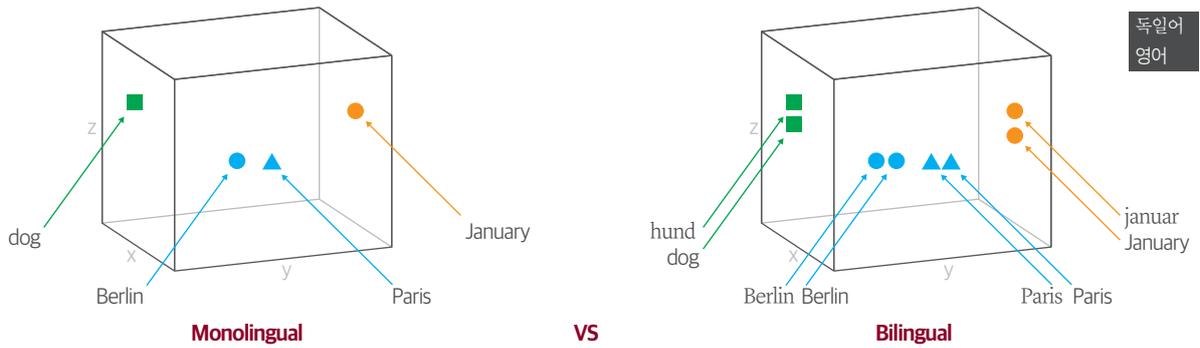
품사 부착, 개체명 인식, 슬롯 인식 실험을 통해 본 기술의 성능을 검증하였다. 실험 결과 슬롯 인식 정확도 96.62%, 품사 부착 정확도 97.73%, 개체명 인식 F-score 91.21을 기록하였다. 이는 기존 최신 기술보다 크게 앞서거나 비슷한 수준의 성능이다. 또한, 본 기술은 기존기술 대비 문장 처리 속도가 빠른 것으로 나타났다.



[그림] 초당 처리 문장 수. Char-Dense가 본 기술로, 경쟁 기술 대비 가장 빠른 것을 확인할 수 있다.

1. 기술 설명

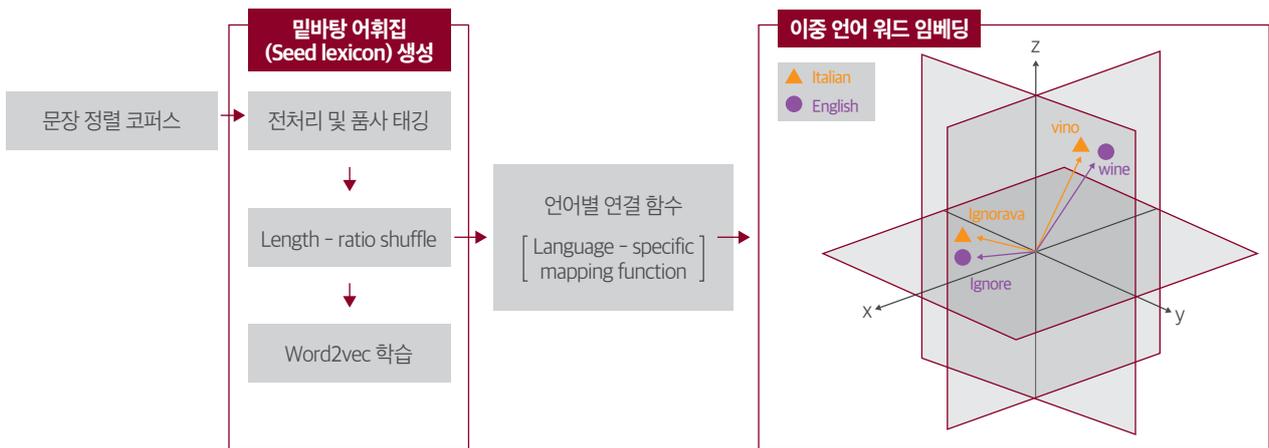
- 워드 임베딩이란 단어를 dense한 실수 벡터 공간에 매핑하되, 단어의 의미가 반영되도록 하는 방법
- 워드 임베딩의 활용방법 중인 하나인 이중 언어 워드 임베딩은 서로 다른 두 언어에서 유사한 의미를 가지는 단어가 유사한 공간에 매핑(mapping) 되도록 하는 것을 목표로 하는데, 기계번역 분야에서 많은 연구가 이루어지고 있음



<Monolingual vs Bilingual 예시>

2. 기술 방법

- 본 기술은 문서 정렬 코퍼스보다는 언어 간의 연결고리(bilingual signal)가 강한 문장정렬 영화자막 데이터를 이용한 이중 언어 워드 임베딩 모델 개발
- 개발한 모델은 영화자막 데이터를 강력한 언어 간의 연결고리로서 밀바탕 어휘집으로 사용하여 서로 다른 두 언어를 동일한 공간의 벡터 공간으로 매핑



<Bilingual word embedding 모델 개요>

3. 기술 활용 및 응용 분야

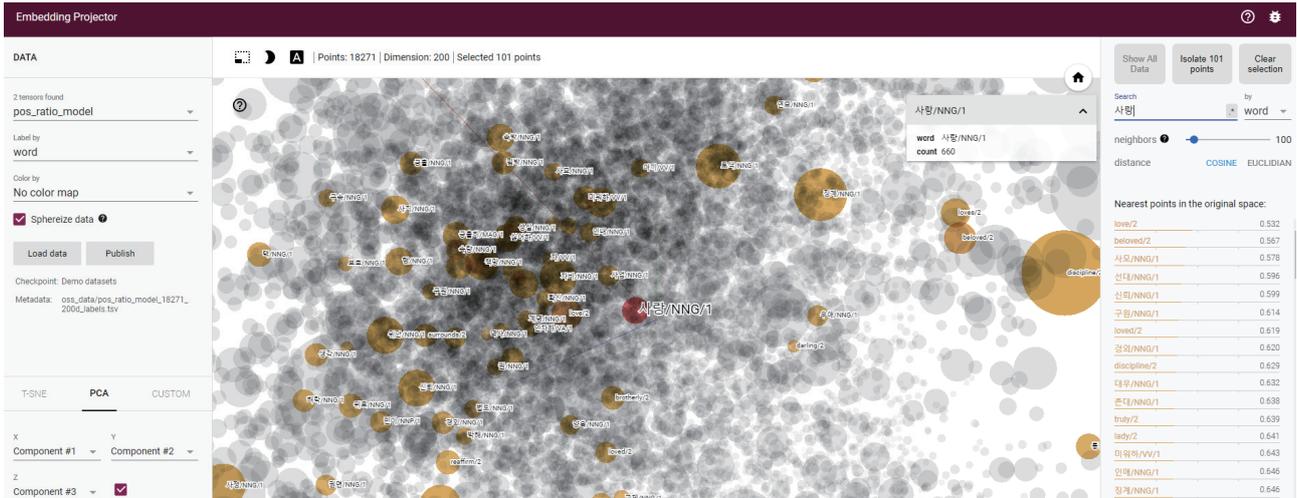
- 본 기술은 다중 언어에 대한 번역기에 활용될 수 있으며, 다중 언어 문서에서 정보검색 모델에서도 활용될 수 있다.
- 데모 <http://nplab.ipitime.org:4321/seol2/mt/projector.html>

4. 실험

4.1 실험 개요

- 영화 자막 코퍼스를 seed lexicon으로 이용하고, wikipedia를 통해 어휘를 확장하였다. 본 실험에서는 한국어-영어를 이용한 이중 언어 임베딩을 수행하였다.

4.2 실험 결과



<Bilingual word embedding 시각화 결과 예시>

- 본 기술의 결과는 데모에서 확인 가능하며, tensorboard를 이용하여 시각화하였다. 시각화 결과는 한국어와 영어에 대한 seed lexicon으로, 이중언어임베딩의 상위 5k 쌍을 가지고 시각화 하였다. 특정 단어를 검색하면 벡터공간에서 검색한 단어에 대해 제일 가까운 위치의 단어들을 시각화하여 보여준다.

1. 기술 설명

- 의존 구문 분석 기술은 자연어 문장에 포함된 단어들의 의존 관계를 분석하는 기술

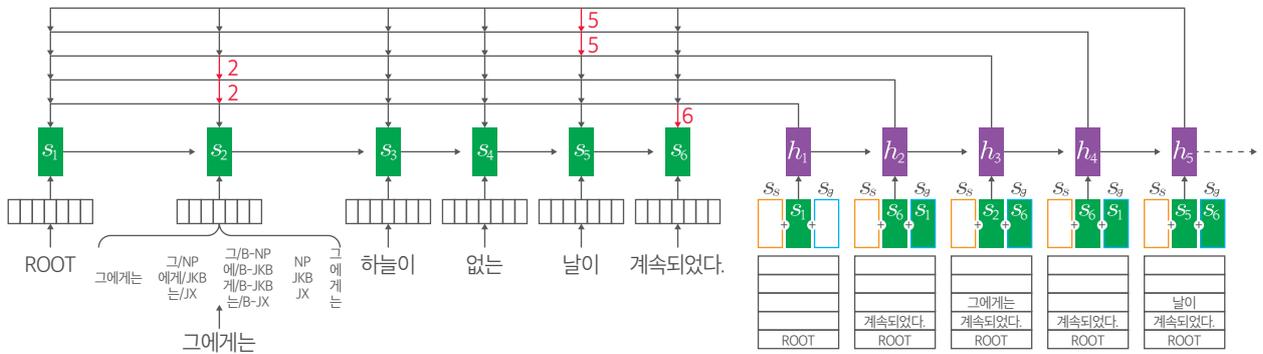


- 그림과 같이 단어들의 의존 관계와 각 의존 관계의 유형을 나타내는 의존 분석 트리 구축

(예: '학교에'는 '가서'에 의존하는 부사어)

2. 기술 방법

- 최신 딥러닝 기반 의존 분석 모델인 Stack-Pointer Network를 한국어 의존 구문 분석에 적합하도록 확장
- 양방향 LSTM-CNN 구조의 인코더에서 각 어절의 단어 표상 생성에 형태소, 형태소 품사 정보가 포함된 음절, 형태소 품사, 음절 정보를 추가 활용

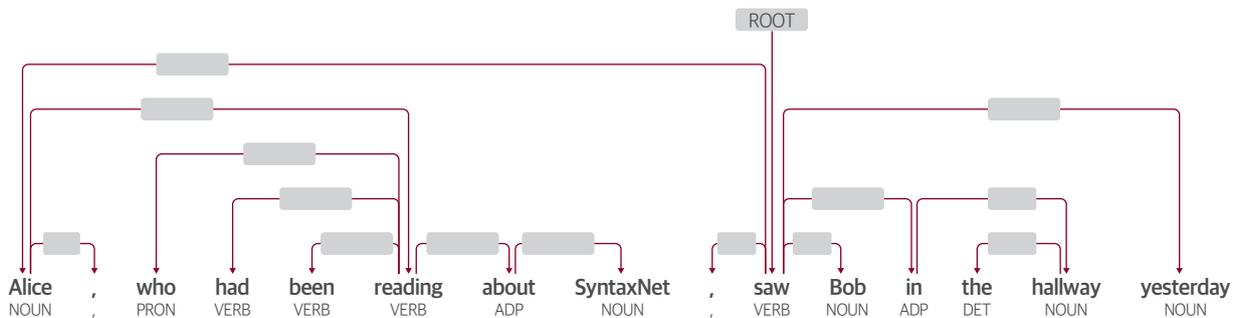


3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 대용어 참조 해소, 기계 번역 등의 다양한 자연어 이해 기술에 세부기술로 활용 될 수 있음
- 데모 <http://nplab.iptime.org:32281/kr-stack-pointer/index.py>

1. 기술 설명

본 기술은 영어를 대상으로 하는 SyntaxNet 시스템을 한국어에 사용할 수 있도록 한 것이다. SyntaxNet은 구글에서 개발한 의존구분 분석 기술로, 데이터 기반 종단간 시스템으로 동작한다. SyntaxNet의 의존구문분석 정확도는 94% 이상으로, 인간의 수준인 96~97%에 가까운 성능을 보인다.



[그림] "Alice, who had been reading about SyntaxNet, saw Bob in the hallway yesterday"라는 문장에 대한 의존구분분석 예시

2. 기술 방법

의존구분분석은 상위 레벨 자연어처리 작업 중 하나로, 수많은 가능한 의존 트리에서 최적의 트리를 찾아내야 한다. SyntaxNet은 품사 정보가 입력으로 필요하다. 이에 추가로 한국어에 적용하기 위해서는 형태소 분석이 우선적으로 진행되어야 한다. SyntaxNet 모델에 의해 의존구분분석이 완료된 결과에 대하여, 원래의 어절 형태로 형태소들을 재결합하는 과정도 요구된다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

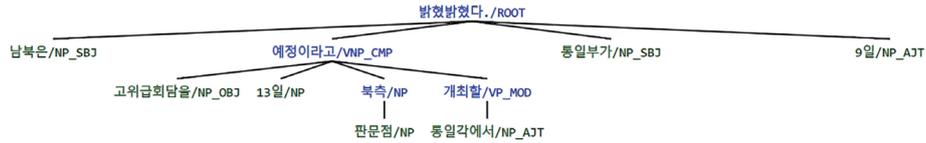
의존구문분석, 대화 시스템, 자연어처리

데모 시스템 : http://andrewmatteson.name/psg_tree.htm

4. 실험

Sentence to Parse: 남북은 고위급회담을 13일 판문점 북측 통일각에서 개최할 예정이라고 통일부가 9일 밝혔다.

Visualization



CoNLL-U Output

Details

1 POS Tagging 2 Dependency Parsing 3 Reassembly

4 Debug Logs

ID	FORM	LEMMA	UPOSTAG	XPOSTAG	FEATS	HEAD	DEPREL
1	남북은	남북/NNP + 은/JX	-	-	-	11	NP_SBJ
2	고위급회담을	고위급/NNG + 회담/NNG + 을/JKO	-	-	-	8	NP_OBJ
3	13일	13/SN + 일/NNB	-	-	-	8	NP
4	판문점	판문점/NNP	-	-	-	5	NP
5	북측	북/NNP + 측/NNB	-	-	-	8	NP
6	통일각에서	통일/NNG + 각/NNG + 에서/JKB	-	-	-	7	NP_AJT
7	개최할	개최/NNG + 하/XSV + ㄹ/ETM	-	-	-	8	VP_MOD
8	예정이라고	예정/NNG + 이/VCP + 라고/EC	-	-	-	11	VNP_CMP
9	통일부가	통일부/NNG + 가/JKS	-	-	-	11	NP_SBJ
10	9일	9/SN + 일/NNB	-	-	-	11	NP_AJT
11	밝혔 밝혔다.	밝히/VV + ㄹ/EP + 다/EF + ㅂ/JSF	-	-	-	0	ROOT

[그림] 본 기술로 남북은 “ 고위급회담을 13일 판문점 북측 통일각에서 개최할 예정이라고 통일부가 9일 밝혔다”라는 문장의 의존구 문분석을 진행한 결과

1. 기술 설명

- 전이 학습은 특정 환경에서 만들어진 모델을 다른 비슷한 task에 적용하는 것으로, 이는 데이터가 부족한 분야에도 적용할 수 있음
- 풍부한 데이터로 먼저 모델을 학습하고 데이터가 부족한 비슷한 task에 대해 모델의 전이를 진행하는 것임. Small Data의 한계를 극복한다는 점에서 큰 장점이 있음
- 아래는 항공권 예약을 위한 ATIS 데이터와 식당 예약을 위한 MIT 데이터임. 각각의 slot들은 조금씩 다르지만, 예약을 위한 대화 데이터라는 점이 유사하며, ATIS의 city와 MIT의 Location이 특징이 위치라는 점에서 매우 유사함

ATIS UTTERANCE EXAMPLE IOB REPRESENTATION

Sentence	<i>show</i>	<i>flights</i>	<i>from</i>	<i>Boston</i>	<i>To</i>	<i>New</i>	<i>York</i>	<i>today</i>
Slots/Concepts	O	O	O	B-dept	O	B-arr	I-arr	B-date
Named Entity	O	O	O	B-city	O	B-city	I-city	O
Intent	<i>Find_flight</i>							
Domain	<i>Airline Travel</i>							

ATIS 항공권 예약 데이터에 대한 Slot Filling의 예시

Are	there	any	French
O	O	O	B-Cuisine
restaurants	in	downtown	Toronto
O	O	B-Location	I-Location

MIT 식당 예약 데이터에 대한 Slot Filling의 예시

2. 기술 방법

- 자연어 이해 시스템을 학습하기 위해서는 많은 양의 라벨링 된 데이터가 필요하며 새로운 도메인으로 시스템을 확장할 때, 새롭게 데이터 라벨링을 진행해야 하는 한계점이 존재한다. 본 연구는 적대 학습 방법을 이용하여 풍부한 양으로 구성된 기존(source) 도메인의 데이터부터 적은 양으로 라벨링 된 데이터로 구성된 대상(target) 도메인을 위한 슬롯 채우기(slot filling) 모델 학습 방법이다.
- 본 연구에서는 슬롯 채우기(Bi-directional LSTM 기반), 도메인 분류를 위한 적대 학습, Orthogonality Loss 등을 적용하여, 도메인 고유 및 공유 자질을 서로 상호 배타적으로 학습하였다.
- 대화 데이터 중 항공권 예약 도메인 데이터인 ATIS 데이터와 식당 예약 도메인 데이터인 MIT 식당 예약데이터를 이용하여 실험을 진행하였으며, 적대 학습 방법을 이용한 슬롯 채우기 모델 성능을 확인하였다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 도메인 간 전이 학습이 가능하기에 데이터가 부족한 목적 지향 대화 데이터 시스템의 학습에 활용될 수 있음

4. 실험

4.1 실험 개요

- slot filling 모델의 평가 방법으로는 f-1 score를 이용하였으며, TGT는 적대 학습을 적용하지 않고 slot filling 모델을 학습한 경우를 나타냄. 적대 학습을 적용한 도메인 분류 손실 함수를 얼마나 반영할지는 ! 계수의 정도에 따라 성능을 측정하였음
- 실험 결과 가중치를 부여하여 적대 학습 방법을 적용할 때가 기존의 적대 학습 방법을 적용하지 않은 경우보다 66.10에서 67.12로 약 1% 가량의 F-1 Score 뛰어난 향상이 있었음

Source	Target	MIT Rest.
ATIS	TGT	66.10
	ADV(A = 1)	65.32
	ADV(A = 0.1)	67.12
	ADV(A = 0.01)	66.41

1. 기술 설명

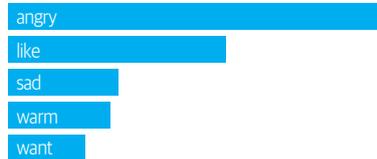
Sentimental Analysis 한국어 뉴스 감정 분석 데모

중국발 미세먼지에 대한 논란이 날로 뜨거워지고 있습니다. 최근 잇달아 터져 나온 중국 환경 당국자의 발언이 논란에 불을 지폈습니다. 책임을 회피하는 듯한 중국 측 입장이 우리 국민들의 분노를 불러일으키고 있습니다. 중국은 한국이 과학적 증거도 내놓지 못하면서 중국 탓만 하고 있다며 맞불을 놓는 모양새입니다.

Submit

Input : 중국발 미세먼지에 대한 논란이 날로 뜨거워지고 있습니다. 최근 잇달아 터져 나온 중국 환경 당국자의 발언이 논란에 불을 지폈습니다. 책임을 회피하는 듯한 중국 측 입장이 우리 국민들의 분노를 불러일으키고 있습니다. 중국은 한국이 과학적 증거도 내놓지 못하면서 중국 탓만 하고 있다며 맞불을 놓는 모양새입니다.

Output : angry



<Sentiment Analysis Demo 결과 화면>

- Text Sentiment Analysis는 텍스트로부터 예상되는 감정과 반응을 예측하는 기술
- 데이터는 5개의 감정이 태깅된 10만 개 이상의 뉴스 기사를 이용함. 최소한의 전처리 과정을 거쳐 감정을 예측하는 통계기반 알고리즘을 제안함

2. 기술 방법

- 뉴스 기사에 등장한 단어들을 vocabulary에 추가함
- 뉴스 기사에 대한 vocabulary 내 단어의 tf-idf* 값을 구하고, 뉴스 기사에 태깅된 감정을 참조하여 각 단어들을 5차원 벡터로 표현함
- 입력된 텍스트에서 vocabulary에 포함된 단어를 찾아 미리 계산된 벡터값으로 변환하고, 모든 단어의 벡터값을 합산하여 가장 높은 confidence를 가진 감정을 출력함
- (*tf-idf: 해당 단어의 출현 빈도와 희귀성을 고려하여, 해당 단어가 해당 문서에 대해 얼마나 가치 있는 단어인지 나타내는 값)

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 적은 컴퓨팅 자원을 이용하며, 텍스트로부터 의미 있는 특징(feature)을 추출함. 따라서 음성 인식, 자연어 이해 등 다른 자연어처리 모델에 적은 비용으로 의미 있는 특징을 제공 가능함
- 데모 http://nlp-lab.iptime.org:32280/sentiment_demo/index.py

1. 기술 설명

- 대화 시스템에서 Breakdown detection이란 사람과 시스템간의 자연스러운 대화의 흐름이 끊어지는 현상을 탐지하는 것임
- 대화 시스템을 이용하는 사용자 입장에서는 자연스러운 대화가 이루어져야 시스템에 대한 만족을 통해 원활한 서비스를 이용할 수 있음
- 아래 그림은 대화 시스템에서 breakdown이 발생하는 예시를 보여준 것임. 시스템-사람 간의 대화를 보면 마지막에 사람이 “나는 비가 싫어서 저녁에 집에 있을 거야.”라고 하였으나, 시스템은 문맥에 맞지 않는 발화(빨간색)를 하여 자연스러운 대화의 흐름이 끊김을 알 수 있음

<대화 시스템에서 시스템-사람간의 대화에서 breakdown 발생 예시>



2. 기술 방법

- 본 기술은 end-to-end 기반의 breakdown detection 모델이며, LSTM(Long short-term memory)을 이용하여 대화내에 사용자와 시스템의 발화를 인코딩하고 시스템 발화에 대해 memory network기반의 attention 기법을 이용하여 breakdown detection을 수행하는 구조를 가지고 있다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 대화 시스템을 지원하고 있는 기기의 소프트웨어에서 활용 가능하며, 기존의 인공지능 스피커 서비스인 NUGU, kakao mini 등에서 활용가능함

4. 실험

- 본 연구에서 제안한 모델은 다음과 같다.
- TU: memory attention을 적용하지 않은 모델
- TU+S: system memory attention을 적용한 모델
- TU+U: user memory attention을 적용한 모델
- TU+S+U: user and system memory attention을 적용한 모델
- 본 모델에서 정량적 평가는 TU+S와 TU+S+U에서 기존 모델보다 뛰어난 성능을 보였음

		Model								
		Proposed model				CRF Baseline	Majority Baseline	KTH run2	PLECO run1	RSL17BD run2
		TU	TU+S	TU+U	TU+S+U					
Accuracy		0.458	0.464	0.467	0.47	0.4285	0.3720	0.4415	0.2950	0.4310
F1	F1(B)	0.5146	0.532	0.533	0.556	0.3543	0.3343	0.2949	0.3636	0.3201
	F1(PB+B)	0.6737	0.6906	0.6679	0.7441	0.76722	0.8927	0.7440	0.8744	0.8400

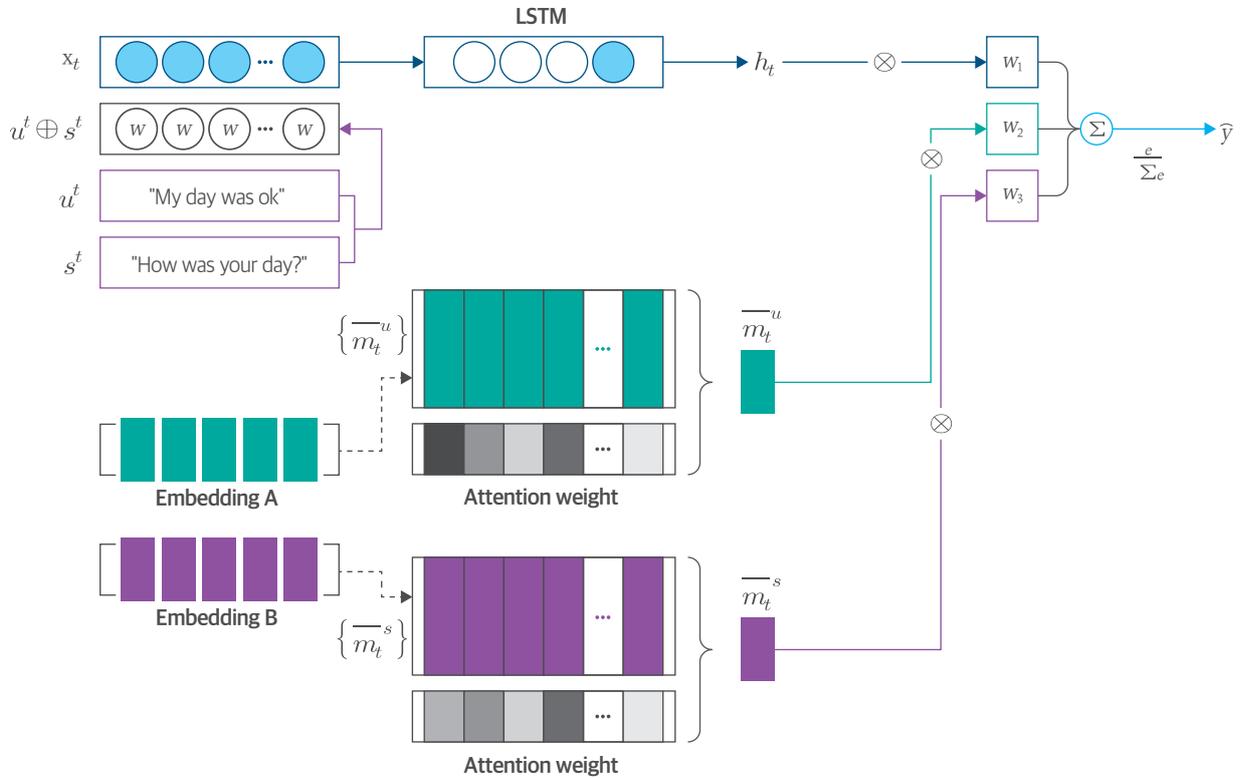
<제안한 모델의 정량적 성능 결과>

다음은 정성적 평가에 대한 것이다. TU+S+U에 대한 정성적 평가 결과이며, 하단 표는 한 다이얼로그에서 발화가 발생할 때, breakdown이 되기까지 attention의 변화를 시각화한 것이다. 실제 마지막에 breakdown이 발생하기까지 문제가 되는 문장들에 대해 모델에서 많은 attention weight를 사용한 것을 확인할 수 있다.

Role	Utterances	Memory Attention Distribution
		■ user memory ■ system memory
User1	Hello how are you?	0.004 ■
System1	Hello, I really like movies. how about we talk about movies?	0.063 ■
User2	That sounds good i like movies. what is your favorite movie?	0.0365 ■
System2	Hello, I really like movies. how about we talk about movies?	0.063 ■
User3	That sounds good i like movies. what is your favorite movie?	0.0365 ■
System3	Ok. Let me know something you're interested in.	0.178 ■
User4	I would like to talk about movies.	0.0366 ■
System4	Ok. Let me know something you're interested in.	0.178 ■
User5	I would like to talk about movies.	0.0366 ■
System5	I like pop music.	0.258 ■
User6	Do you like avril lavigne?	0.849 ■
System6	I like pop music. (Dialogue break down)	0.258 ■

<Memory attention distribution을 통한 모델의 정성적 결과>

5. 모델 개요



<Memory Attention 기반 Breakdown Detection 모델 개요>

- 위의 그림에서 \oplus , \otimes , Σ , w 는 각각 concatenation, 매트릭스 multiplication, summation, 문장을 구성하는 단어를 의미한다. 본 모델의 학습 과정은 다음과 같다. (1) 사용자 발화 및 시스템 발화에 대한 sentence representation을 수행한다. (2) 현재 시점 t 에서 시스템 $s^t = \{w_1^t, w_2^t, \dots, w_n^t\}$ 및 사용자 $u^t = \{w_1^t, w_2^t, \dots, w_n^t\}$ 의 발화를 인코딩(Encoding)하기 위해 LSTM을 이용하여 h_t 를 도출한다. (3) LSTM으로부터 획득한 인코딩 벡터와 현재 시점에서 모든 이전 시스템 발화에 대한 memory를 저장하여 attention을 이용한 attention weight 값을 도출한다. (\overline{m}_t^u , \overline{m}_t^s 는 각각 사용자, 시스템 발화에 대한 memory context 벡터이다.) (4) 마지막으로 대화 시스템내의 발화에서 breakdown을 예측한다.

1. 기술 설명

- 목적 지향 대화 시스템은 식당 예약과 같은 특정한 목적을 수행할 수 있는 대화 시스템으로, 다양한 도메인에서 사용될 수 있음
- 시스템 액션 템플릿을 통해 시스템이 응답할 수 있는 답변을 한정하고, 도메인 지식을 반영했기 때문에 적은 양의 데이터로도 대화 모델의 학습이 가능함

System Action Templates

hello what can I help you with today any preference on a type of cuisine
 api_call <price> <number of people> <cuisine> <location>
 great let me do the reservation
 here it is <info_address>
 here it is <info_phone>
 how many people would be in your party
 I'm on it is there anything i can help you with
 ok let me look into some options for you
 sure is there anything else to update
 sure let me find an other option for you
 what do you think of this option: <restaurant >
 where should it be which price range are looking for
 you're welcome

식당 예약 관련 시스템 액션 템플릿의 예

2. 기술 방법

- 듀얼 메모리를 이용한 대화 이력 추적 : 사용자 발화와 시스템 응답 발화 표현을 구성하고 이를 각각 사용자 발화 메모리, 시스템 응답 메모리로 구성하였음.
- 주어진 사용자 발화에 대한 응답 생성 시, 이중 메모리에서 Attention Mechanism을 통해 어떤 발화에 각각 집중할지 고려하여 시스템 응답 생성한다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 특정 도메인(e.g 예약 시스템)의 대화 시스템 구축에 활용될 수 있음

4. 실험

4.1 실험 개요

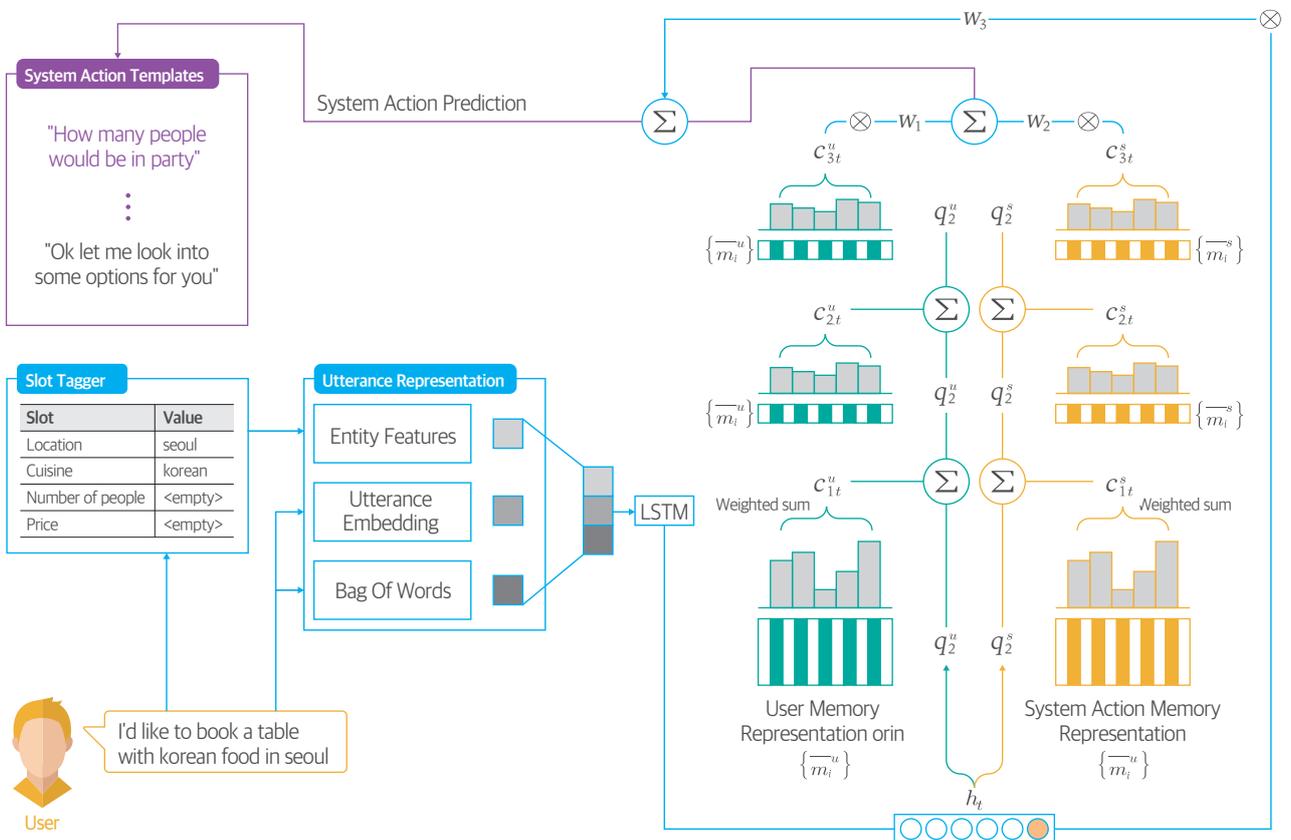
- 대화 시스템 모델 연구에 많이 이용되고 있는 Facebook의 bAbI 식당 예약 데이터 셋에 대해서, 기존 baseline 모델들과 비교하여 매우 좋은 성능을 보여주었음
- 사용자 메모리, 시스템 메모리를 추가해보며, 모델의 성능을 비교 평가 하였고 메모리 개수 또한 1~3개까지 쌓아 실험을 진행하였음.
- bAbI Task 5에 대해 모두 100의 성능을 기록했으며, 실제 데이터와 유사한 Task-6의 경우에도 기존 State-Of-The-Art 성능을 넘었음

4.2 실험 결과

- 구체적인 표, 그림 설명

Approach		Task-5(00V)		Task-6	
		Per-response	Per-dialogue	Per-response	Per-dialogue
(Bordes et al., 2016)		77.7	0.0	41.1	0.0
(Perez and Liu, 2016)		79.4	0.0	48.7	1.4
(Seo et al., 2016)		96.0	-	51.1	-
(Eric and Manning, 2017)		-	-	48.0	1.5
(Williams et al., 2017)		100	100	53.1	1.9
Proposed Model	BoW	99.9	98.6	54.9	1.0
	UE	99.7	97.3	55.1	0.9
	BoW+UE	100	99.3	55.1	1.1
	BoW+UE+EF(RB)	100	100	55.8	1.3
	BoW+UE-FEF(ST)	100	100	55.8	1.4
	1-hop	UM 100	100	55.5	1.8
		SM 100	100	55.2	1.5
		UM+SM	100	100	55.9
	2-hop	UM+SM	100	100	55.7
3-hop	UM+SM	100	100	55.7	2.3

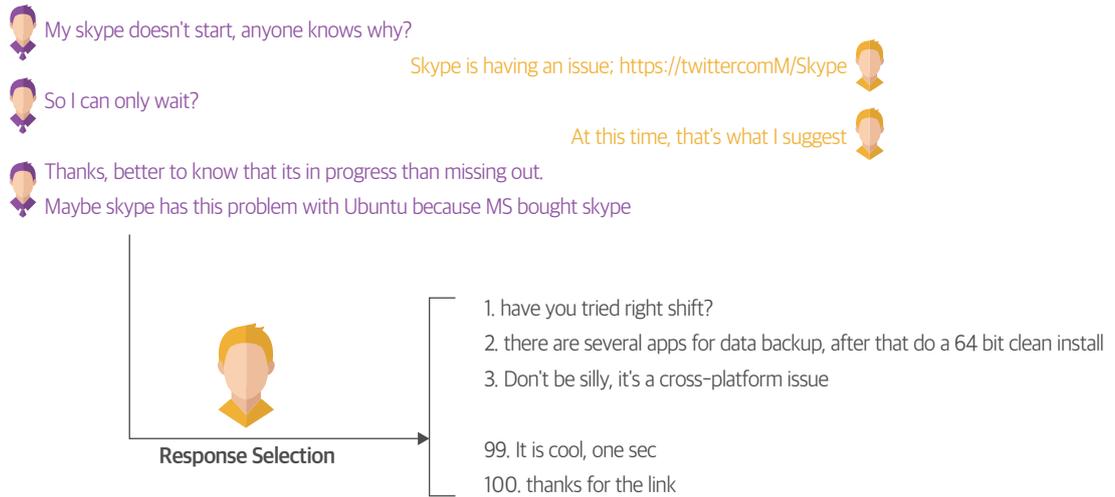
bAbI task-5,6에 대한 실험 결과 및 기존 baseline과의 비교



듀얼 메모리 네트워크를 이용한 대화 시스템 모델 구조도

1. 기술 설명

- 검색 기반 대화 시스템이란 대화의 마지막 응답을 후보들(candidates) 중에서 찾아 제공하는 대화 시스템
- 대화 문맥 정보를 활용하여 가장 관련 있는 응답을 찾아 사용자에게 답변을 제공해 주는 것을 목표로 하며, 검색 기반 대화 시스템은 챗봇을 위한 대화 시스템 분야에서 많은 연구가 진행되고 있음



Ubuntu troubleshoot과 관련된 대화와 이에 대한 응답 예측하는 예

2. 기술 방법

- 본 기술은 문장을 효과적으로 표현할 수 있는 LSTM Encoder와 또한 대화의 문맥에서 중요한 부분에 대해 집중적으로 모델에 반영하기 위해 단어 단위의 Attention mechanism을 사용하여 모델을 개발하였음
- 대화 내 발화의 중요 특징(사용자 정보, 발화의 순서, 문장 임베딩)들을 반영하여, 대화 문맥 정보를 더욱 잘 표현할 수 있도록 모델 개발

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 검색을 기반으로 하는 챗봇 시스템 구축 및 학습에 활용될 수 있으며, 도메인 영역에 관련 없이 활용될 수 있음

4. 실험

4.1 실험 개요

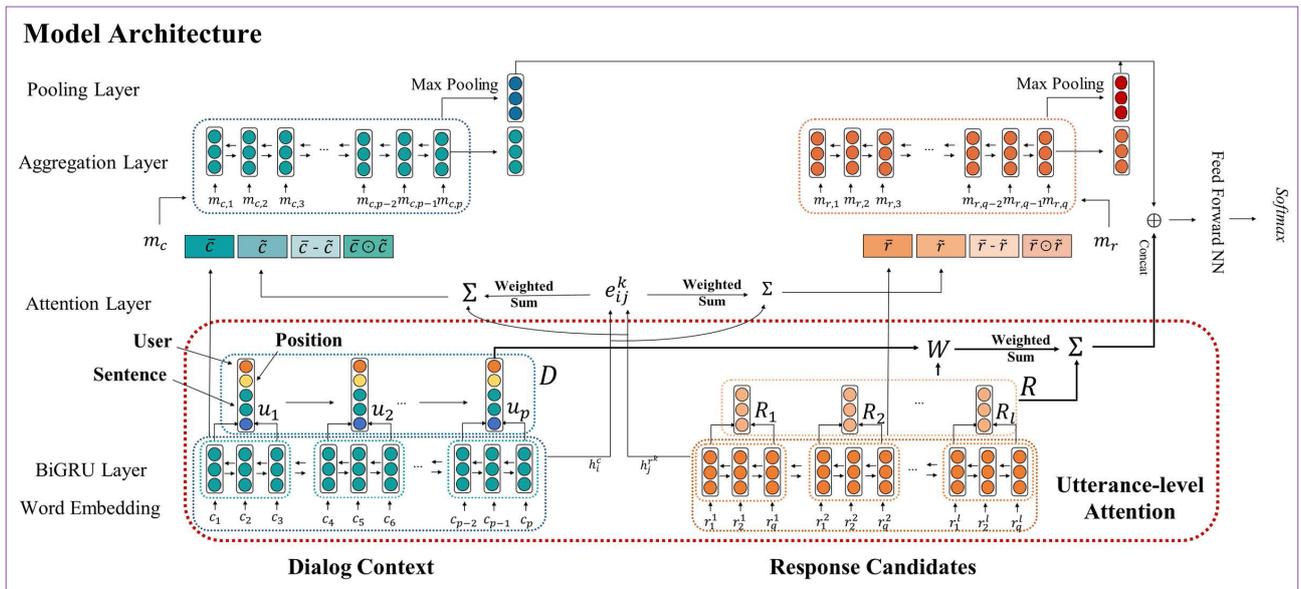
- DSTC7에서 제공한 Ubuntu Dialog Corpus와 Advising Dataset을 사용하여 response selection task에 대해 실험을 진행한 결과는 아래와 같음
- 본 기술은 DSTC7에서 제공한 Ubuntu와 Advising 데이터 셋에 대해서 실험을 진행하였으며, ESIM+SE+PE+UE(ELMO) 모델이 기존 Baseline 모델들의 성능보다 좋은 성능을 보여주었음

4.2 실험 결과

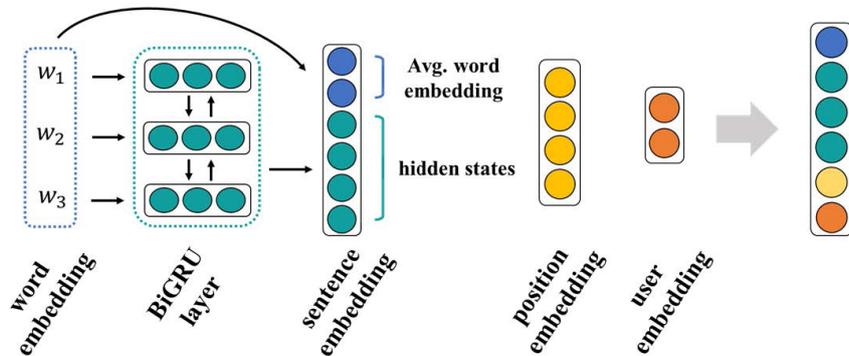
- 구체적인 표, 그림 설명

Task 1	Ubtmtu						Advising					
	R@1	R@2	R@5	R@10	R@50	MRR	R@1	R@2	R@5	R@10	R@50	MRR
(Lowe et al. 2015)	0.211	0.307	0.446	0.569	0.921	0.320	0.074	0.108	0.210	0.342	0.802	0.162
(Dong and Huang 2018)	0.367	0.452	0.558	0.651	0.917	0.465	0.086	0.156	0.256	0.376	0.834	0.187
ESIM + SE (GloVe)	0.377	0.460	0.568	0.657	0.929	0.473	0.098	0.160	0.294	0.430	0.834	0.204
ESIM + SE + PE + UE (GloVe)	0.384	0.464	0.575	0.662	0.921	0.480	0.112	0.166	0.298	0.438	0.859	0.214
ESIM + SE + PE + UE (ELMo)	0.406	0.493	0.606	0.691	0.928	0.505	0.106	0.160	0.306	0.460	0.858	0.213

- 아래의 그림은 본 기술의 전체 모델 구조도 및 발화 임베딩의 구성을 도식화한 것임



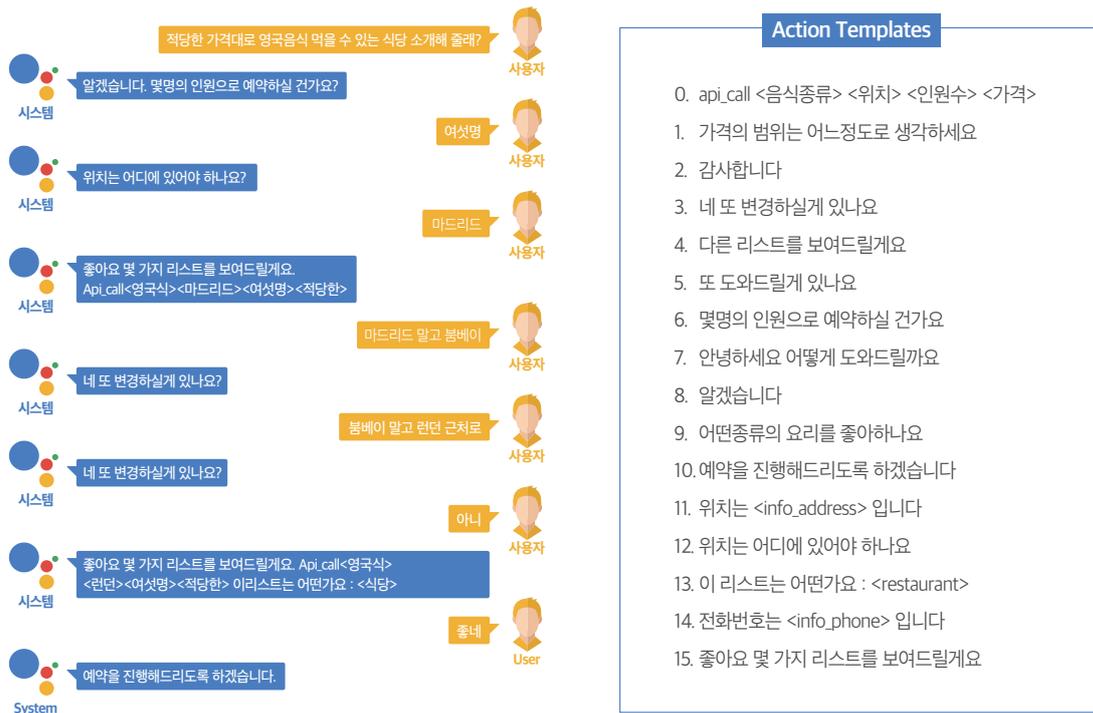
LSTM Encoder와 대화 및 응답 후보 간의 Attention을 반영한 모델 구조도



대화의 발화 정보들을 이용한 임베딩 구성 방법

1. 기술 설명

- 목적 지향 대화 시스템은 식당 예약과 같은 특정한 목적을 수행할 수 있는 대화 시스템으로, 다양한 도메인에서 사용될 수 있음
- 한국어 식당 예약 대화 데이터로 모델 학습을 진행하였으며, 입력 부분에서 한국어 특성을 반영한 feature extraction 모듈을 가짐
- 액션 템플릿을 통해 시스템이 응답할 수 있는 답변을 한정하고, 도메인 지식을 반영했기 때문에 적은 양의 데이터로도 대화 모델의 학습이 가능함



한국어 식당 예약 시스템과 시스템 액션 템플릿의 예

2. 기술 방법

- Entity extraction, utterance embedding, bag of words 와 같이 3개의 feature를 반영하여 발화 자질을 구성하였고 LSTM으로 인코더를 구성하였음.
- 도메인 특정 지식을 반영하기 위해 시스템 응답 액션 템플릿을 정의하였음. 따라서 일반적인 end-to-end learning 방식의 모델들 보다 상대적으로 적은 양의 학습 데이터로 모델의 학습이 가능한 장점이 있음
- 시스템의 응답은 시스템 액션 템플릿 내에 모두 정의되어 있으며, 총 16개의 응답 후보중 가장 적절한 응답을 softmax 확률 분포로 찾아냄

3. 기술 활용 및 응용 분야

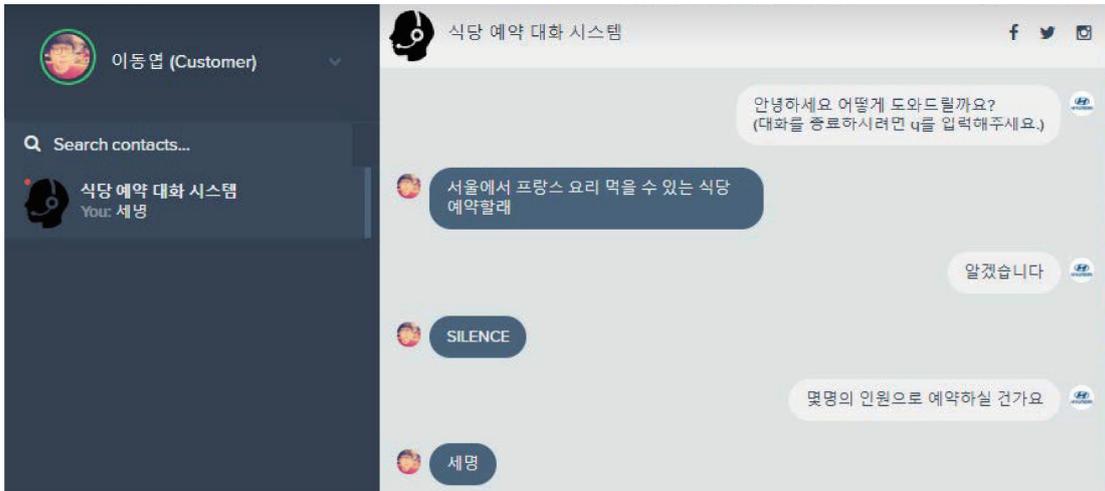
- 본 기술은 식당 예약과 같은 특정 도메인의 대화 시스템 구축에 활용될 수 있음. 한국어 대화 데이터로 학습이 가능한 모델로서 다른 도메인에서의 확장이 용이함
- 데모 : <http://nlpplab.ipitime.org:8886/>

4. 실험

4.1 실험 개요

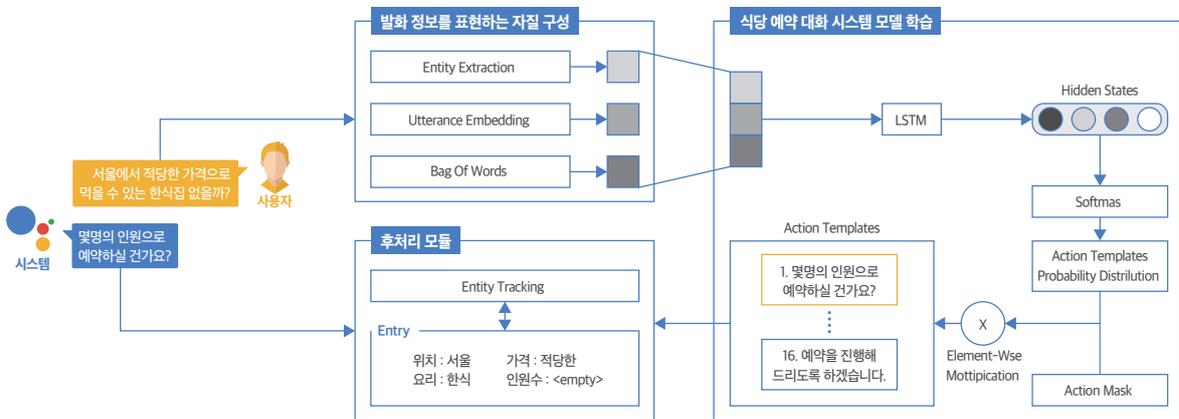
식당 예약 대화 시스템

사용 예시)
 사용자 : 파리에서 프랑스 요리를 먹을 수 있는 식당 예약해줘
 시스템 : 알겠습니다.
 사용자 : ENTER 버튼
 시스템 : 몇명의 인원으로 예약하실건가요?
 사용자 : 세명
 시스템 : 가격의 범위는 어떻게 생각하시나요?
 사용자 : 적당한 가격으로
 시스템 : 예약이 완료되었습니다.



식당 예약 대화 시스템의 데모 페이지

- 식당 예약에 관한 train 데이터 759건, test 데이터 190건을 사용하여 정량적 모델 성능평가를 진행하였음
- 모든 대화를 구성하는 발화의 개수에 대해 시스템이 올바르게 응답한 발화의 개수의 비율인 per-response accuracy 가 95%의 성능을 보여주었음
- 모든 대화의 개수에 대해 시스템이 모두 올바르게 응답한 대화의 개수의 비율인 per-dialog-accuracy가 71%의 성능을 보여주었음
- 대화가 시작되어서 끝날 때까지 모든 응답에 대해 적절하게 답한 성능이 71%로 매우 높게 나왔으며, 추가 대화 데이터를 통해 학습을 진행한다면 많은 성능 향상을 보일 것임



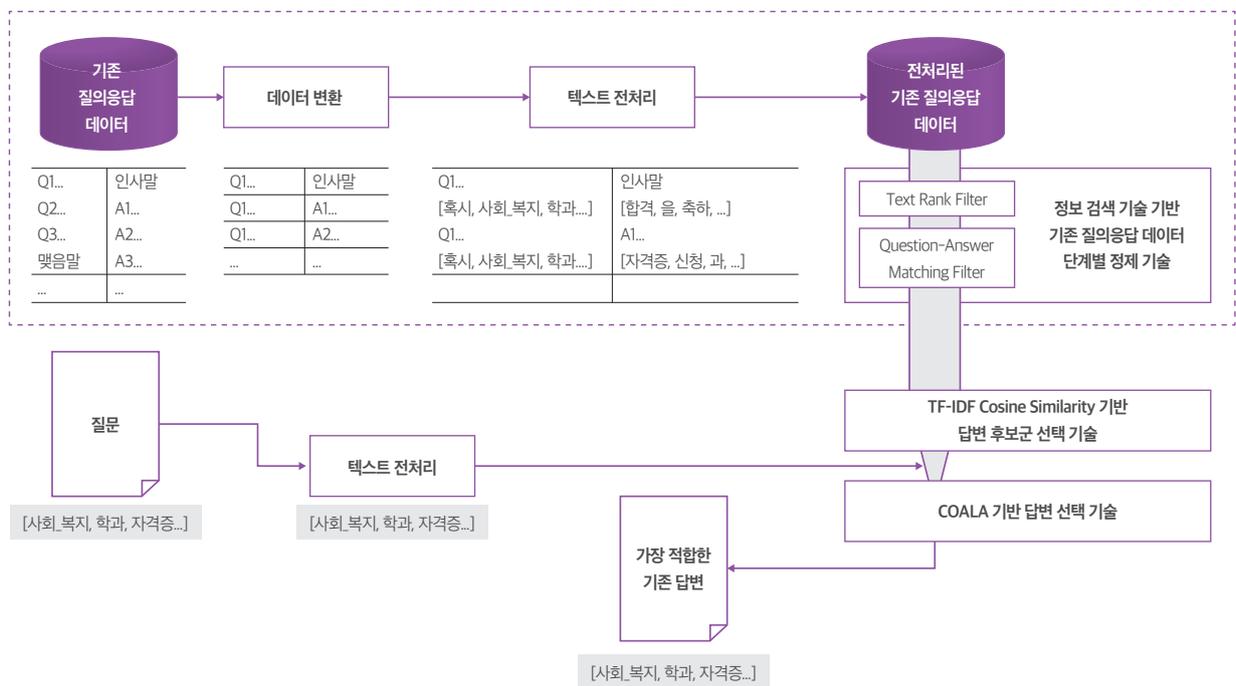
한국어 식당 예약 시스템의 모델 구조도

1. 기술 설명

- 자동 질의응답 시스템 (챗봇)이란 주어진 질문에 대한 적절한 답변을 자동으로 제시하는 시스템
- 질의응답 방법 중 검색 기반 방법은 기존 질의응답 데이터에서 주어진 질문에 가장 적절한 기존 답변을 선택하여 답변을 제시하는 방법

2. 기술 방법

- 본 기술은 Q&A 게시판 데이터 등 소량의 정제되지 않은 데이터로부터 검색 기반 방법을 적용한 딤러닝 기반 자동 질의응답 시스템 구축



- 챗봇 구축 시 '데이터 전처리 기술'에서 주어진 데이터를 챗봇 기술에 적합하도록 전처리하고, '기존 질의응답 데이터 단계별 정제 기술'에서 정보검색 기술을 적용해 무의미한 질의응답 데이터 제거
- 챗봇 서비스 시 '답변 후보군 선택 기술'에서 TF-IDF feature의 코사인 유사도를 기준으로 가능한 답변 후보군을 선택하고, '답변 선택 기술'에서 딤러닝 기반 최신 답변 선택 모델 COALA를 적용하여 최종 답변 선택

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 중소기업 및 개인사업자 등 기존 챗봇 기술에 대한 접근성이 낮은 사용자들에게 최신 챗봇 기술을 보급하고 소비자 상담 효율을 높일 수 있음
- 데모 <http://nplab.iptime.org:32283/>

4. 실험

4.1 실험 개요

- 본 기술을 적용하여 서울사이버대학교 입학상담 게시판 질의응답 데이터 1248건으로부터 자동 질의응답 시스템 구축

4.2 실험 결과

- 본 기술을 적용하여 구축한 자동 질의응답 시스템의 결과 예시

학사편입 전형 기준이 궁금합니다.

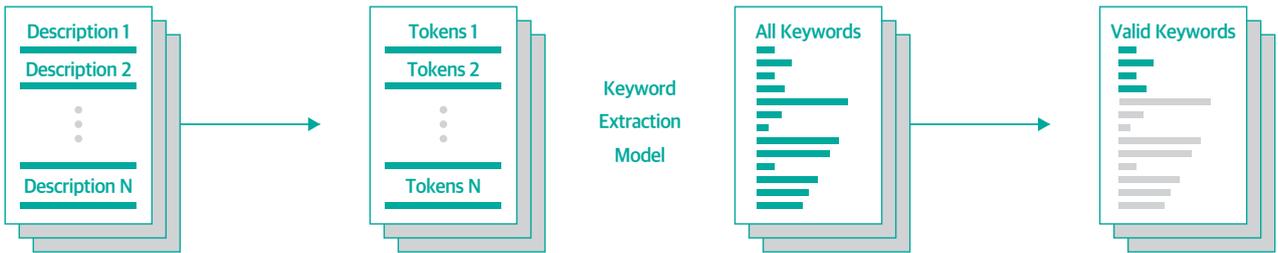
학사편입 전형은 국내외 4년제 대학을 졸업(예정)하고 학사학위를 취득하거나 또는 법령에 의하여 이와 동등이상의 학력이 있다고 인정되면 지원자격에 학사편입전형으로 지원하실 수 있습니다.(2016.12.06) [더보기>>](#)

심리상담학부 수업 온라인인가요

2. 서울사이버대학교는 시험과 수업이 모두 온라인으로 진행됩니다. 다만, 학과별 특성에 따라 대면수업, 실습수업, 오프라인 특강 및 학과활동, 동아리 활동, 스터디모임 등 다양한 오프라인 콘텐츠가 진행되고 있습니다. 특히 상담심리학과와 상담심리학과는 대면수업 및 실습 수업이 오프라인으로 진행되며, 본교 서울사이버대학교는 전국에 심리상담센터를 두고 있어, 심리상담학부 재학생과 졸업생의 실무능력 강화를 위한 실습 및 수련기관 역할을 하고 있습니다. 본교 상담심리학과 홈페이지에 상담심리학과 수업 내용 및 프로그램 확인해보시길 바랍니다.
<http://counsel.iscu.ac.kr/>(2017.02.10) [더보기>>](#)

1. 기술 설명

- 보고서가 증가함에 따라 사용자가 원하고자 하는 문서를 짧은 시간 내에 판단하여 찾기는 쉽지 않음
- 이러한 문제점을 해결하기 위해 보고서에 대한 핵심 키워드를 자동으로 추출하여 사용자가 선택적으로 볼 수 있으며, 이를 통해 사용자가 효율적으로 원하는 문서를 찾을 수 있도록 키워드 추출 알고리즘을 이용함



키워드 추출 알고리즘 모델

2. 기술 방법



보고서 자동 분석 및 키워드 추출 모델

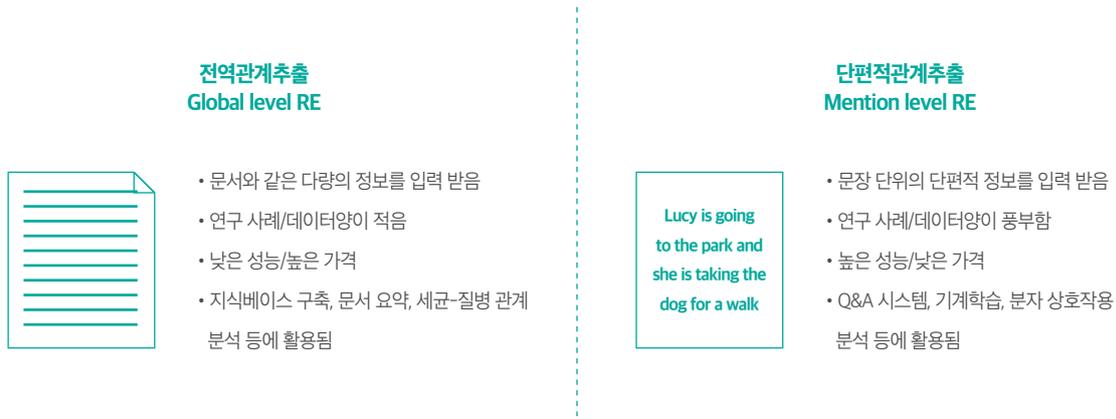
- 본 기술은 정답 셋이 없는 Unsupervised Learning으로 진행되었으며, 보고서에 대해 중요 키워드를 추출하는 것으로 전체 문서를 단어 단위로 추출한 후 단어의 빈도수 계산을 하는 키워드 알고리즘을 통해 중요 단어를 추출함
- 개발한 모델은 각 단어의 가중치를 계산한 후 집단 간 텍스트 특성의 차이나 토큰 사이의 관계 등을 분석하여 상위 적당 K개수의 가중치를 가지는 키워드를 선정하는 연구임

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 문서에 대한 정보를 간단한 단어로 추출하므로 키워드 별 문서 검색, 문서 분류, 문서간 유사도에 활용될 수 있음
- 데모 <http://nplab.iptime.org:32270/>

1. 기술 설명

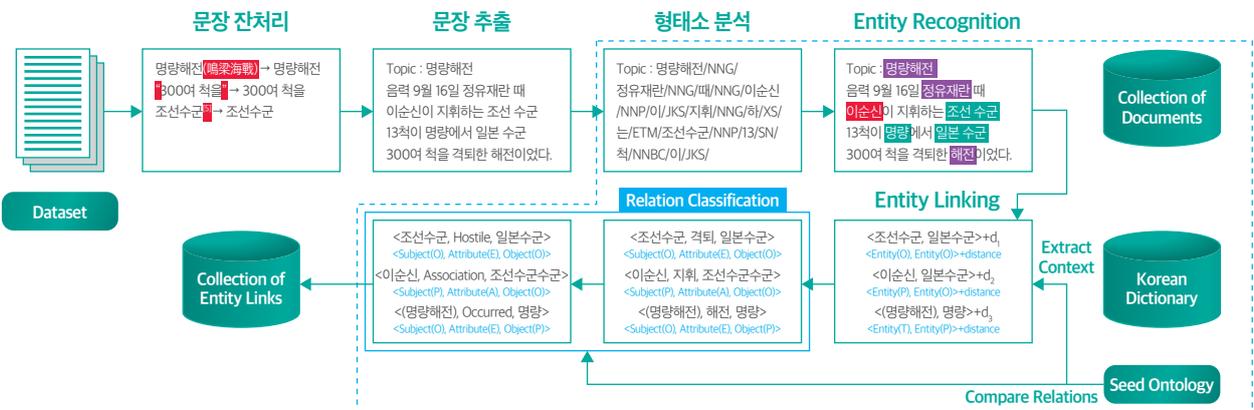
- 관계 추출의 목적은 구조화되지 않은 정보에서 구조화된 정보를 추출함으로써 입력받은 정보에 있을 수 있는 중의성을 줄이고, 해당 정보를 처리하는데 있어 그 과정을 단순화 하여 처리를 더욱 빠르고 정확하게 분석할 수 있도록 하는 것
- 관계 추출은 크게 2가지 종류로 나뉘는데 전역 수준의 관계 추출(Global Level Relation Extraction)과 문장 수준의 관계 추출(Mention Level Relation Extraction)로 나눌 수 있음
- 해당 연구에서의 목표는 전역 수준의 관계 추출을 하되, 언급 수준의 관계 추출을 병행함으로써 정보의 누락을 최대한 방지하여 성능과 완성도를 유지함



<관계추출의 종류 및 특징>

2. 기술 방법

- 기존 관계추출 방법은 한국어처럼 주어나 목적어가 자주 생략되는 언어를 다룰 경우에는 추출한 결과가 생략된 주어나 목적어에 해당되는 개체들의 관계를 제대로 표현하지 못한다는 약점도 존재함
- 각 개체 간 관계를 외부 메모리에 저장하고 분석하여 여러 문장에 걸쳐 표현되는 개체간 상호관계를 추출하는 관계추출 모델을 제시함



<관계 추출을 통해 자연어 정보를 구조화되지 않는 정보로 바꾸는 과정>

- 모델은 단편적 관계 추출 모델과 외부 메모리 신경망으로 이루어져 있음
- 훈련은 각각 단편적 관계 추출 모델의 훈련, 전역 관계를 위한 메모리 증강 신경망 훈련, 마지막으로 메모리 증강 신경망 훈련의 결과를 반영한 관계 추출 모델의 재훈련으로 총 3단계가 존재함

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 기술 활용 및 응용분야로는 Knowledge Base 및 Ontology 자동 구축과 텍스트 문서 및 분자간 관계 정보 요약 및 추출이 존재함
- 본 기술의 단편적 관계추출에 한해서는 데모에서 확인이 가능함
- 데모 nplab.iptime.org:32277

4. 실험

4.1 실험 개요

- 단편적 및 전역적 관계 추출의 정확도를 평가하기 위하여 타 모델[13][14][15]들과 함께 문서 단위의 평가 데이터로부터 관계 추출을 실행하여 Precision, Recall, F1 Score를 측정함

4.2 실험 결과

- Table 1의 결과를 보면 제안한 모델인 Augmented External Memory Model(AEMM)은 전체적으로 다른 모델들에 비하여 단편적 관계 분류 성능을 비교하면 더 낮은 성능을 보이는데, 이는 외부 메모리 신경망의 전역 관계 분류의 결과에 따라 영향을 받는 것이 오히려 단편적 관계 분류에 악영향을 끼치는 것으로 보임
- 전역적 관계 추출의 비교에서는 AEMM은 타 모델에 비하여 확연히 높은 Global Precision을 보여준다. 이 때문에 비록 Global Recall에서는 타 모델들과 비슷한 성능을 보임에도 F1 score에서 더 높은 성능을 보이는 것을 관측할 수 있음

	CNN	LSTM	모한글델	AEMM
Local Precision	0.327	0.341	0.390	0.269
Local Recall	0.315	0.347	0.259	0.307
Local F1 Score	0.321	0.344	0.311	0.287
Global Precision	0.194	0.183	0.198	0.383
Global Recall	0.313	0.332	0.262	0.287
Global F1 Score	0.240	0.236	0.226	0.328

Table 1. 단편/전역 관계 추출 모델간의 성능비교

1. 기술 설명

본 기술은 딥러닝 기술인 Long Short-Term Memory(LSTM)-Conditional Random Field(CRF)를 이용하여 인텔리전스 보고서 등 문서 파일 내의 비정형 위협정보를 모델링하고 정형화된 형태로 마이닝하기 위한 것이다.



2. 기술 방법

PDF 문서들을 분석하기 위해서는 문자열로 이루어진 본문을 파일로부터 추출하는 과정이 선행되어야 한다. 하지만 PDF 문서는 단락, 문장, 본문 등의 구분이 없으며, 각 글자의 글씨체, 크기와 위치 정보만 담겨 있다. 따라서 PDF 문서를 분석하여 텍스트를 일관성 있게 추출하고, 기계학습 모델에 사용할 수 있도록 이를 문장 단위로 구분하고 토큰화하는 과정이 선행되어야 한다. 이를 위해 기계학습, 정규표현식, 위키피디아 문서 통계를 활용한 하이브리드 문장경계 인식 기술을 개발하여 사용하였다.

추출된 텍스트에 대해서 양방향 LSTM-CRF 모델을 이용하여 위협정보를 추출한다. 해당 모델의 훈련은 지도학습 방법을 이용하였으며, 이를 위해 수백 건의 인텔리전스 리포트를 수집하여 이 중 백여 건의 리포트에 대해 수작업 태깅으로 학습 말뭉치를 구축하였다.

- PDF를 HTML로 변환
· 이로부터 글자 크기 등 부가적인 정보를 얻고 이를 추후 프로세스에 활용
- 불필요한 메타텍스트 제거
· 주기적으로 반복되는 문자열 정보를 이용하여 제거
- 특수문자 정규화
· 동일한 기능을 하는 다양한 특수문자를 하나로 통일함
- 연속된 줄 파악
· 타 말뭉치로부터 수집한 다양한 통계를 바탕으로 연속된 단어 파악
- 문장 경계 구분
· 타 말뭉치를 이용하여 비지도학습 방법으로 훈련시킨 문장경계 인식 기계학습 모델 사용
- 단어 토큰화
· 규칙 기반 토큰화 모델을 이용하여 각 단어를 토큰화함

[그림 52] PDF2TXT 과정.

3. 기술 활용 및 응용 분야

리포트 자동 분석 (타 분야 문서로 적용 가능)

데모 시스템 : http://nplab.iptime.org:32270/kisa_demo

4. 실험

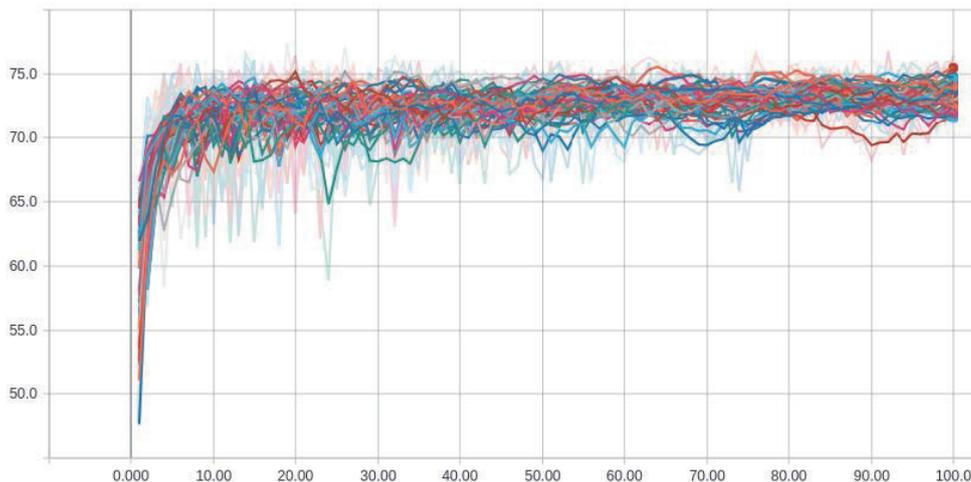
위협정보 개체명 인식 말뭉치 구축 과정

- 원시 말뭉치 수집 : 608건의 PDF 형식의 인텔리전스 리포트 수집. 이 중 가장 라인 빈도수가 높은 파일(1500~5000라인)을 선정하여 배포 (국내외 영문 인텔리전스 리포트 .pdf file 608개, 인텔리전스 리포트를 토대로 전처리 작업한 .text file 608개, 데이터 구축에 관한 가이드라인). 태깅 데이터 구축을 위해 보안학과에 재학 중인 5명의 연구원 참여

비정형 위협 정보 자동 인식 및 추출 기술의 성능 파악에는 개체명 인식 기술에서 가장 널리 사용되는 정량적 평가 방식인 F-score를 이용한다. 이는 여러 단어로 구성될 수 있는 위협 정보의 특성상 accuracy만으로 평가하기 어려운 점을 반영한 지표이다. F-score는 precision과 recall의 조화평균 값으로, 아래 식에 따라 계산한다.

$$F_1 = \left(\frac{\text{recall}^{-1} + \text{precision}^{-1}}{2} \right)^{-1} = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

본 기술의 성능을 명확히 검증하기 위해 동일한 시스템을 50회 반복 학습시키고, 학습된 모델의 최종 성능을 통계적으로 비교하였다. 각 모델은 100 epoch동안 학습시키며, 이는 전체 학습 데이터에 대해 100회 훈련되었음을 의미한다. 시간의 흐름에 따른 성능의 변화는 아래 그래프와 같다.

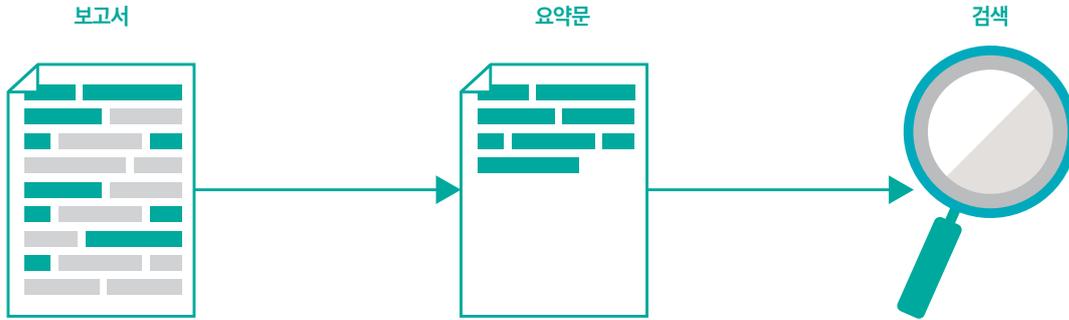


[그림] 전체 50개 모델의 학습 과정을 나타낸 그래프. X축은 epoch, Y축은 F-score를 나타낸다.

이러한 방법으로 총 50개 모델의 성능을 측정하고, 평균 F-score는 73.31, 표준 편차는 1.16으로 확인되었다.

1. 기술 설명

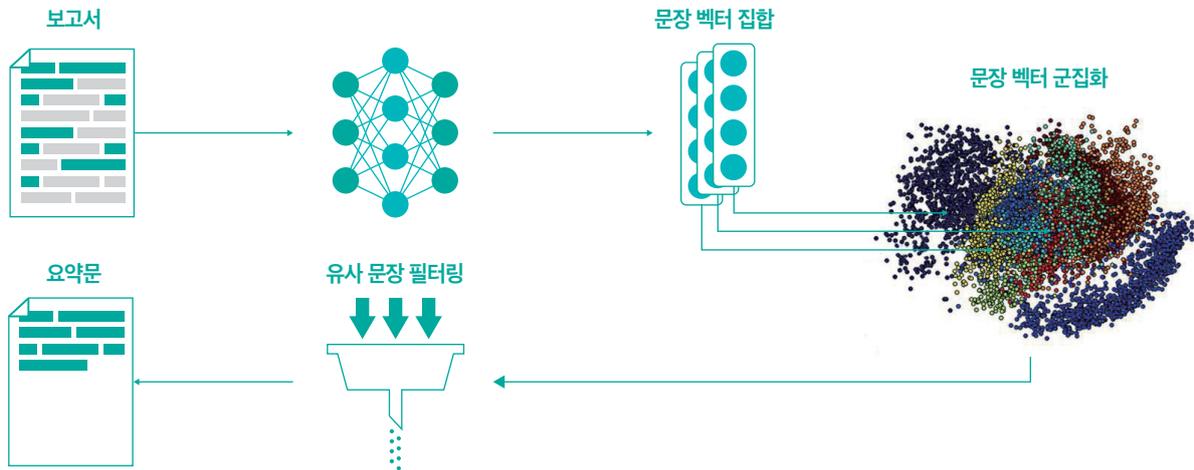
본 기술은 비지도 학습 알고리즘을 바탕으로 문장 추출에 의한 자동 문서 요약 방법이다. 특히, 본 기술은 특정 언어나 문서 특징에 의존하지 않으므로 확장성이 용이하다.



2. 기술 방법

본 기술은 비지도 학습 알고리즘인 K-means clustering을 사용한다. 기본 가정은 비지도 학습 알고리즘을 이용하여 비슷한 아이디어 (문장)를 클러스터링할 수 있다는 것이다. 이후 요약을 생성하기 위해 가장 대표적인 문장이 각 클러스터에서 선택된다. 또한, 이 방법을 사용하면 생성된 요약의 단어 수를 어느 정도 제어할 수 있다는 장점이 있다.

본 기술의 문서 요약 시스템은 문장 벡터 생성 시 기존의 TF-IDF 방법을 이용한 벡터 생성이 아닌, 딥러닝 방법을 사용한다. 이는 단어 불일치 문제 등을 해결할 수 있다는 장점이 있다. 문장 벡터 생성 후 요약 기술은 클러스터링 기반 추출 요약 방법을 사용한다.



3. 기술 활용 및 응용 분야

정보 검색, 자동 요약

데모 시스템 : <http://nplab.ipitime.org:32270>

Summary

"머신러닝을 이용한 문서 자동 요약 기술"의 데모입니다.

There has been significant open source reporting which has documented the alignment between apparent information collection efforts of China-based threat actors and the strategic emerging industries documented in China's Five Year Plan (FYP).

The 13th FYP was released in March 2016 and the sectors and organisations known to be targeted by APT10 are broadly in line with the strategic aims documented in this plan.

We have observed the threat actor copying malware over to systems in a compromised environment, which did not have any outbound internet access.

Systems sharing credentials across the client and the MSP are of particular interest to APT10, and are commonly used by the threat actor in order to gain access to new areas of the network. APT10 simultaneously targets both low profile and high value systems to gain network persistence and a high level of access respectively.

The threat actor's known working hours align to Chinese Standard Time (CST) and its targeting corresponds to that of other known China-based threat actors, which supports our assessment that these campaigns are conducted by APT10.

[그림] 본 기술을 이용하여 PDF 형식의 인텔리전스 리포트를 요약한 결과물.

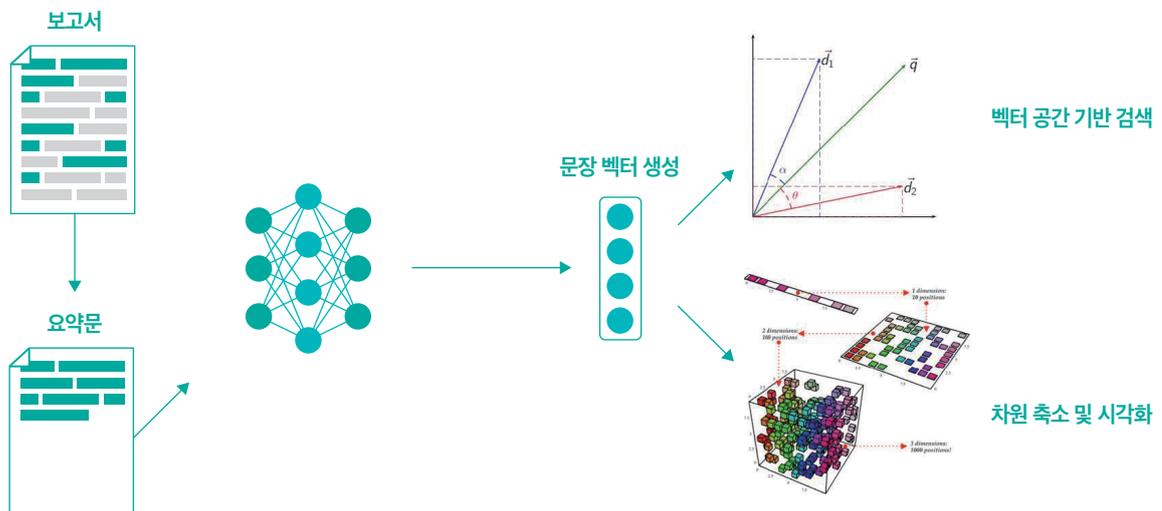
1. 기술 설명

본 기술은 문서를 가상의 벡터 공간에 투사하고 그 차원을 축소한 후, 이를 시각화하여 지능적으로 유사 문서를 탐색할 수 있는 방법이다.

2. 기술 방법

문서를 가상의 벡터 공간에 투사하면, 벡터 공간 모델을 이용하여 문서 간의 유사도를 수치화 할 수 있고, 이로부터 유사 문서 검색이 가능해진다. 문서를 벡터 공간에 임베딩하고 검색 등을 수행하기 위해서는 문서를 고정 길이의 벡터로 표현할 수 있어야 한다. 본 기술에서는 문서 임베딩을 생성하기 위해 본 연구실이 보유 중인 문장 임베딩 기술과 문서 자동 요약 기술을 응용하였다.

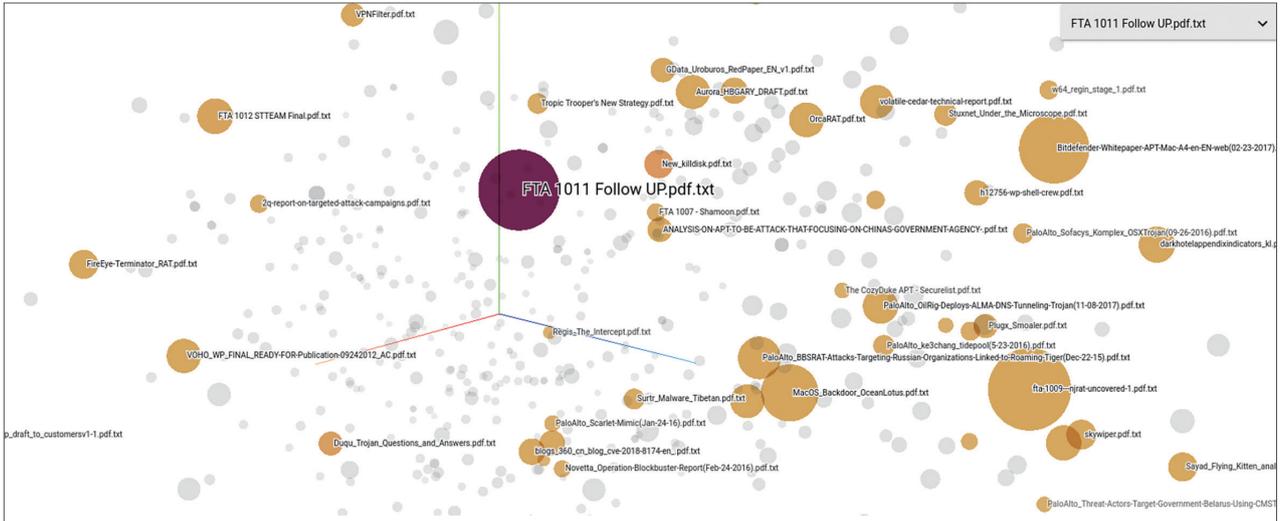
여기서 더 나아가, 문서가 투사된 벡터 공간을 t-distributed Stochastic Neighbor Embedding(t-SNE)와 같은 차원 축소 기법을 이용하면 이를 인간이 시각적으로 인지할 수 있는 공간인 3차원 이하로 변형할 수 있고, 이를 시각화하여 검색 인터페이스로 응용 가능하다. 이를 위해 Tensorboard를 활용하였다.



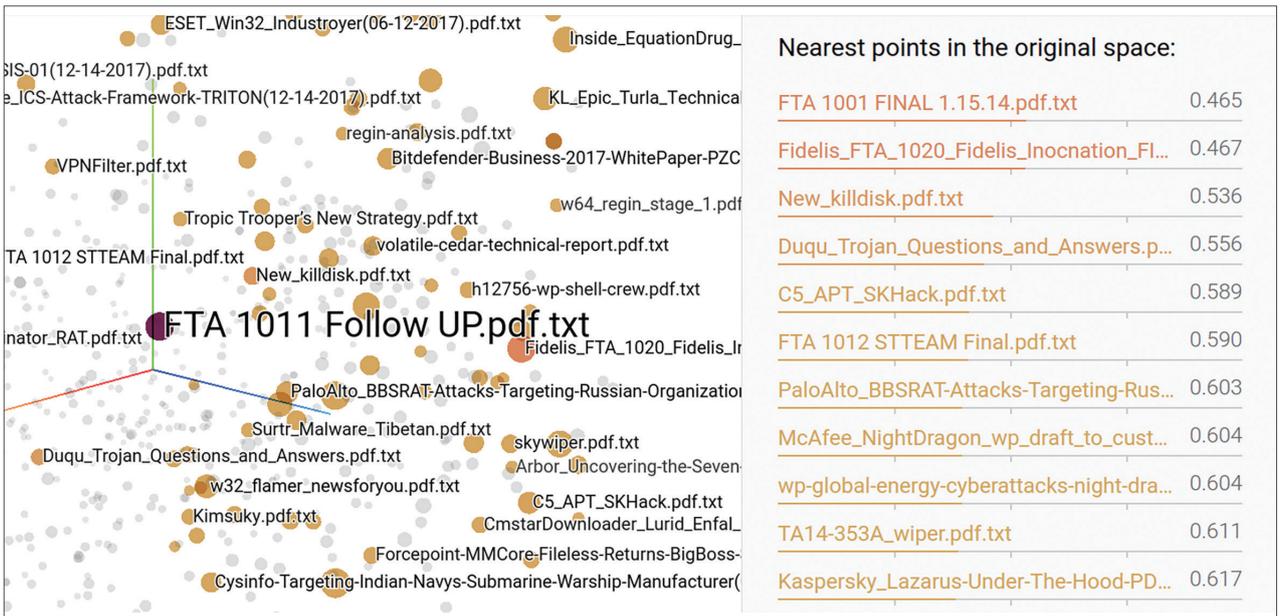
3. 기술 활용 및 응용 분야

정보 검색, 문서 분류

4. 실험



[그림] 문서 임베딩 공간을 시각화한 결과.



[그림] 선택한 문서와 유사한 문서들의 목록.

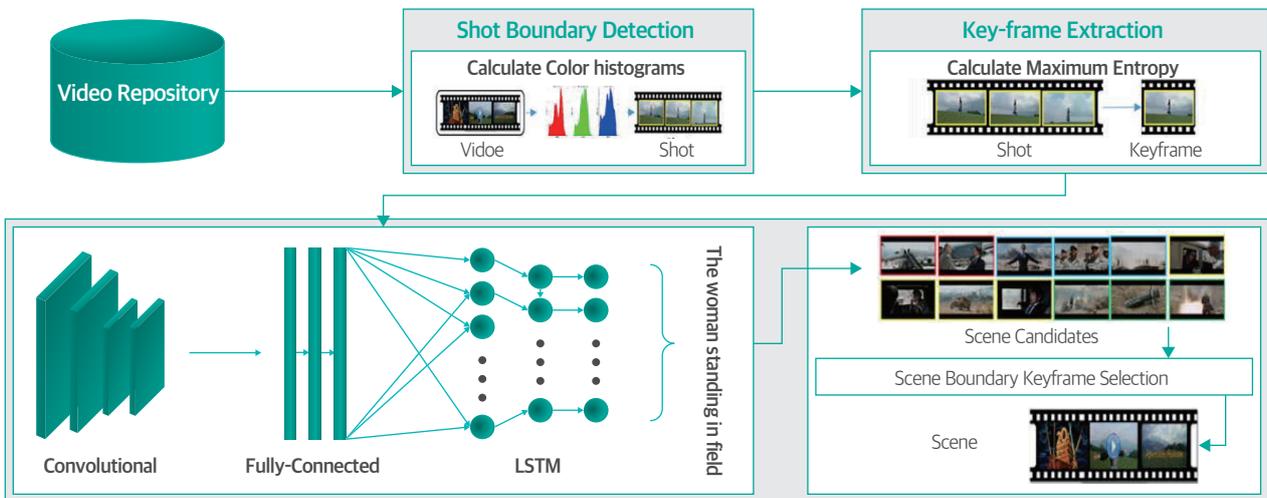
1. 기술 설명

- 최근 동영상 이해(Video Understanding)에 대한 연구는 다양한 분야에서 이루어지고 있다. 해당 연구에서는 이러한 비디오 이해의 전처리 과정으로써 입력받은 비디오를 의미적으로 통일성을 지니는 단편적인 영상으로 나누는 것을 목표로 함



2. 기술 방법

- 의미적으로 통일성을 지니는 단편적인 영상 감지를 진행하기 위해서는 먼저 비디오를 장면 단위로 나눔
- 실질적으로 영상을 장면단위로 모두 처리하는 것은 실질적으로 너무나 많은 연산과 비용을 소요하기 때문에 장면단위로 나눈 영상을 각각 분석하여 해당 장면을 대표할 이미지를 찾음



- 이미지로부터 정보를 추출하여 의미적으로 연결된 shot들을 판별하여 의미적으로 통일된 Scene들의 집합으로 다시 조합함

[그림 62] Video Scene Detection 모델 구조도

3. 기술 활용 및 응용 분야

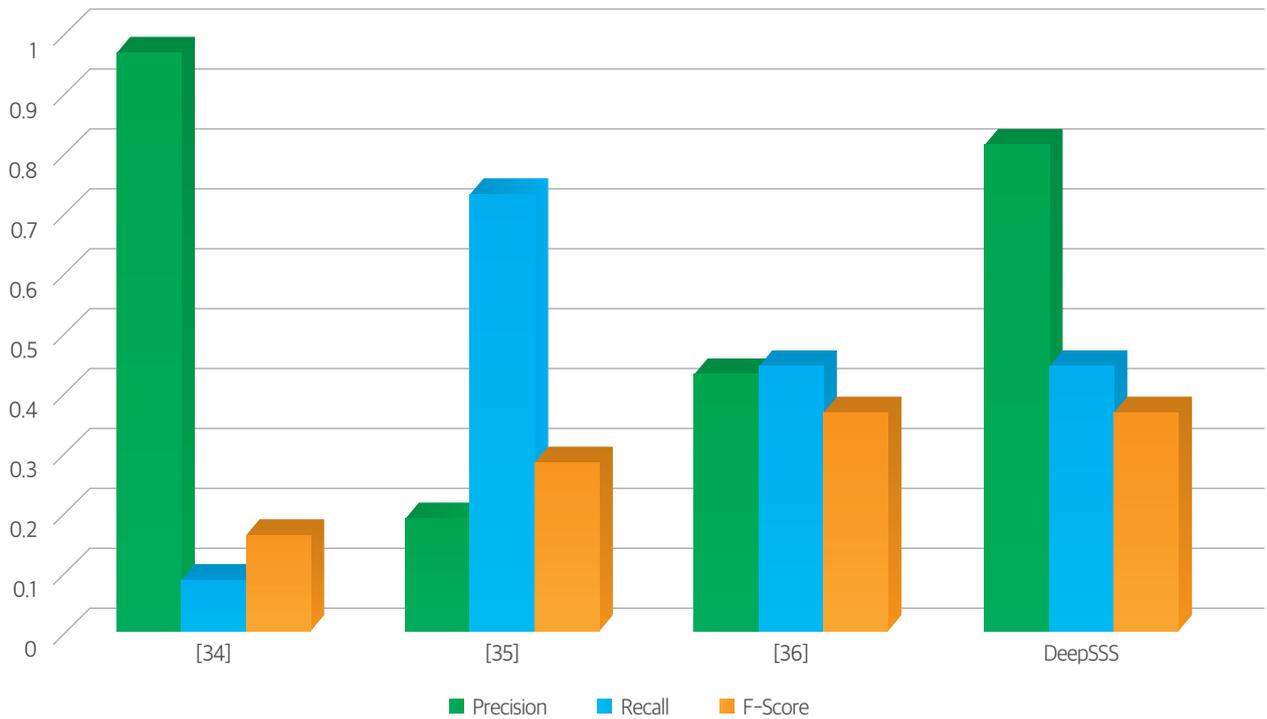
- 동영상 이해를 위한 자동적인 전처리 과정으로 동영상 자동 분할 시스템을 이용하여 자동적인 영상분할을 통하여 야구, 축구와 같은 동영상으로부터 하이라이트를 분리하여 추출할 수 있음

4. 실험

4.1 실험개요

- TRECVID 2016 데이터 세트로부터 무작위로 10개의 영상을 사용하여 수작업으로 영상분할 정답 세트를 제작한 뒤 제안된 모델과 타 영상분할 모델 3개의 Precision, Recall, F-score 점수를 통하여 성능을 비교함

4.2 실험 결과

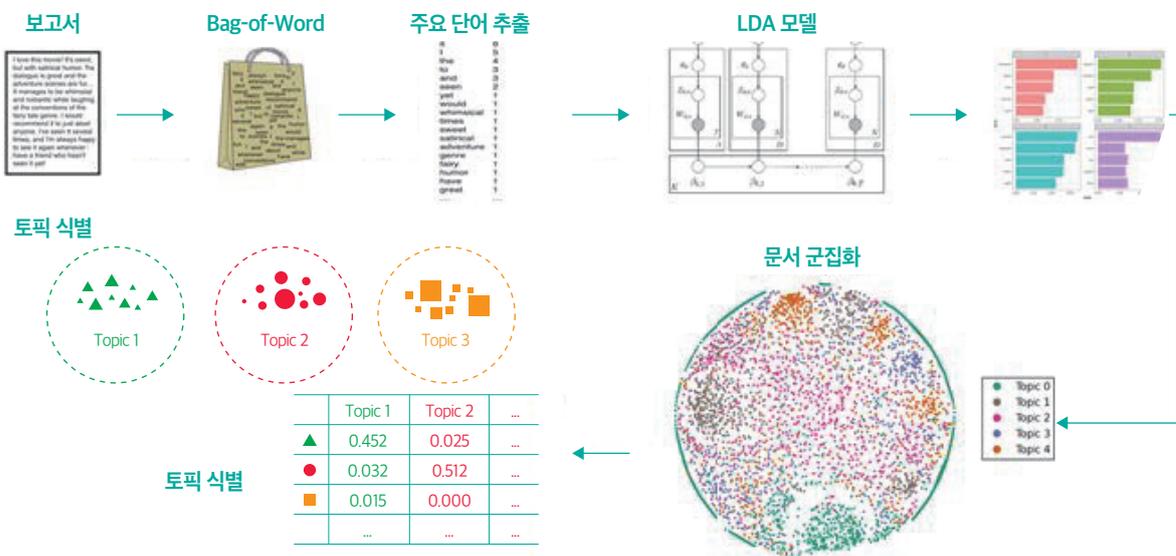


- 해당 모델은 Precision과 Recall에서는 각각 Color Histogram 모델[34]와 Transition Detection 모델[35]에 비하여 성능이 떨어지나 종합적으로 성능간 균형이 제일 균일하며 가장 높은 F-score 점수를 보여줌

1. 기술 설명

- 토픽 모델(Topic model)이란 문서 집합의 추상적인 "주제"를 발견하기 위한 통계적 모델중 하나로, 텍스트 본문의 숨겨진 의미구조를 발견하기 위해 사용되는 텍스트 마이닝 기법임
- 본 기술은 해당 보고서가 어떤 토픽에 적합한지 파악하기 위해 토픽 모델링 기법 가운데 하나인 잠재 디리클레할당(Latent Dirichlet Allocation, LDA)를 이용함. LDA는 주어진 문서에 대하여 각 문서에 어떤 주제들이 존재하는지에 대한 확률모형이며, 토픽별 단어의 분포, 문서별 토픽의 분포를 모두 추정함

2. 기술 방법



보고서 자동 토픽 추출 기술 모델

- 본 기술은 보고서 PDF 파일을 넣으면 분석이 쉽도록 txt로 전환하고, Bag-of-words를 이용하여 전체 보고서에서 중요한 단어 최소 5000개를 사전으로 생성함
- 만들어진 사전을 바탕으로 새로운 문서가 들어왔을 때 토픽 모델 알고리즘인 LDA를 활용하여 문서별 토픽 분포 확률을 계산함

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 방대한 자료에서 자동으로 비정형 텍스트 집합을 이해하기 쉽도록 정리할 수 있으므로 텍스트마이닝 분야 외에도 유전자 정보, 이미지, 네트워크와 같은 자료에서 유의미한 구조를 발견하는데에도 유용하게 사용될 수 있음
- 데모 <http://nplab.iptime.org:32270/>

4. 실험

4.1 실험 개요

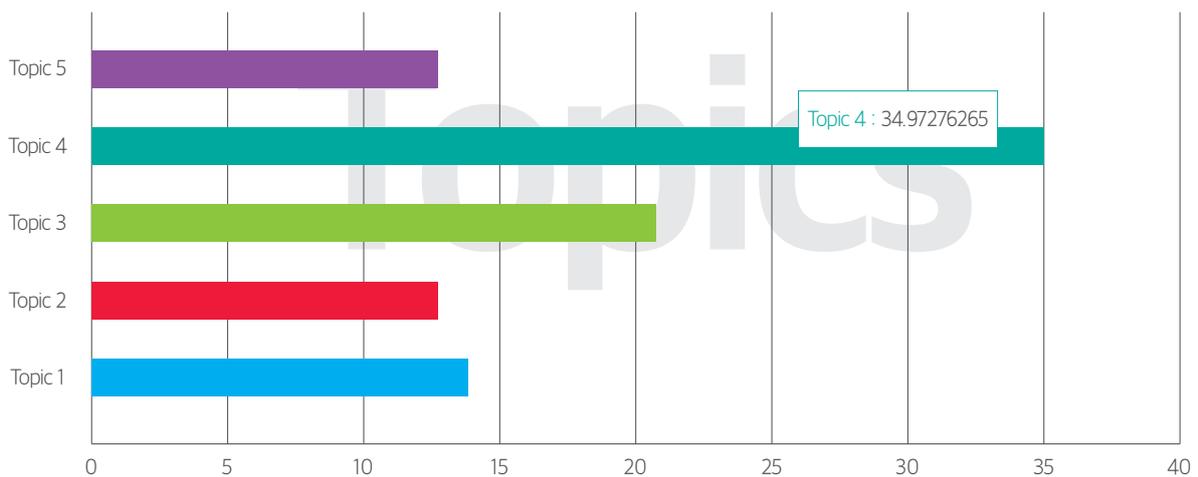
- 비정형 보고서 문서에서 주제를 찾기 위해 토픽 모델링인 LDA를 활용하여 실험을 진행하였음. 실험을 진행한 결과는 다음과 같음

4.2 실험 결과

- 본 기술의 결과는 보고서를 입력하였을 때 보고서와 관련된 주제가 어디에 들어가며 다른 주제보다 얼마나 가까운지 확률인지 확인할 수 있음

Topics

"딥러닝을 이용한 문서 자동 요약 기술"의 데모입니다.

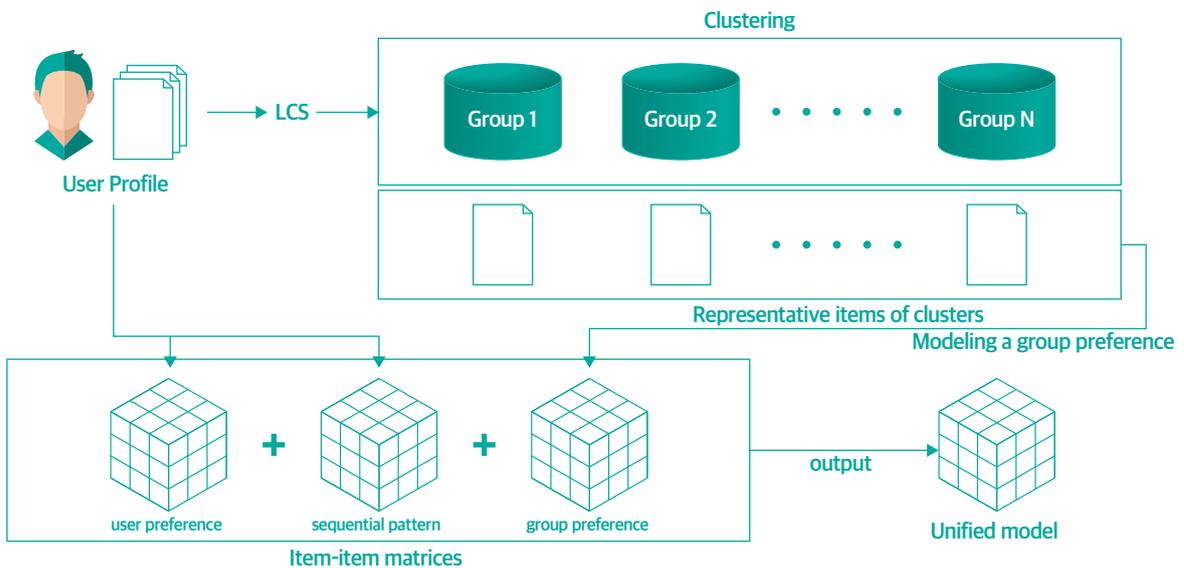


<보고서에 대한 각 토픽별 확률>

1. 기술 설명

- 추천 시스템은 사용자가 소비할 만한 콘텐츠 또는 아이템을 예측하여 사용자에게 콘텐츠를 제시해주는 시스템을 말함
- 해당 기술은 사용자의 소비 순서 정보를 통하여 순차 패턴을 모델링하고, 사용자들의 유사도를 통해 그룹 선호도 모델을 모델링함으로써 사용자에게 순차적인 콘텐츠 또는 아이템을 추천해주는 기술임
- 기존 연구와의 차이점은 그룹 선호도를 유사도 모델로 정의하고, 사용자의 선호도와 순차패턴, 그룹 선호도를 하나의 단일 모델로 통합하여 모델의 차원을 축소하여 기존 연구들의 추천 성능보다 더 향상된 추천 모델을 제안하였음

2. 기술 방법



- 사용자와 사용자가 소비한 정보가 주어졌을 때, 사용자가 소비한 콘텐츠 또는 아이템의 순서 정보와 그 유사도를 통하여 사용자들의 그룹을 추출하고, 그룹들의 대표 아이템 셋을 정의하여 그룹의 선호도 모델을 하나의 행렬로 모델링함
- 사용자가 소비한 정보를 통하여 특정 사용자의 선호도 모델과 순차 패턴을 각각을 행렬로 모델링함
- 사용자 선호도, 순차패턴, 그룹 선호도를 통합하여 하나의 행렬로 모델링하고, 해당 모델을 기계학습 방법론으로 학습하여 사용자에게 순차적인 소비가 가능하도록 아이템 또는 콘텐츠를 예측하여 제시함

3. 기술 활용 응용 분야

- 해당 기술은 사용자들에게 영화를 추천해주는 시스템, e-커머스 환경에서의 상품 추천, 사용자 선호에 맞는 음악 추천 등 다양한 도메인에 적용하는 것이 가능하다.
- 인공지능 서비스의 대다수의 마지막 단계는 추천으로 인공지능 서비스와 연계하여 활용하는 것이 가능하다.
- 데모 http://nlplab.iptime.org:32280/rec_demo/

4. 실험

4.1 실험 개요

- 아마존 데이터 및 Epinion, Foursquare 데이터를 통하여 기존의 모델들과의 비교실험을 진행한다.
- 가지 평가 방법을 3 사용하여 성능을 측정하였으며, 가장 좋은 추천 성능을 보인다.

4.2 실험 결과

- 해당 추천 모델인 GPS가 다른 모델에 비해 높은 성능을 보임을 알 수 있다.

Results (SPS).										
Datasets	method	BPR-MF (a)	FISM (b)	FPMC (c)	Fossil (d)	GPS (e)	improvement			
							d vs a	e vs b	e vs d	e vs best
A-Auto	sps@30	0.0384	0.0882	0.0275	0.0863	0.1012	0.048	0.013	0.015	0.013
A-Video	sps@30	0.0327	0.1072	0.0399	0.0875	0.1493	0.055	0.042	0.062	0.042
A-Elec	sps@30	0.0411	0.0421	0.0309	0.0428	0.0511	0.002	0.009	0.008	0.008
A-Office	sps@30	0.0386	0.1003	0.0630	0.1390	0.1461	0.100	0.046	0.007	0.007
Epinions	sps@30	0.1184	0.1147	0.0789	0.1184	0.1974	0.000	0.083	0.079	0.079
Foursquare	sps@30	0.2555	0.2622	0.2516	0.3162	0.3262	0.061	0.064	0.010	0.010
avg(k=100)	sps@30	0.0919	0.1185	0.0815	0.1298	0.1669	0.038	0.048	0.037	0.034
Results (Recall)										
Datasets	method	BPR-MF (a)	FISM (b)	FPMC (c)	Fossil (d)	GPS (e)	improvement			
							d vs a	e vs b	e vs d	e vs best
A-Auto	recall@30	0.0386	0.0834	0.0263	0.0821	0.0954	0.044	0.012	0.013	0.012
A-Video	recall@30	0.0334	0.1009	0.0387	0.0831	0.1456	0.050	0.045	0.063	0.045
A-Elec	recall@30	0.0436	0.0437	0.0309	0.0442	0.0509	0.001	0.007	0.007	0.007
A-Office	recall@30	0.0380	0.0756	0.0436	0.0750	0.0830	0.037	0.007	0.008	0.007
Epinions	recall@30	0.0727	0.0902	0.0370	0.0848	0.1390	0.012	0.049	0.054	0.049
Foursquare	recall@30	0.2382	0.221	0.2314	0.2517	0.2634	0.014	0.042	0.012	0.012
avg(k=100)	recall@30	0.0767	0.1007	0.0636	0.1010	0.1309	0.024	0.030	0.030	0.026
Results (NDCG).										
Datasets	method	BPR-MF (a)	FISM (b)	FPMC (c)	Fossil (d)	GPS (e)	improvement			
							d vs a	e vs b	e vs d	e vs best
A-Auto	ndcg @30	0.0169	0.0479	0.0136	0.0397	0.0504	0.0228	0.0025	0.0107	0.0025
A-Video	ndcg @30	0.0292	0.0830	0.0321	0.0679	0.0888	0.0387	0.0058	0.0209	0.0058
A-Elec	ndcg @30	0.0262	0.0265	0.0189	0.0268	0.0402	0.0006	0.0137	0.0134	0.0134
A-Office	ndcg @30	0.0202	0.0498	0.0237	0.0456	0.0549	0.0254	0.0051	0.0093	0.0051
Epinions	ndcg @30	0.0727	0.0902	0.0370	0.0848	0.1390	0.0121	0.0488	0.0542	0.0488
Foursquare	ndcg @30	0.1367	0.1399	0.1294	0.1589	0.1973	0.0222	0.0574	0.0384	0.0384
avg(k=100)	ndcg @30	0.0503	0.0729	0.0425	0.0706	0.0951	0.0203	0.0222	0.0245	0.0190

1. 기술 설명

- 방대해지고 있는 온라인 시장에서는 소비자도 자신이 원하는 니즈에 대해 키워드 검색으로 원하는 것을 일일이 찾기는 쉽지 않은 일이다. 이를 해소해줄 수 있는 것은 소비자의 니즈를 반영한 지능형 추천이다. 기존 온라인 구매 사이트는 소비자의 니즈를 파악하고 추천하기 위하여 설문조사 형식으로 소비자의 선호 상품 니즈를 파악하는 것이 대부분이었다. 본 기술에서는 기존 방법의 한계 점을 해소하고자 지능형(암묵적) 프로파일링 방법을 통하여 소비자들의 니즈와 선호하는 것에 대해 간편하고 효과적으로 파악할 수 있는 모델을 제안하였다. 또한 이렇게 수집된 데이터로 학습한 딥러닝기반의 지능형(암묵적)추천 모델을 통하여 이미지 자체에 대한 특성을 반영하도록 학습하는 방법을 개발하였다.

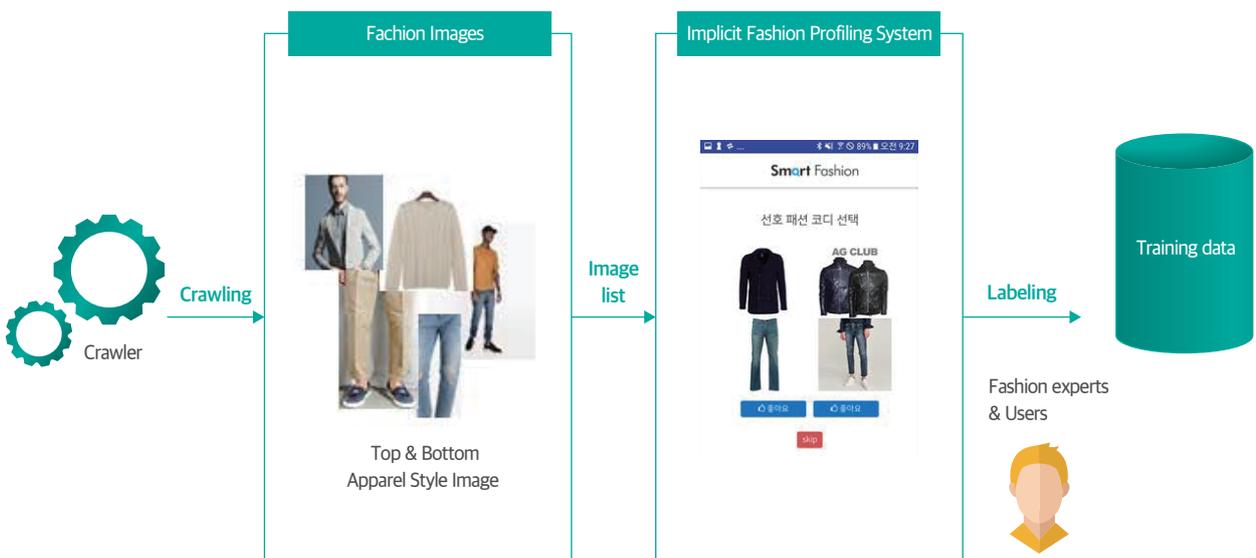
2. 기술 방법

- 본 기술에서는 사용자 프로파일링을 통하여 사용자가 선호하는 상품 이미지에 대해 지능형(암묵적) 프로파일링 방법을 통해 선호 상품 데이터를 수집하며, 이미지 자체에 대해 특성이 반영된 이미지 벡터값을 이용하여 Deep neural network기반의 선호 상품과 비선호 상품에 대한 각각의 $score^+$, $score^-$ 값을 도출하여 maximization loss를 적용하여 학습을 진행한다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

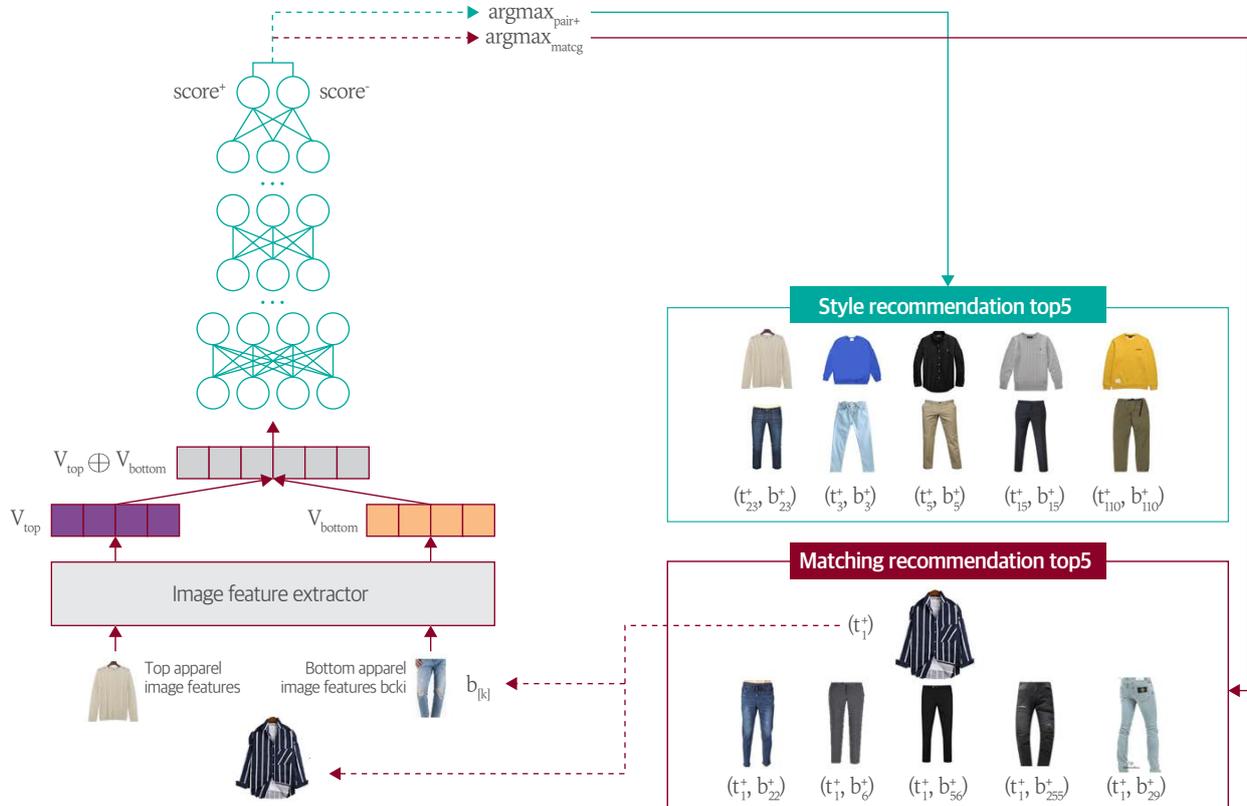
- 본 기술은 이미지가 존재하는 상품을 대상으로 추천기술을 제공할 수 있다. 이를 기반으로 의류 추천, 얼굴형에 맞는 안경 또는 선글라스 추천 등의 기술에 응용될 수 있다.
- 본 기술을 이용한 실적용 예시는 남성 의류 추천에 해당 기술을 응용하였다. 해당 기술은 크게 두 가지의 추천 모델로 구성된다. 첫 번째는 상의 및 하의에 대한 코디 추천 기술이며, 두 번째는 사용자가 업로드하는 이미지(상의 또는 하의)에 대해 어울리는 하의 또는 상의를 추천해주는 기술이다.
- 소개 영상 https://drive.google.com/file/d/1NccHDRAr_yM6XHTyPLdF1oBAVxLGjJv/view?usp=sharing

4. 모델 개요 및 결과



<지능형(암묵적) 사용자 패션 프로파일링 개요>

- 시스템은 상의 및 하의에 대한 이미지를 제시하고 사용자는 자신이 선호하는 스타일 이미지를 클릭하여 데이터베이스화하여 학습 데이터로 사용함



<지능형(암묵적) 사용자 선호 패션 프로파일링·코드 및 매칭 기술 개요>

- 본 기술에서는 사용자 프로파일링을 통하여 사용자가 선호하는 상품 이미지에 대해 지능형 (암묵적) 프로파일링 방법을 통해 선호 상품 데이터를 이용하여 이미지 자체에 대해 특성이 반영된 이미지를 벡터화하여 Deep neural network기반의 선호 상품과 비선호 상품에 대한 각각의 $score^+$, $score^-$ 값을 도출하고, maximization loss를 적용하여 학습을 진행한다.
- 추천해주는 기술은 크게 두 가지로, 상의 및 하의에 대한 추천과 상의에 어울리는 하의 또는 하의에 어울리는 상의를 추천해준다.
- 위의 왼쪽 그림은 본 기술을 이용하여 개발한 어플에서 각 조건에 따른 추천 결과를 보여주는 화면이며, 오른쪽 그림은 사용자가 하의 이미지를 업로드하였을 때, 시스템이 보여주는 상의 추천 top5 결과이다.



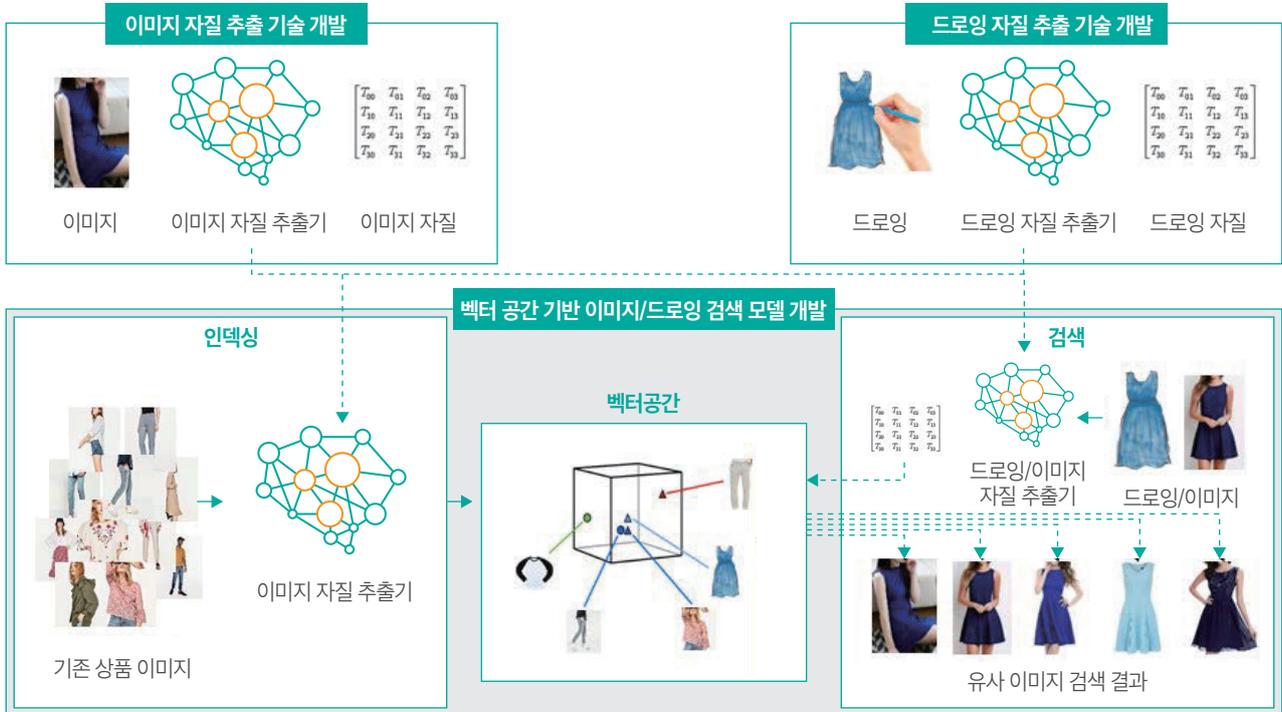
<Top3에 대한 계절감에 따른 스타일 (상의 및 하의) 추천 예시>



<하의에 어울리는 상의 스타일 top5>

1. 기술 설명

본 기술은 사용자가 원하는 상품의 스케치를 그리면, 이를 바탕으로 유사한 시각적 특성을 가진 상품을 검색하는 방법이다.



[그림] 벡터 공간 기반 이미지/드로잉 검색 모델의 구조도

2. 기술 방법

스케치 기반 상품 검색 시스템은 사용자가 원하는 상품의 스케치를 그리면 딥러닝 기술을 이용하여 이를 이미지 수준으로 업샘플링 하고, 업샘플링된 이미지로부터 얻은 자질 벡터로 벡터공간 기반 유사 이미지 검색을 수행하는 방법을 사용한다.

사진 기반 상품 검색을 위해 이미지 자질 벡터를 추출할 수 있는 CNN(convolutional neural network) 모델을 훈련시켜야 한다. 이를 위해 패션 상품의 카테고리를 분류할 수 있는 이미지 분류기를 훈련시켜 활용한다.

스케치 기반 상품 검색을 위한 스케치 업샘플링은 GAN(Generative Adversarial Network)을 이용한다. GAN은 상호 대립되는 두 신경망을 교차로 훈련시키는 생성 모델로, 이미지 생성분야에서 기존의 방법보다 선명한 결과물을 얻을 수 있어 최근 각광받고 있다.



<그림> Generative Adversarial Network을 이용한 스케치 업샘플링 모델의 구조도

3. 기술 활용 및 응용 분야

정보 검색, 유사 상품 검색, 스케치를 이용한 모조 상품 검색

데모 시스템 : http://nlplab.iptime.org:32280/fashion_demo/

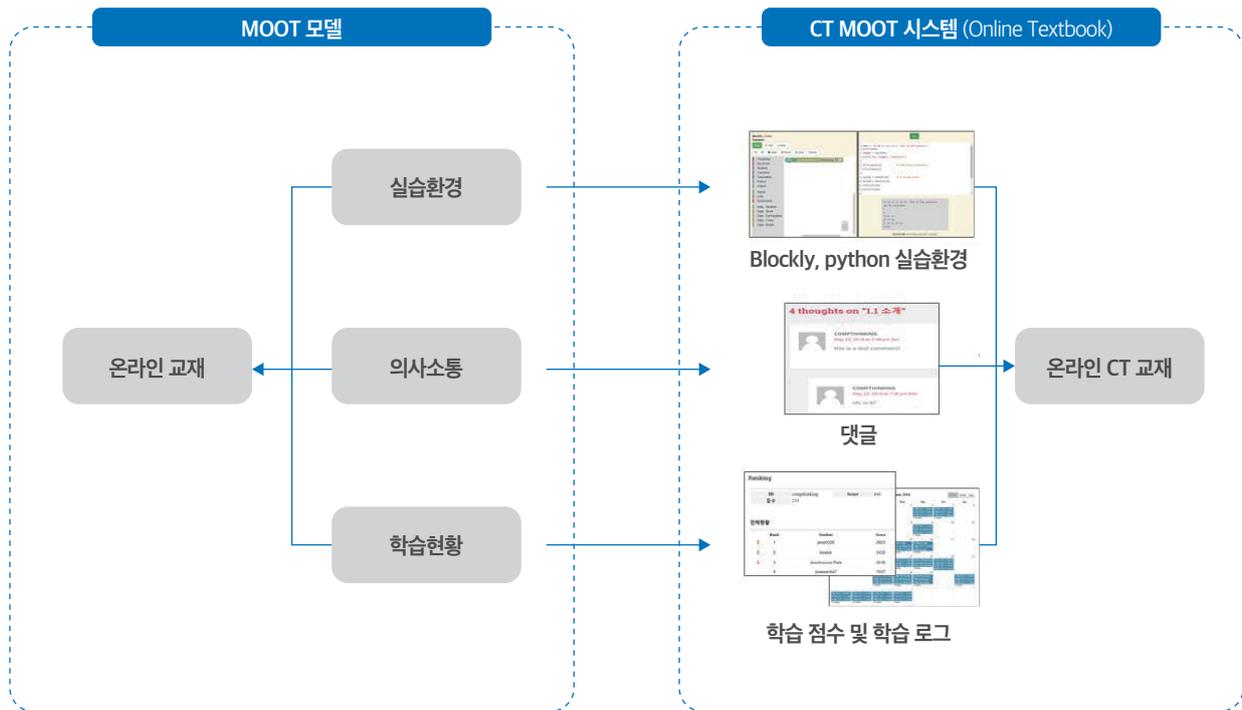
4. 실험



[그림] 스케치 업샘플링 모듈을 이용해 업샘플링된 결과물의 예

1. 기술 설명

- MOOT는 Massive Open Online Textbook의 약자로 대규모의 사용자에게 제공되는 온라인 교재임
- MOOT는 단순한 온라인 교재가 아닌 실시간 상호작용을 할 수 있으며 단계적인 학습에 따른 실습, 퀴즈, 과제 등 능동적인 학습이 가능한 플랫폼임. 교재 내에서 제공하는 실습과 퀴즈를 통해 자기 주도 학습에 집중하여 좀 더 나은 온라인 교육 시스템임



Massive Open Online Textbook 플랫폼을 기반으로 한 CT MOOT 시스템 개발

2. 기술 방법

- 본 기술은 Massive Open Online Textbook 플랫폼을 개발하여 Computational Thinking의 과목을 적용하였음
- 개발한 CT MOOT 안에서 로그인하여 학습 활동을 진행하면 출석체크와 같이 언제 어디서 어디까지 공부를 했는지 기록이 되며, 텍스트로 학습하면서 실습(Blockly, Python)을 할 수 있고, 퀴즈를 풀 수 있음. 이와 같은 학습 활동에 대한 점수를 주어 랭킹에 적용함. 적용된 랭킹 점수를 보게 되면 사용자들이 학습에 대한 의지를 더 키워갈 수 있음

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 이 기술은 text를 통한 공부 뿐만 아니라 실습도 함께할 수 있으므로, MOOT 플랫폼을 기반으로 실습이 포함된 과목에 적용하여 활용할 수 있음
- 데모 <http://www.kucomputationalthink.org/>

4. 실험 결과

4.1 실험 개요

- Massive Open Online Textbook 플랫폼을 개발하였으며, 본 기술을 바탕으로 텍스트로 학습을 하면서 동시에 프로그램 실행 환경을 다룰 수 있으며, 퀴즈, 출석 현황, 랭킹 등으로 학습자가 꾸준한 자기주도학습이 이루어지도록 함

4.2 실험 결과

- 본 기술의 결과는 데모에서 확인 가능하며, MOOT 플랫폼을 적용하였을 때 실습할 수 있는 환경을 보여줌

Multiple Choice

temp의 값이 65이면 복합조건 (temp > 40) and (temp < 70)은 참인가 거짓인가?

a) 참

b) 거짓

Check Me

COMPARE ME

정답!! 양쪽 조건 모두 참이므로 복합을 "그리고(and)" 조건 모두 참이다.

Multiple Choice

temp의 값이 65이면 복합조건 (temp > 40) and (temp < 65)은 참인가 거짓인가?

a) 참

b) 거짓

Check Me

COMPARE ME

오답. 2번째 조건(temp < 65)이 거짓이므로 복합조건은 거짓이다.

해당 Chapter에 대한 Quiz 및 정답

2 thoughts on "2.1 NetLogo"



COMPTHINKING

June 28, 2016 at 9:22 pm Edit

Netlogo 어떻게 사용해???

REPLY



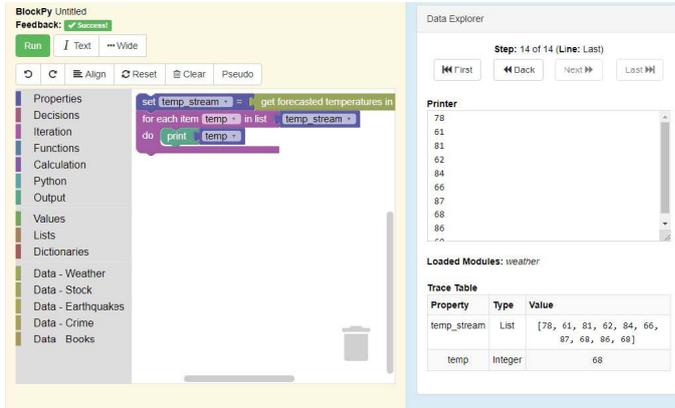
COMPTHINKING

June 28, 2016 at 9:23 pm Edit

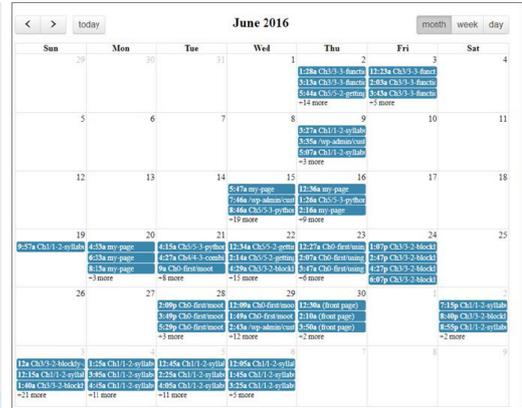
구글에서 Netlogo 쳐봐
그러면 설치할 수 있을거야

REPLY

사용자 질의응답 대화



실습 환경 중 Blockly 프로그램



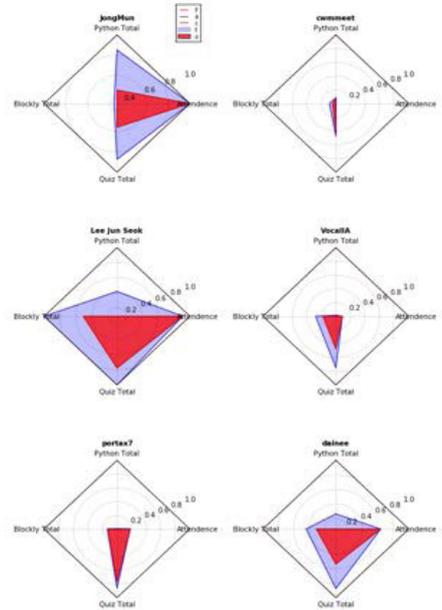
출석 현황 및 학습 현황

Ranking

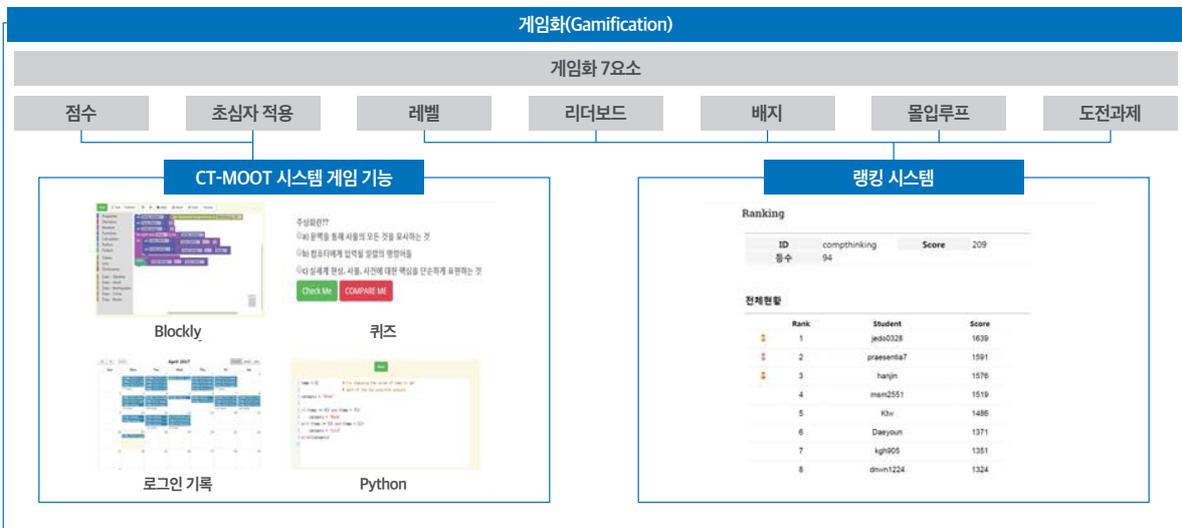
ID	compthinking	Score	327
등수	257		

전체현황

Rank	Student	Score
1	Jeong Jin Sung	5757
2	Joonhyung Park	3823
3	Park chun jung	3397
4	fantom	3256
5	SyntaxError	3190
6	truekimcl	3186
7	munch	3153
8	cjy1201	3111
9	bjaoh	3062
10	idea2idea	3052



사용자 별 학습 랭킹 및 시각화



CT MOOT에서 학습 현황을 통한 점수 부여 모델 설계

1. 기술 설명

- 본 기술은 인터넷 강의 시청 후, mind-wandering 여부를 자동으로 판단
- mind-wandering은 강의 내용 중에 있는 단어를 자동으로 추출해서 이를 기반으로 판단
- 교수자는 문제은행 등 퀴즈 제작의 부담이 없고 학습자는 평가에 대한 부담이 없음



최소학습 자동 판단

최소한의 학습 노력 여부를 자동으로 판단 할 수 있는 시스템



쉽고 빠른 시작

학습 판단을 위해 교수자는 퀴즈를 생성할 필요 없고 학습자는 퀴즈가 없는 빠른 시작



단어게임 자동생성

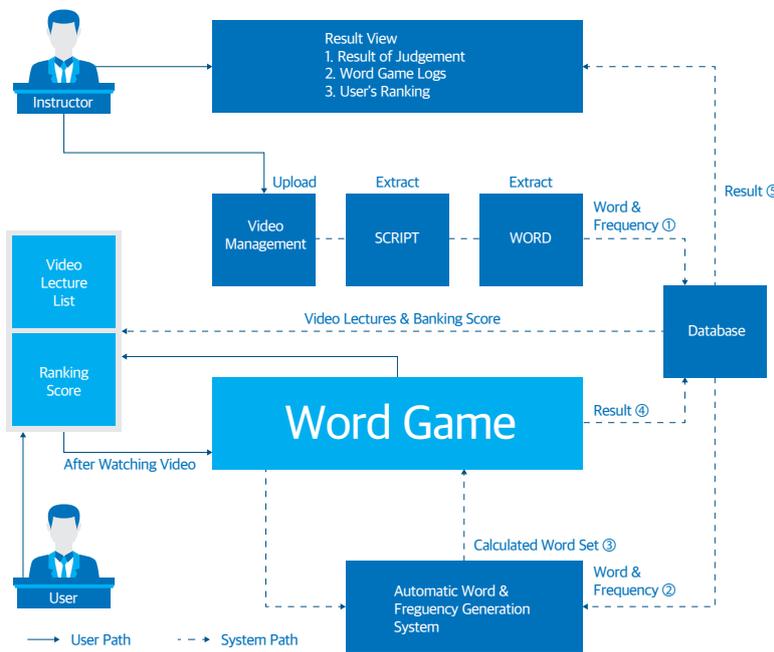
비디오 콘텐츠를 업로드하면 시스템이 자동으로 단어게임을 생성



게임화

단어 게임과 랭킹 시스템이 적용되어 학습자들의 지속적인 학습 참여와 학습 동기 향상

2. 기술 방법



- 업로드된 인터넷 강의에서 스크립트가 추출되고 단어와 빈도수가 데이터베이스에 저장
- 학습자가 인터넷 강의를 시청하고 단어 게임을 시작하면, 학습자의 이전 학습 이력과 현재 학습 정보를 반영하여 각 단어의 가중치 값을 계산
- 단어게임이 자동으로 생성

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 MOOC, 거꾸로교실 등 온라인 강의 환경에 활용
- 데모 <http://mljs.org/>

4. 결과 화면

MLJS			
49등			
반	이산수학		
이름	조교	점수	131,129
전체 비디오	12	시청한 비디오	6
전체현황			
등수	이름	점수	비디오수
1	안종민	405,979	12
2	허동인	355,261	12
3	장예림	313,609	12
4	오홍선	284,799	9
5	정수용	263,342	9
6	설난영	262,577	9
7	봉수연	262,226	9
8	송락빈	260,271	9
9	김유미	255,976	9
10	이은지	254,199	9

<학생 대시보드 페이지>

< 단어게임

구글 CT 소개



1.5

컴퓨터

O
X

<단어게임 페이지>

MLJS 최소학습판단시스템
관리 결과 조회 학습
로그아웃

관리 Admin

- ▶ 사용법
- ▶ 학급 관리
- ▶ 비디오 관리
- ▶ 학습자 관리
- ▶ 단어게임 관리
- ▶ 비디오 단어 관리

비디오 관리

총 1개의 학급이 등록 되었습니다. 학급선택 이산수학

NO	비디오명	추출여부	관리	설명
12	[4주차_3] 부울대수와논리게이트	재추출	수정 삭제	설명보기
11	[4주차_2] 부울대수와논리게이트	재추출	수정 삭제	설명보기
10	[4주차_1] 부울대수와논리게이트	재추출	수정 삭제	설명보기
9	[3주차_3] 부울대수와논리게이트	재추출	수정 삭제	설명보기
8	[3주차_2] 부울대수와논리게이트	재추출	수정 삭제	설명보기

First Previous 1 2 3 Next Last
+ 비디오 추가

<비디오 관리 페이지: 업로드된 비디오에서 자동으로 단어를 추출하고 단어게임 생성>

1. 기술 설명

- 본 연구는 스마트 시니어를 대상으로 온라인 인지측정 검사 9종을 개발 및 수집한 데이터를 이용하여 기계학습기반의 인지능력 예측 알고리즘을 개발하였다. 개발한 모델은 해당 검사에 대한 수치를 입력하면 인지검사 결과에 대한 해설을 확인할 수 있는 예측모델이다.
- 하단의 그림은 온라인 인지측정 데이터에 대한 인지 결과를 보여주는 화면이다. 인지그룹(A, B, C) 중에 어느 그룹에 속하는지 알려주며, 사용자의 인지에 대한 전반적인 설명을 텍스트로 보여주며, 시력, 문제해결력, 운동능력, 단어기억력에 대한 방사형 그래프로 어느 능력이 상대적으로 우수인지 보여준다.

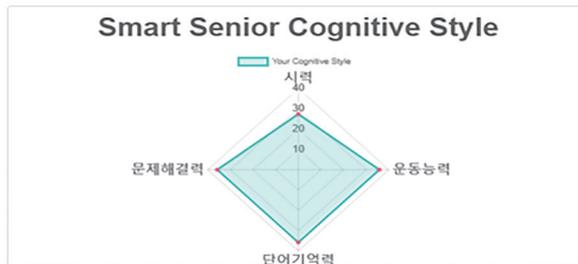
인지반응 해설

당신이 속한 그룹의 인지반응 유형은

['C']

[당신이 속한 그룹에 대한 해설]

당신에게는 폰트 사이즈를 크게 이용하는 것을 추천합니다. 기본 인터페이스보다 심플한 구조를 제공하여 당신의 콘텐츠 이용에 도움을 주는 것이 좋을 것 같습니다. 또한, 동영상 재생속도는 기본 재생속도보다 조금 더 느리게 제공하여 동영상을 인지하고 처리하는데 어려움이 없도록 도와드리겠습니다. 자막 이용시에는 노란 바탕음영에 파란색 글자 또는 초록색 바탕음영에 빨간색 글자 이용하는 것이 좋습니다. 당신에게는 콘텐츠를 보고 기능을 이용하는 데 보조기능을 제공하여 해당 콘텐츠를 손조용계 이용하도록 하겠습니다.



<스마트 시니어 인지반응 예측 모델 결과>

2. 기술 방법

- 스마트 시니어에 대한 정의를 위하여 인지반응을 기반으로 시니어를 정의하는 모델을 만든다. 이를 위하여 클러스터링 기법을 통해 시니어의 유형을 군집화하고 각 군집별 도출된 값을 이용하여 semi-supervised learning을 이용한 시니어 인지반응 예측 정확도를 검증한다.

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 시니어를 대상으로 하는 의료기관, 복지센터 등에서 시니어를 위한 인지측정에 활용될 수 있으며, 온라인 인지 측정 도구는 PC, 스마트폰, 태블릿 모드에서 사용가능하여 기기에 국한되지 않음
- 또한 인지반응 측정 결과를 통하여 시니어에게 맞는 UI/UX 요소(글자 크기, 동영상 자막색, GUI 구조 등)를 추천할 수 있음
- 과제 소개 영상 <https://drive.google.com/open?id=1cL005XbkDXh9auNsU4goXFHOPTPBIKc>
- 모델 데모 영상 https://drive.google.com/open?id=1UcNyzU_HVbAcpMDLhsH1HMyPvNcl6mR

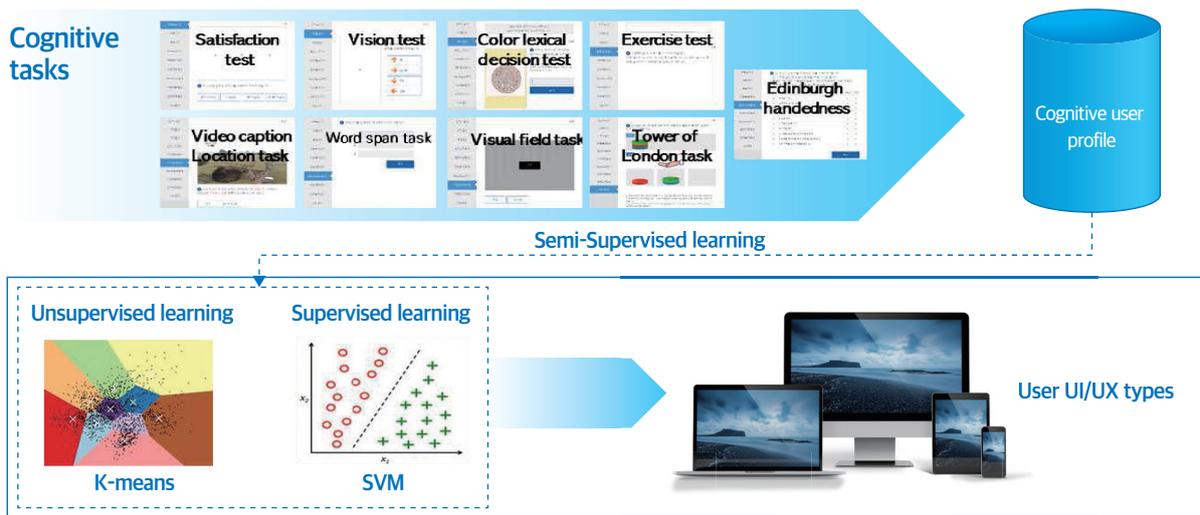
4. 실험

- 스마트 시니어 106명을 대상으로 온라인 인지측정 검사를 통해 데이터를 수집함. 수집한 데이터를 이용하여 스마트 시니어 인지 예측모델을 개발하였음
- 개발한 모델의 실험 결과는 linear SVM(Support Vector Machine)과 Non-linear SVM(RBF)을 사용하였을 때 인지 예측 모델의 정확도를 계산하여서 Non-linear SVM의 정확도를 95.4%로 도출하였음
- 모든 실험 과정은 국가인증기관인 ICTC에서 검증받았음

	Linear SVM	Non-linearSVM (RBF)
(Training/Test : 80%/20%)	90.9%	95.4%

<인지 예측 모델의 정확도>

5. 모델 개요



<스마트 시니어 인지반응 기반 인지 유형 예측모델 개요>

- 해당 모델은 총 9종의 인지반응 검사에서 106명의 시니어 데이터를 이용하여 모델을 완성하였음. 또한, 클러스터링 기법을 통하여 총 3개의 유의미한 군집을 찾아내어 semi-supervised learning을 통하여 인지반응 데이터에 따른 인지반응 그룹 예측 모델을 개발했음
- 이를 위하여 unsupervised learning을 위해서는 k-means기법을 사용하였고, supervised learning에서는 SVM(support vector machine)을 이용하였음
- 이에 따라 각 그룹별 특성들을 정형화하였음
- 그룹 A는 화면구성 폰트 A, 종류, 폰트 유형, 듣기 속도, 재생 속도, 테마, 자막 위치, 자막 폰트종류, 자막폰트유형, 자막 스타일에서 일반인과 비슷한 인지능력을 가진 그룹으로, 그에 걸맞는 UI/UX요소들을 할당하였음
- 그룹 B는 그룹 A보다는 UI/UX요소가 비교적 단순한 것을 따르게끔 할당하였음
- 그룹 C는 UI/UX요소에서 제일 심플함을 필요로 하므로 그에 알맞은 설정을 할당하였음

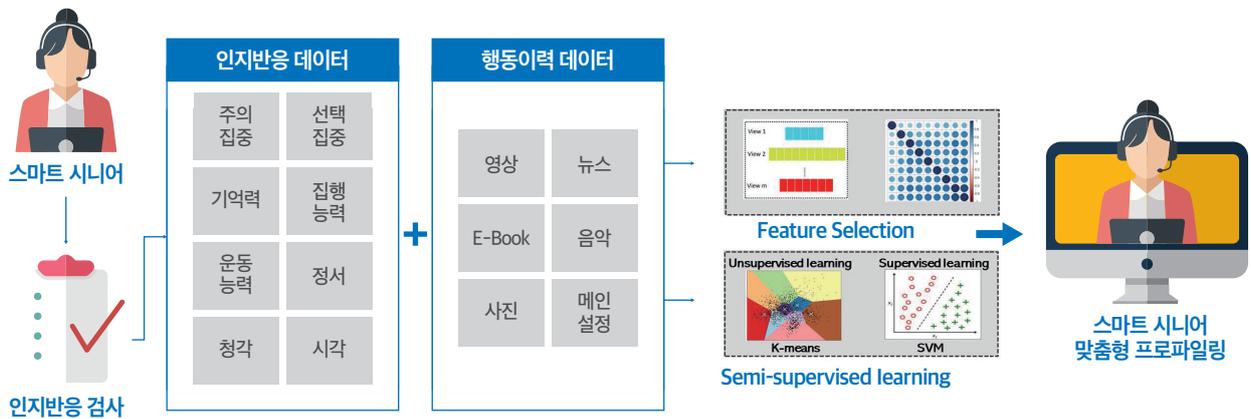
1. 기술 설명

- 스마트 시니어 세대의 신체적 특성을 고려하기 위해 인지적 특성 저하 요소를 파악하였으며, 신체적 특성에 맞게 글자 크기나 화면 비율 등 적용된 온라인 플랫폼을 제공함
- 스마트 시니어 맞춤형 프로파일링은 스마트 시니어의 인지반응 검사지에서 유의미한 검사지만 추출하기 위해 Feature Selection을 이용하였으며, 인지반응 검사 결과와 온라인 활동하면서 수집된 결과를 통해 Semi-Supervised Learning 기법을 활용하여 최종 스마트 시니어 프로파일링 시스템을 개발함

[기술 활용 및 응용 분야]

다른 분야에서 데이터(정답 set)가 있다면 의미있는 feature를 추출하고, 추출된 feature를 통해 어떤 분류에 속하는지 결과를 확인할 수 있다.

2. 기술 방법



스마트 시니어 인지 및 온라인 활동 기반 프로파일링

- 인지반응 검사를 거친 스마트 시니어의 온라인 활동 이력을 바탕으로 180여 개의 인지반응 검사지에서 유의미한 검사 지문을 추출하기 위해 Feature Selection 알고리즘을 적용함
- 또한, 인지반응 검사 결과와 온라인 활동 이력을 바탕으로 SVM(Support Vector Machine)을 활용하여 새로운 사용자가 들어왔을 때 인지반응 검사 결과만으로도 상세 맞춤형 UI/UX를 서비스하기 위해 스마트 시니어 인지 및 온라인 활동 기반 프로파일링 모델을 개발함

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 새로운 사용자의 인지검사 결과만으로도 상세 맞춤형 UI/UX를 서비스할 수 있는 스마트 시니어 맞춤형 프로파일링 시스템을 개발하여 스마트 시니어에게 서비스를 제공할 수 있음
- 데모 <http://senior.ontheit.com>

4. 실험

4.1 실험 개요

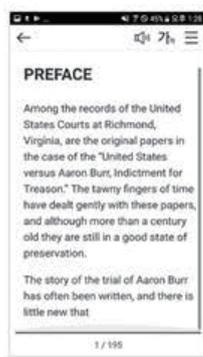
- 본 기술은 Feature Selection 알고리즘과 Support Vector Machine을 활용하여 실험하였으며, 이를 통해 스마트 시니어 맞춤형 프로파일링 시스템을 적용하였음

4.2 실험 결과

- 아래는 스마트 시니어 맞춤형 프로파일링 시스템을 적용하였으며, 글씨체, 글자 간격, 듣기 속도, 자막 위치, 자막 글자색, 자막 배경색에 대한 결과 값을 임의로 표현한 결과임



글림



폰트 6유형



듣기 속도 빠르게



자막 위치

스마트 시니어 온라인 활동 기반 프로파일 결과물

1. 기술 설명

- 국내 실어증 및 인지기능 저하의 가장 큰 원인인 뇌혈관 질환이 사망원인 상위를 차지하고 있으며, 인구 고령화로 인해 지속적인 증가세를 보이는 추세임. 이러한 문제를 해결하기 위해 언어 및 인지 재활이 치료 방안으로 권고되고 있음. 효과적인 언어 재활을 위해서는 즉시적이며 장기적인 재활 방안 및 프로그램이 시급함
- 언어 및 인지재활을 위한 온라인 평가·훈련 서비스 플랫폼은 언어처리 및 인지모형 연구를 바탕으로 평가, 훈련 과제가 탑재된 시스템을 의미하며 동적으로 과제를 추가 삭제 구성할 수 있는 플랫폼 개념을 담고 있음.
- 환자 및 사용자는 다양한 언어 및 인지재활 서비스를 활용할 수 있으며 맞춤형 서비스 또한 활용 가능함



2. 기술 방법

- 언어·인지재활에 최적화된 온라인 평가 프로토콜 및 콘텐츠
- 언어 및 인지재활에 최적화된 온라인 평가 콘텐츠 제작을 위하여 선별검사를 포함한 11개 영역(선별검사, 인지선별검사, 언어선별검사, 구성능력, 주의, 지각, 기억, 언어기능, 집행기능, 실행기능, 정서)
- 선별검사(2개 과제), 인지선별검사(2개 과제), 언어선별검사(2개 과제), 구성능력(2개 과제), 주의(5개 과제), 지각(2개 과제), 기억(6개 과제), 언어기능(10개 과제), 집행기능(3개 과제), 실행기능(5개 과제), 정서(3개 과제) 프로토콜 및 콘텐츠 구성
- 언어·인지재활에 최적화된 온라인 맞춤형 훈련 프로토콜 및 콘텐츠
- 언어 및 인지재활에 최적화된 온라인 맞춤형 훈련 콘텐츠 제작을 위하여 언어기능 훈련(단어 수준의 이해 산출 능력, 의미범주 수준의 이해 산출 능력, 문장 수준의 이해 산출 능력, 일반적 사실 및 담화 이해 산출 능력 훈련)과 인지기능훈련(집행기능, 실행기능, 구성능력, 기억력, 주의)으로 프로토콜 구성
- 단어 수준의 이해 산출 능력(6개 과제), 의미범주 수준의 이해 산출 능력 훈련(10개 과제), 문장 수준의 이해 산출 능력(9개 과제), 일반적 사실 및 담화 이해 산출 능력(7개 과제), 집행기능(2개 과제), 실행기능(3개 과제), 구성능력(2개 과제), 기억력(2개 과제), 주의(1개 과제)로 프로토콜 및 콘텐츠 구성

- 온라인 평가 및 맞춤형 훈련 통합 시스템 및 콘텐츠 저작 시스템
- 뇌질환 환자 혹은 사용자, 언어 및 인지기능 평가, 훈련, 결과 통합 데이터베이스
- 온라인 평가 및 맞춤형 훈련 콘텐츠 저작 시스템 및 통합 서비스 시스템
- Deep learning 기반의 콘텐츠 추천 모델 연구 및 기술
- 읽기 능력 향상을 위한 음성인식 프로토콜 및 서비스 시스템

3. 기술 활용 및 응용 분야

- 본 기술은 언어 및 인지 재활을 위한 솔루션으로 활용될 수 있음
- 데모 <http://aphasia.co.kr>

4. 실험

4.1 실험 개요

- 실제 환자를 대상으로 사용성 평가 실시
- 환자 설문지 분석: 총 10문항의 설문지, 9명의 환자를 대상으로 분석
- 언어치료사, 의사 및 연구원 설문지 분석: 총 15문항의 설문지, 20명을 대상으로 분석
- 공통 5문항에 대한 결과 분석: 총 응답자 29명을 대상으로 분석

4.2 실험 결과

- 종합적으로 만족하는 유의미한 결과 획득

특허등록

특허명	등록번호	등록일
집단지성을 이용한 뉴스 판단 방법 및 장치	10-1869815	2018. 06. 15.
음식 배달 증개 방법 및 장치	10-1896408	2018. 09. 03.
사물인터넷에 기반한 경험 공유 방법 및 장치	10-1909646	2018. 10. 12.
집단지성을 이용한 맞춤형 영화 상영 방법 및 그 장치	10-1858120	2018. 05. 09.
사물 인터넷 기반의 대출 관리 방법 및 그 장치	10-1795462	2017. 11. 02.
사물 인터넷 기반 스마트 화분 및 그 관리 시스템	10-1789165	2017. 10. 17.
사물인터넷 기반의 스마트 의자 및 착석자세 분석 방법, 스마트 의자 관리 장치 및 그 방법	10-1816711	2018. 01. 03.
집단지성을 이용한 꿈 해몽 방법 및 장치	10-1748411	2017. 06. 12.
학습코스 자동 생성 방법 및 시스템	10-1745874	2017. 06. 05.
온라인 학습자를 위한 주의집중 판단 시스템 및 그 방법	10-1770817	2017. 08. 17.
사용자 참여 기반의 정책 발굴 방법	10-1739925	2017. 05. 19.
인문학 정보를 자동으로 구성하는 방법	10-1760478	2017. 07. 17.
전자 책상을 이용한 멘토 추천 방법	10-1653620	2016. 08. 29.
지능형 학습 관리 방법	10-1693592	2017. 01. 02.
인지능력 측정 장치 및 방법	10-1222210	2013. 01. 08.
학습자 인지능력 기반의 외국어 학습 시스템 및 방법	10-1136415	2012. 04. 06.
외국어 학습자용 인지능력 진단 시스템 및 방법	10-1113908	2012. 02. 01.

기술이전

- 딥러닝기반 고유명사 개체명 인식기술
- 딥러닝 기법을 이용한 온라인 콘텐츠 추천 기술
- 딥러닝 기법을 이용한 한국어 개체명 인식 시스템
- 딥러닝 기법을 이용한 콘텐츠 추천 시스템
- 외국어 학습자용 학습 과제 수행 시스템 및 방법
- 동영상 내의 멀티모달 정보 색인 기술
- 사용자 콘텐츠 소비 정보를 이용한 추천 시스템
- 은닉 마르코프 모델을 이용한 시계열적 추천 모델
- 온라인 협력 학습 플랫폼
- 디지털 콘텐츠 전용 검색 기술
- 반응형 웹기반의 소셜 러닝 서비스 플랫폼

본 책자는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업(IIIP-2018-0-01405)과
정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 결과임.
(NRF-2016R1A2B2015912,NRF-2017M3C4A7068189)

