

Knowledge Engineering and Artificial Intelligence (KEAI) Lab

November 11, 2019

Prof. Ho-Jin Choi
School of Computing
KAIST

VISION

1. Innovative applications of AI & KE
2. Artificial intelligence/deep learning
3. Natural language Q&A/chatbot
4. eXplainable AI (XAI)/few-shot learning

Applications of AI & KE

- Intelligent personal assistant
- AI planning and scheduling
- Recommender systems
- Medical/health informatics
- Clinical decision support
- Smart energy demand forecasting
- Industrial appl. of eXplainable AI (XAI)

Artificial Intelligence, Deep Learning

- Text mining & topic modeling
- Social trends analysis
- Sentiment/emotion analysis
- Intent recognition
- Vision & activity recognition
- Deep learning architecture

Intelligent Language Tech.

- Natural language Q&A
- Temporal info. extraction
- Natural language paraphrasing
- NL interaction & Chatbot

Knowledge Engineering – Research Overview

기반 기술 연구

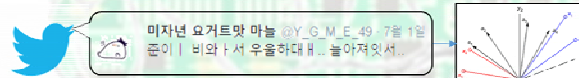
자연어 처리 시스템 시공간 정보 분석



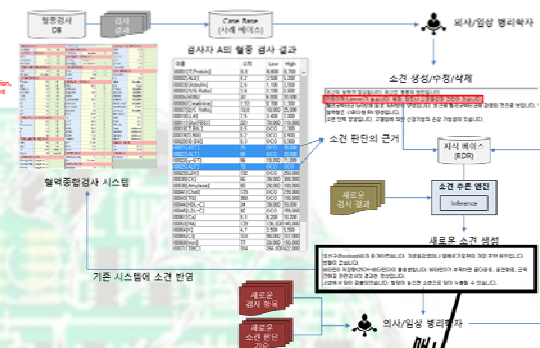
질문함의 생성

- 압력 문장**
광종의 압력 중 하나로 본래 양면이었으나 오목 세력에 의해 불변으로 노비가 된 자를 다시 양면으로 환원시키기 위해 만든 법률은 무엇일까?
- 질문함의 문장**
광종의 공적 중 한가지로 해당초 영민이었으나 혼족 세력에 의해 불변으로 노비가 된 자를 다시 양면으로 되돌리기 위해 만든 법률은 무엇일까?

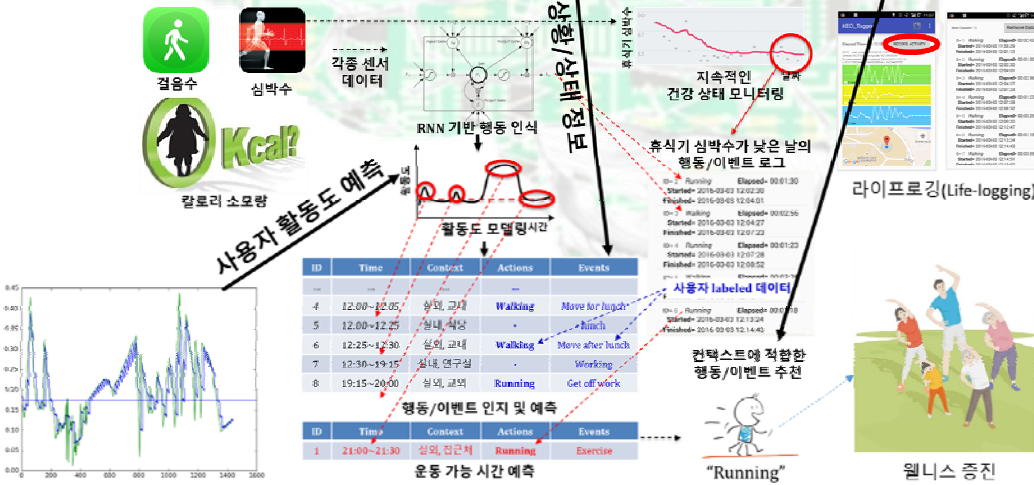
감정 분석



의사결정 지원 시스템



사용자 상태 인지 및 추천 시스템



응용 서비스 개발



대화형 플랫폼 (웹/앱)

요즘 입맛이 없고, 낮에 매우 졸립고, 조금만 움직여도 매우 피곤한데, 밤에 잠을 잘못 자네요

최근에 두통이 자주 생기셨나요?

네, 그리고 잠을 자도 개운하지 않아서 자꾸 낮잠을 자게 되요.

네, 무기력증의 증상이시네요.

그렇군요, 제가 물어보면 좋을까요.

식사 잘 챙겨 드시구요, 몸을 활동적이게 바꿔야 합니다. 하루 30분 산책을 해보도록 하세요.

몸에 기운이 없고, 피곤함을 느낄 때가 많네요.

추가 증상, 두통이 발생 하십니까?

네, 또 좀처럼 잠을 이룰 수가 없어요.

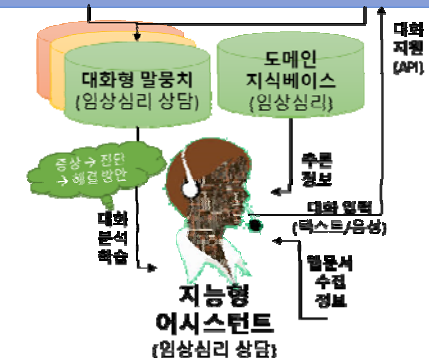
기존의 무기력증(반아웃증후군) 상담 사례와 유사한 증상입니다.

네, 무기력증의 증상이시네요.

해결 방안과 관련된 전문 정보: [http://www.yesmental.or.kr/...](http://www.yesmental.or.kr/) 참고 바랍니다.

운동이 제일 좋은 방법이지만 취미 생활에 몰두하는 방법도 좋습니다.

대화 스크린 A (정신과 상담 내용) 대화 스크린 B (정신과 상담 내용)



Research Projects

- 엑소브레인 국가AI전략과제
- 한전 인공지능 클러스터 거점대학

엑소브레인(Exobrain) 국가AI전략과제

자연어 심층 이해 및 학습 기술

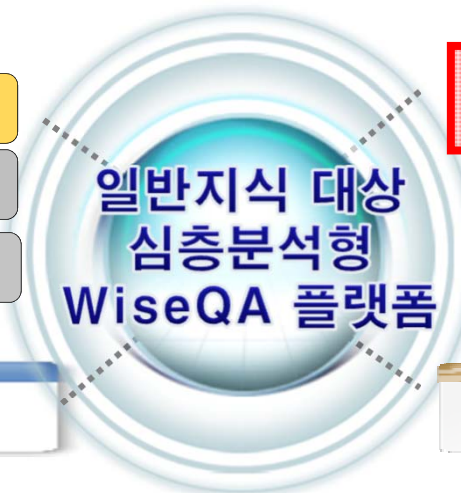
자연어 심층이해 공통기반 기술

- 통계기반 학습용 언어자원 관리/검증
- 신규언어지식 적응형 학습 기술
- 온라인 무한학습 언어지식 프레임워크
- 구문분석
- 단어 의미 애매성 해소
- 개체명 인식
- 형태소 분석 기술

자율학습 기반 지능진화형 QA 기술

자연어 질의 분석 및 이해 기술

- 최적응답전략 생성기술
- 질의가설 추출/인식
- 사용자모델, 문맥 기반 질의 신뢰도 분석
- 질의 엔티티 시맨틱프레임 생성
- 자연어 질의분할
- 정답 유형 인식
- 자연어 질의 분류



언어지식 추출 기술

- 하이브리드 참조해결
- 시맨틱 프레임 추출
- 대용어 탐지 및 복원
- 개체간 generic 관계추출
- 시공간 정보 추출
- 속성별 감성분석
- 세부분류 감성분석

정답추론 및 생성 기술

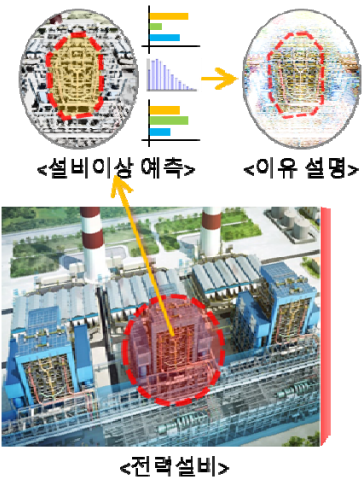
- 다중 지식베이스 기반 정답 근거 제시
- QA지식 자율학습 기술
- 정답후보 multiple hypothesis 생성
- 정답 합성 및 융합
- 엔티티 유형 추론
- 다중증거 기반 정답추론/신뢰도 측정
- 이질소스 기반 정답후보 생성
- 다중정보 색인/검색

■ 개선 ■ 신규개발

한전 인공지능 클러스터 - 거점대학

| | |
|-------|---|
| 사업명 | XAI (eXplainable AI) 기반 스마트 에너지 플랫폼 기술 개발 |
| 사업 기간 | 2018년 1월 1일 - 2020년 12월 31일 |
| 개발 목표 | 첨단 인공 지능 기반 스마트 에너지 플랫폼 고도화 기술 연구 개발 |

[1세부-KAIST]
 전력관리 및 설비운동을 위한 인공지능 의사결정 이유설명이 가능한 XAI (eXplainable AI) 원천기술 연구



[2세부-KAIST]
 Terabyte급 전력 데이터에 대한 전력 설비 이상탐지 및 대응을 위한 딥러닝 처리 플랫폼 기초 원천기술 개발

[3세부-충남대]
 전력설비용 이상치 탐지를 위한 데이터 지능형 분석 및 모니터링 원천기술 개발



[4세부-강원대]
 전력 발전 시스템의 보안을 위한 기계 학습과 빅데이터 스트림 기반 악성코드 탐지 및 보안 관제 원천 기술



[5세부-고려대]
 안정적인 전력수급을 위한 예측 정확도 95% 이상을 갖는 일반용 건물의 단기 전력수요 예측 분석 및 시각화



[6세부-연세대]
 화물기반 및 딥러닝모형 융합 기반의 에너지 수요예측 기술



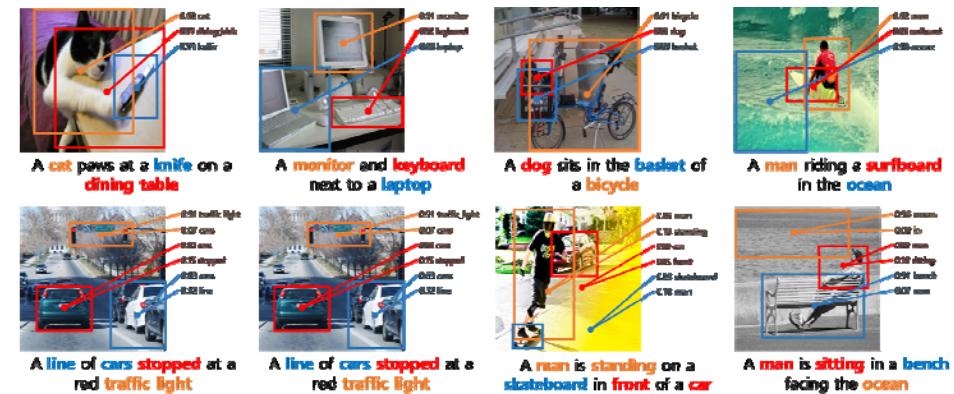
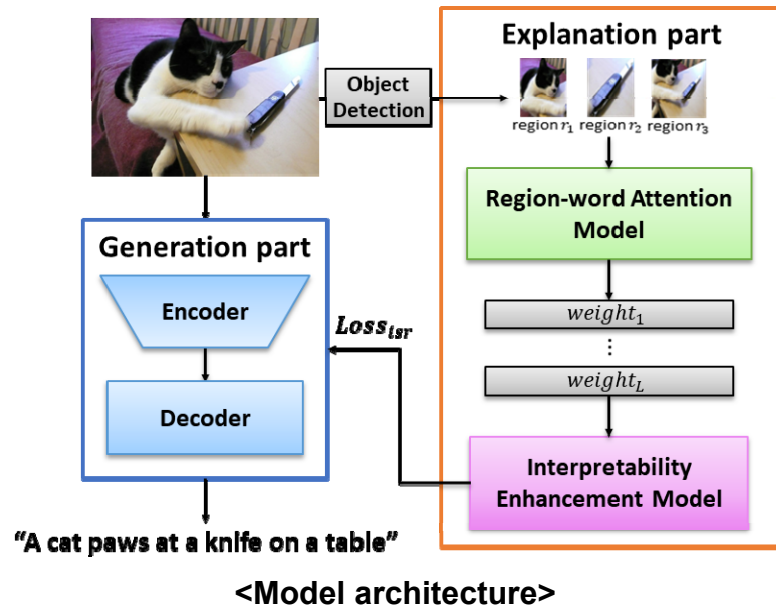
eXplainable AI (XAI)

Explainable Image Caption Generator Using Attention and Bayesian Inference

- **Research objective:** To design and develop an **image caption generator** which **provides an explanation** why **specific words** in generated caption was selected.
- **Results:** Implement a novel image caption generator, **explainable image caption generator**, providing a **visual explanation** by mapping some words in generated caption and regions in given image

Contributions

1. Design an explainable image caption generator that generate a caption with visual explanation
2. Show great performance compared with other caption generators, despite providing explanation for generated caption



| Dataset | Model | BLEU-1 | BLEU-2 | BLEU-3 | BLEU-4 | METEOR | | | | |
|-----------|--|--|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Flickr30k | m-RNN (Junhua Mao, 2015) | 60 | 41 | 28 | 19 | - | | | | |
| | Dataset | Model | | | | BLEU-1 | BLEU-2 | BLEU-3 | BLEU-4 | METEOR |
| | Google NIC with (K Xu, et al., 2015) | m-RNN (Junhua Mao, 2015) | 67 | 49 | 35 | 25 | - | | | |
| | A Karpaty et al., 2016 | Google NIC (Vinyals et al., 2014) | 66.6 | 46.0 | 32.9 | 24.6 | - | | | |
| | Attention Correctness (C Liu et al., 2017) | NIC with Visual Attention (K Xu, et al., 2015) | 71.8 | 50.4 | 35.7 | 25.0 | 23 | | | |
| | SCA-CNN (Long Chen et al., 2017) | A Karpaty et al., 2016 | 62.5 | 45 | 32.1 | 23.0 | 19.5 | | | |
| | Our model | Attention Correctness (C Liu et al., 2017) | - | - | 37.2 | 27.6 | 24.7 | | | |
| | Our model | SCA-CNN (Long Chen et al., 2017) | 71.9 | 54.8 | 41.1 | 31.1 | 25 | | | |
| | | Our model (pick 1 pair) | 72.5 | 55.1 | 38.8 | 28.3 | 26.2 | | | |
| | | Our model (pick 2 pairs) | 71.1 | 53.1 | 39.4 | 29.5 | 24.7 | | | |

<Qualitative and quantitative results >

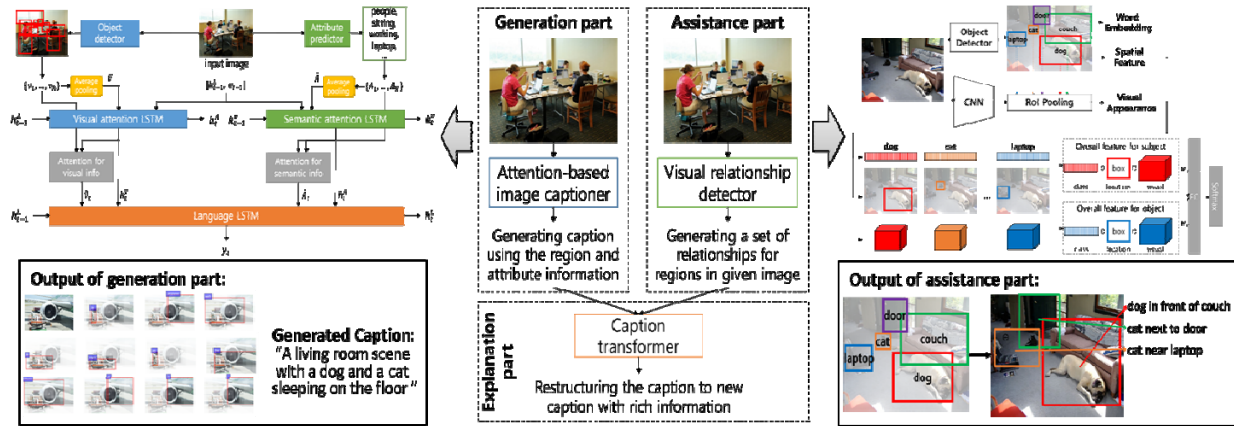
- Seung-Ho Han and Ho-Jin Choi, "Explainable Image Caption Generator Using Attention and Bayesian Inference", *The 5th Annual Conference on Computational Science & Computational Intelligence*, December, 2019.
- Seung-Ho Han and Ho Jin Choi, "An eXplainable AI (XAI) Approach to Image Captioning", *The 3rd Asian Conference on Artificial Intelligence*, July, 2019.

Rich and Explainable image caption generator Using Visual-Semantic Attention with Relationships

- **Research objective:** To design and develop an image caption generator which **provides an explanation** why **specific phrases** in generated caption was selected.
- **Results:** Implement a novel image caption generator, **rich and explainable image caption generator**, providing a **visual explanation by mapping some phrases** in generated caption and regions in given image

Contributions

1. Design a novel image captioner that generate a caption using visual and semantic information
2. Design an image-phrase embedding model for a given image
3. Provide a visual explanation for generated caption and show a good results compared with others



<Model architecture>

| Dataset | Model | BLEU-1 | BLEU-2 | BLEU-3 | BLEU-4 | METEOR |
|---------|--|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| MSCOCO | NIC with Visual Attention (K Xu, et al., 2015) | 71.8 | 50.4 | 35.7 | 25.0 | 23 |
| | A Karpathy et al., 2016 | 62.5 | 45 | 32.1 | 23.0 | 19.5 |
| | Attention Correctness (C Liu et al., 2017) | - | - | 37.2 | 27.6 | 24.7 |
| | SCA-CNN (Long Chen et al., 2017) | 71.9 | 54.8 | 41.1 | 31.1 | 25 |
| | Up-Down model (2018) | 80.2 | 64.1 | 49.1 | 36.9 | 27.6 |
| | Our model (version 1) | 72.5 | 55.1 | 38.8 | 28.3 | 26.2 |
| | Our model (version 2) | 79.1 | 62.4 | 47.1 | 35.9 | 27.1 |

<Qualitative and quantitative results >



Deep explanation with Generative Adversarial Networks and Knowledge Graphs

- **Research objective:** To design a novel explainable model finding portions of the input that influenced the inference result
- **Key technologies:** Layer-wise Relevance Propagation(LRP), Deep Taylor Decomposition(DTD), Generative Adversarial Networks(GANs), Knowledge Graph Embedding

Key idea

- Find **portion of input data which is contributing to predict the output** based on activation and gradient values computed during training step
- **Generate images for important hidden units** that contributed to the prediction by using GANs
- **Provide relationships** among the important hidden units through **knowledge graph**

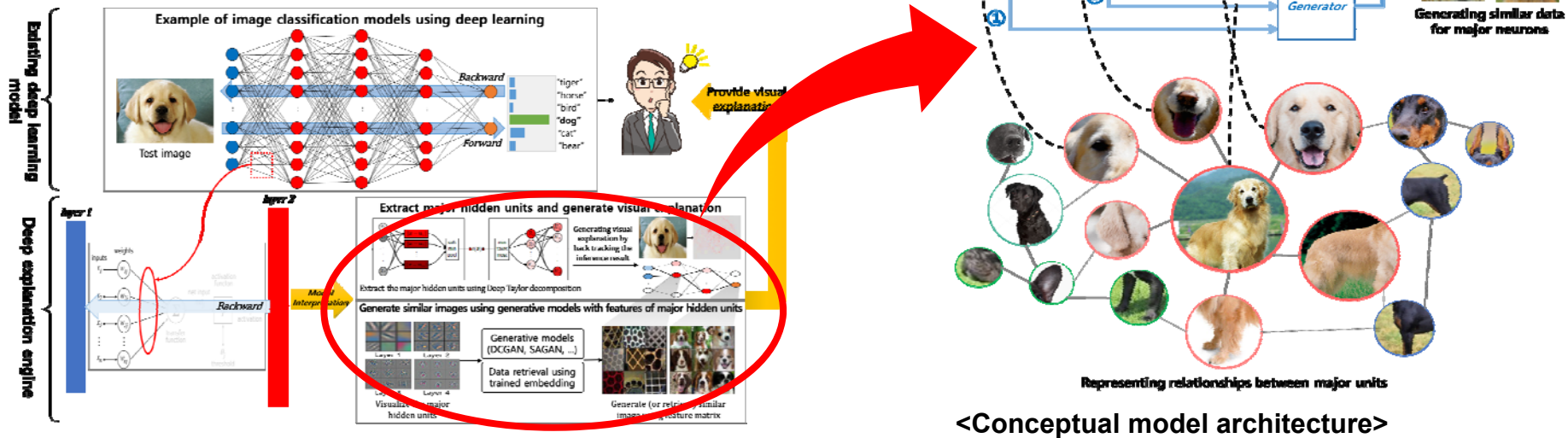
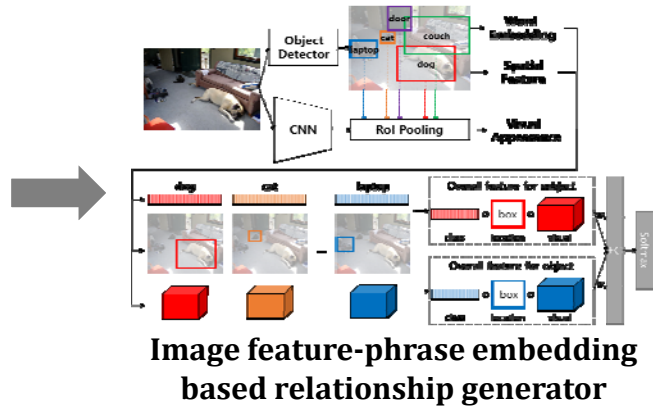


Image Caption Generation Using Phrase Embedding and Domain-specific Ontology

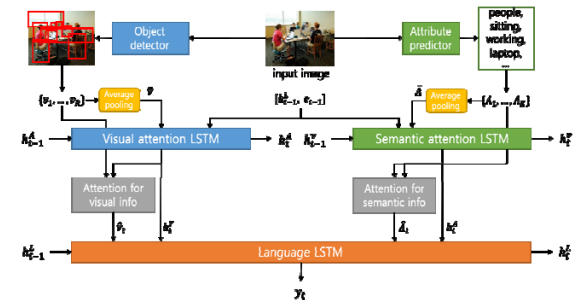
- **Research objective:** To improve a performance of captioning by utilizing a domain-specific ontology together with relationship information generated from phrase embedding
- **Key technologies:** End-to-end Image Caption Generator, Image Feature-Phrase Embedding, Ontology



Domain-specific input image



Output: (person, wear, helmet),
(person, wear, shoes),
(person, stand, road)



Multi-attention based Image caption generator

Caption : "Group of people wearing a helmet and shoes stand in a road"

Transform phrases and caption using domain-specific ontology



Domain-specific ontology

Domain-specific phrase:
(**worker**, wear, **safety_helmet**)
(**worker**, wear, **safety_shoes**)
(**worker**, stand, **construction_site**)

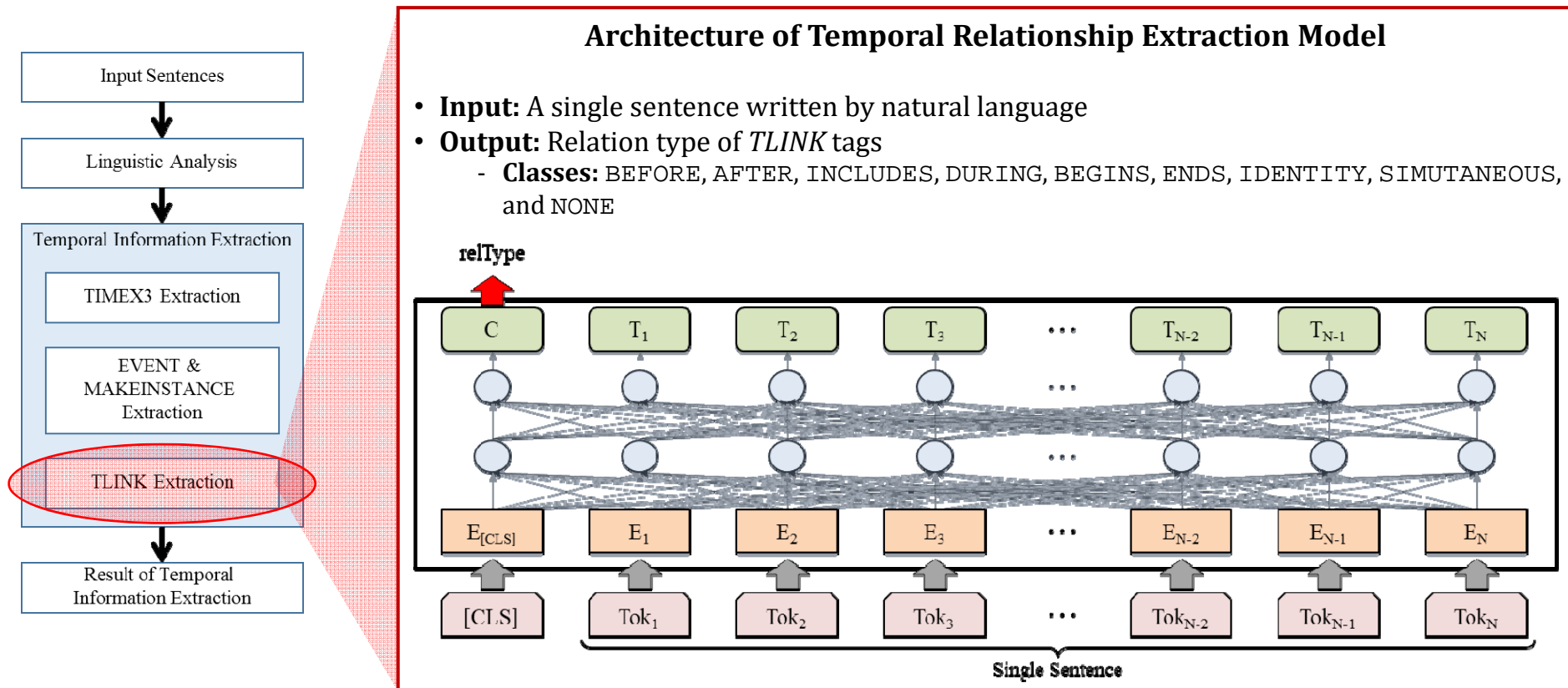
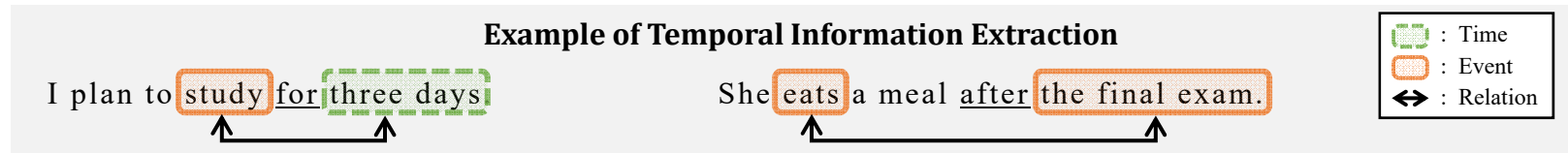
Domain-specific caption:
"Group of **workers** wearing a **safety helmet** and **shoes** stand in a **construction site**"



Natural Language Processing

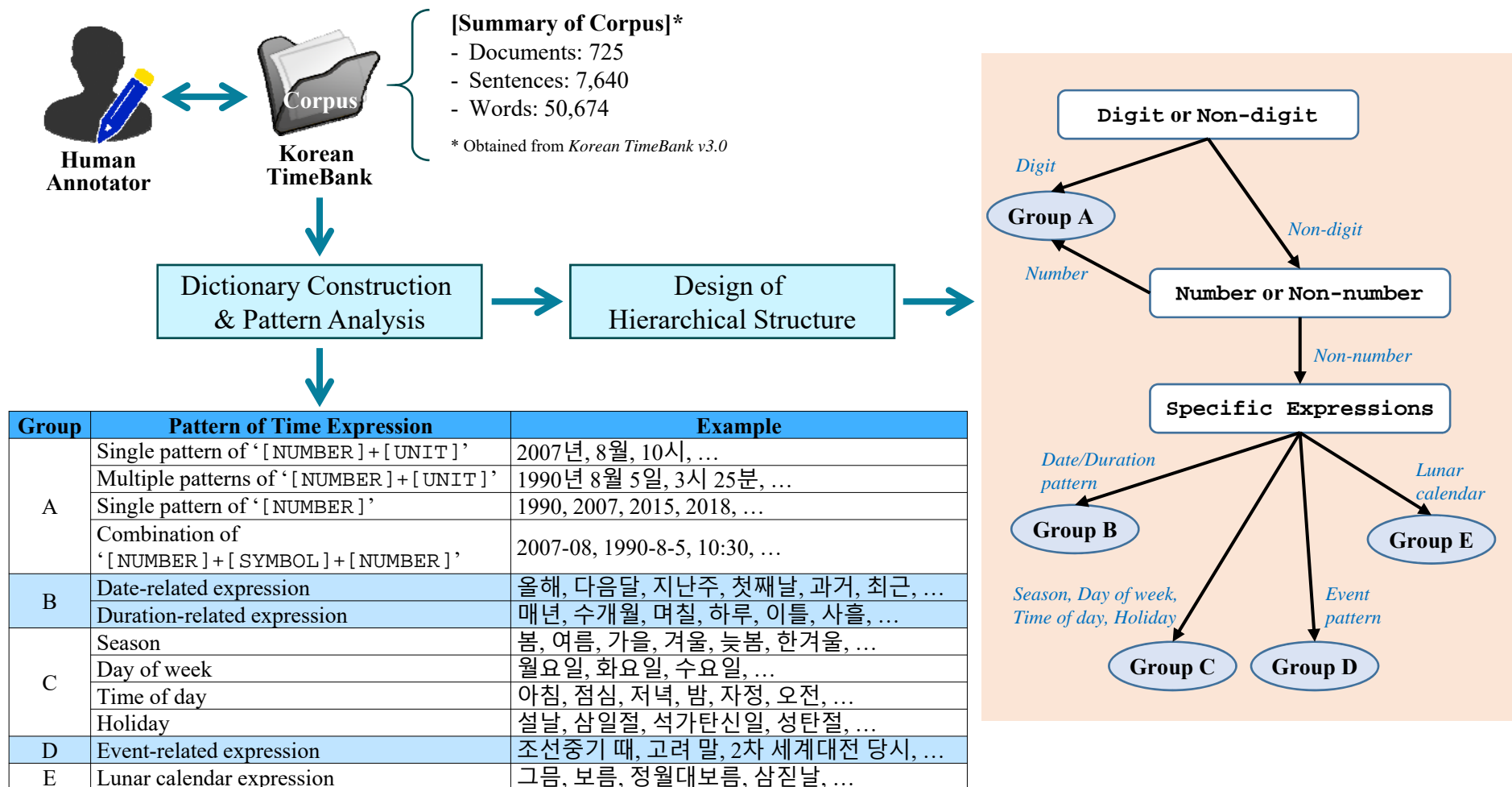
Extracting Temporal Relationships from Korean Language

- **목표:** 양방향(bidirectional) 딥러닝 모델을 활용한 자연어 문장의 시간 관계정보(temporal relationships) 추출
- **독창성:** 한국어 시간관계 분류에 대한 fine-tuning task 설계
- **결과:** 문장 단위 시간관계 분류 정확도(accuracy) 67% 수준 달성



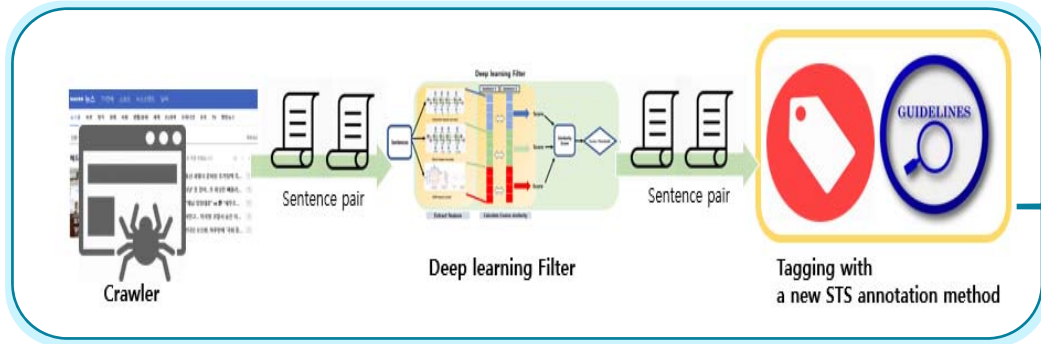
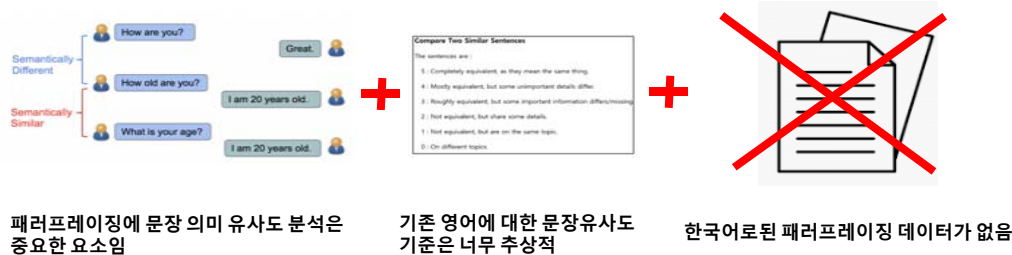
Hierarchical Annotation Rules for Korean Time Information

- **목표:** 패턴분석을 통해 한국어 시간표현(time expressions) 처리를 위한 계층적 규칙 제시
- **독창성:** 한국어 시간표현에 대한 12개 패턴 정의, 5종 유형으로 그룹핑
- **결과:** 기구축된 말뭉치(Korean TimeBank v3.0) 기준으로 coverage 94.46% 확인



Semantic Textual Similarity Annotation Method

- 목표: 일관성 있는 데이터를 얻기 위한 한국어 문장 간 문장 유사도 주석 가이드 라인 제작
- 독창성: 플로우 차트를 통해 구체적인 가이드라인 제공
- 결과: Kappa score 0.867 달성 (0.5 향상)



| Agreement rate | Expert- Annotator (E) (New guideline) | Expert- Annotator (E) (Guideline [2]) |
|----------------|---------------------------------------|---------------------------------------|
| STS (Expert) | | |
| 5 (Case 3) | 0.934 | 0.907 |
| 4 (Case 2) | 0.853 | 0.412 |
| 3 (Case 1) | 0.821 | 0.337 |
| 2.4 (Case 4) | 0.811 | - |
| 2 (Case 3) | 0.800 | 0.133 |
| 1 (Case 6) | 0.94 | 0.200 |
| 0 (Case 7) | 0.901 | 0.733 |

[Agirre et al, 2012]

[This paper]

Annotator 간의 점수 일치율 증가

Cohen's kappa score

$$\kappa = (p_o - p_e) / (1 - p_e)$$

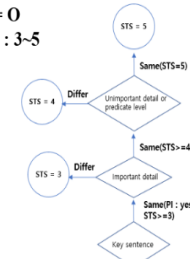
| | New criteria | Base criteria |
|--|--------------|---------------|
| | 0.867 | 0.356 |

Kappa score 향상 (일관성 있는 가이드 라인 입증)

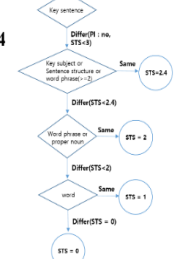


- Annotate STS score with **more specific annotation guideline** to acquire a high quality data
- Step 1 : Determine whether the two sentences have a similar meaning or not (O/X)
 - Extract key sentence and compare and indicate O or X
- Step 2 : Assign STS score between 0 (no relevance) and 5 (semantically identical)

If Step 1 = O
Then STS : 3~5



If Step 1 = X
Then STS : 0~2.4



▪ Important detail

- Information that changes meaning of key sentence when removed
- Can not be inferable

▪ Unimportant detail

- Information that does not change meaning of key sentence when removed
- Can be inferable
- Not related to the key sentence

의미 유사도에 대한 새로운 가이드라인 제안

BERT 기반 페러프레이즈 문장 검출

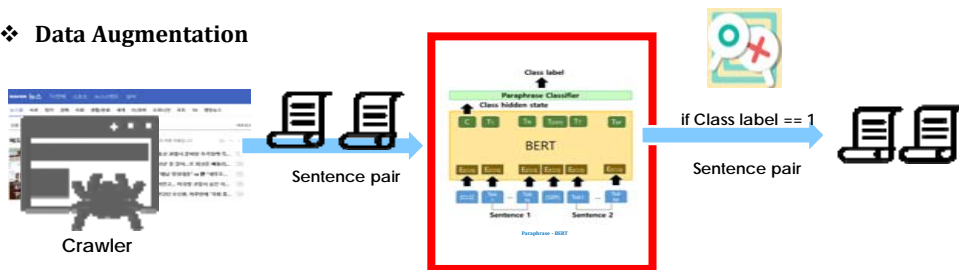
- **목표:** 대량의 말뭉치에서 페러프레이즈 문장 쌍을 추출하기 위한 유사도 비교 모델 제작
- **독창성:** SQuAD 데이터를 사용하여 Multi-Task Learning을 수행함으로써 페러프레이즈 문장 검출 성능 향상
- **결과:** F1 score : 92.28 달성

❖ 페러프레이즈 문장 검출 태스크

- 두 문장이 주어졌을 때, 문장들이 페러프레이즈 관계인지 검출하는 이진 분류 태스크
- 페러프레이즈 관계
 - 문장의 표현은 다르지만 의미가 유사한 관계
- 의미의 유사성을 판단하는 것은 여러 자연어 이해 및 자연어 생성 태스크에 적용될 수 있음



❖ Data Augmentation



❖ 모델 학습과정

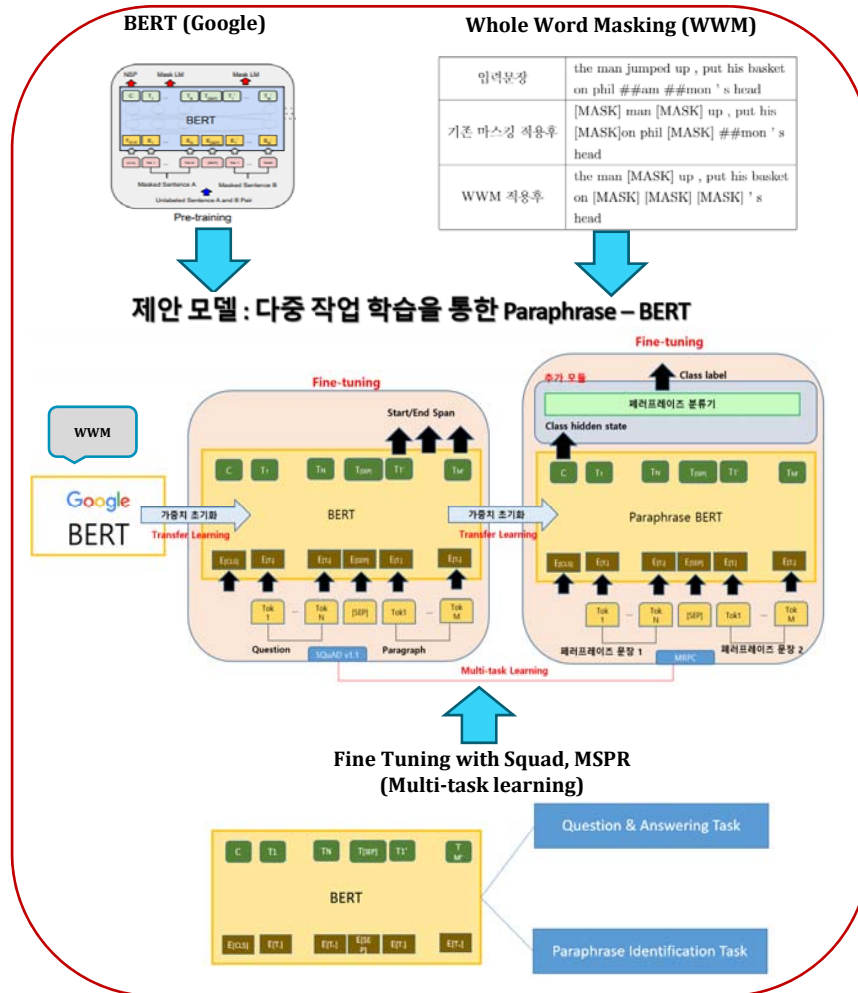
- 구글에서 제공한 BERT의 가중치로 BERT' 초기화
- BERT' 를 SQuAD v1.1 데이터로 fine-tuning
- 파인튜닝된 BERT'의 가중치로 Paraphrase BERT 초기화
- Paraphrase BERT를 MRPC 페러프레이즈 데이터로 fine-tuning

❖ MRPC 에 대한 여러 신경망의 성능

| Model | Accuracy | F1 |
|-----------------------------|---------------|--------------|
| NLM(Blaocoe et al., 2012) | 69.0 | 80.1 |
| ARC(Hu et al., 2014) | 69.9 | 80.9 |
| RAE(Socher et al., 2011) | 76.7 | 83.6 |
| Bi-CNN-MI(Yin et al., 2015) | 78.1 | 84.4 |
| BERT(Devlin et al., 2018) | - | 89.3 |
| Paraphrase-BERT | 89.21(+11.11) | 92.28(+2.98) |

❖ Paraphrase-BERT 모델의 성능

| Method | Accuracy | F1 |
|------------|--------------|--------------|
| BERT-base | 84.55 | 89.26 |
| BERT-large | 86.27(+1.27) | 90.47(+1.21) |
| + WWM | 86.76(+0.49) | 90.59(+0.12) |
| + Multi | 89.21(+2.45) | 92.28(+1.69) |

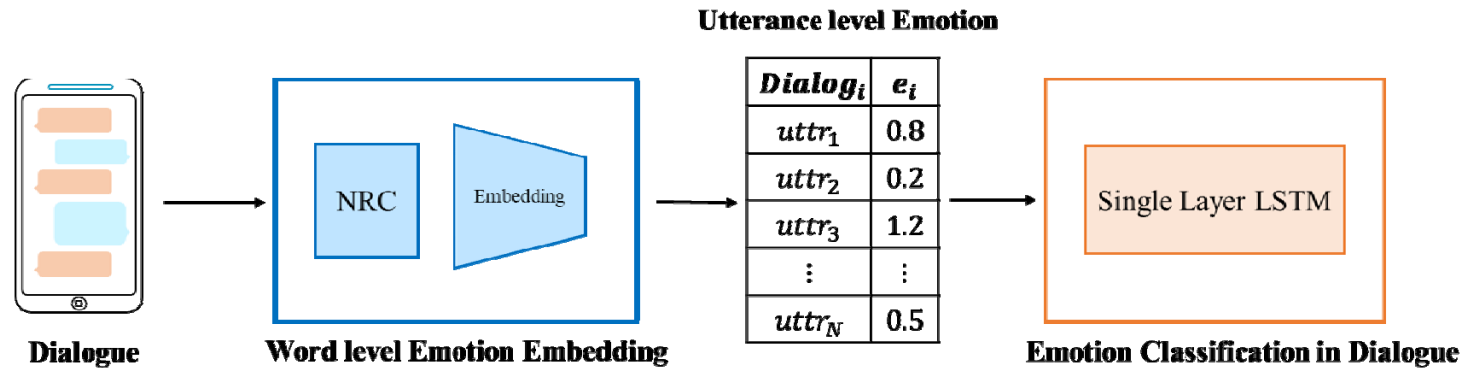




Chatbot & Intelligent Assistant

Word-level Emotion Embedding for Emotion Classification in Dialogue

- **목표:** 대화 내 감정 분류를 위한 semi-supervised 기반 word-level emotion embedding
- **독창성:** semi-supervised learning 기반 word-level emotion embedding 제안
- **결과:** 단어마다 감정 값이 반영될 것으로 예상



| methods | | Alm | | Aman | | ISEAR | | EmoTweet-top8 | |
|--------------------|----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|---------------|--------------|
| | | LR | SVM | LR | SVM | LR | SVM | LR | SVM |
| GloVe 6B | <i>d</i> = 300 | 0.548 | 0.583 | 0.547 | 0.555 | 0.648 | 0.643 | 0.574 | 0.581 |
| GloVe 42B | <i>d</i> = 300 | <u>0.590</u> | <u>0.624</u> | <u>0.564</u> | <u>0.609</u> | <u>0.675</u> | <u>0.671</u> | <u>0.609</u> | <u>0.614</u> |
| word2vec | CBOW | 0.413 | 0.433 | 0.424 | 0.478 | 0.655 | 0.661 | 0.526 | 0.568 |
| SSWE | <i>u</i> | 0.368 | 0.371 | 0.363 | 0.363 | 0.495 | 0.505 | 0.443 | 0.444 |
| DeepMoji | <i>d</i> = 256 | 0.300 | 0.275 | 0.332 | 0.336 | 0.598 | 0.607 | 0.533 | 0.560 |
| Retrofitting | GloVe 42B | 0.141 | 0.110 | 0.111 | 0.111 | 0.553 | 0.559 | 0.245 | 0.220 |
| Retrofitting | word2vec | 0.110 | 0.108 | 0.100 | 0.098 | 0.488 | 0.472 | 0.232 | 0.214 |
| EWE _{UNI} | WNA+NRC | 0.632 | 0.661 | 0.602 | 0.623 | 0.679 | 0.679 | 0.610 | 0.618 |

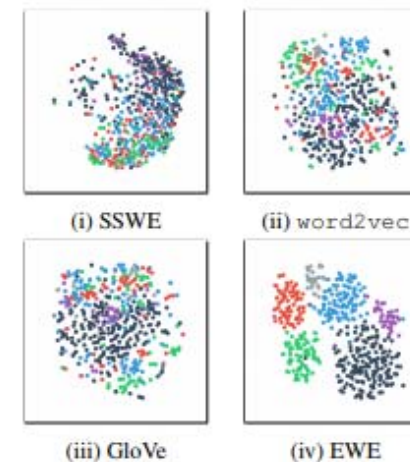


Figure 2: t-SNE visualization of word embeddings

Deep learning based response generation using the emotion feature extraction

- **목표:** 감정 특징 추출을 이용한 감정적이고 자연스러운 응답 생성
- **독창성:** 감정의 미묘한 부분을 반영 가능한 응답 생성
- **결과:** 정량적 평가 기준 perplexity 수치 32.91 달성 / 정성적 평가 기준 감정적 및 자연스러운 응답 생성 확인

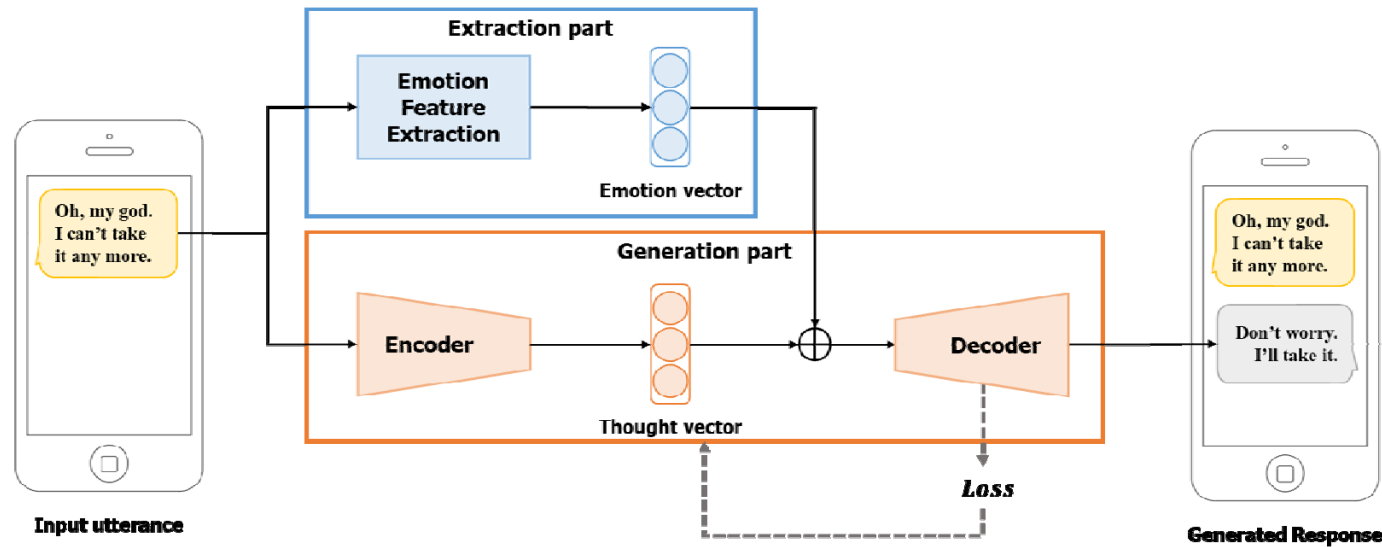


TABLE III: Results of response generation modeling

| Model | Epoch | Params | Test loss | Test perplexity |
|---|-------|--------|-----------|-----------------|
| Seq2Seq [3] | 32 | 31.72M | 3.515 | 33.63 |
| Attn-Seq2Seq [16] | 32 | 35.32M | 3.550 | 34.82 |
| Attn-Seq2Seq [17] | 32 | 34.96M | 3.519 | 33.77 |
| Enc-aft [9] | 32 | 46.24M | 3.589 | 36.22 |
| Our model (w LSTM classifier) | 32 | 43.35M | 3.493 | 32.91 |
| Our model (w Bi-LSTM classifier) | 32 | 46.24M | 3.504 | 33.22 |

TABLE IV: Results of comparative study.

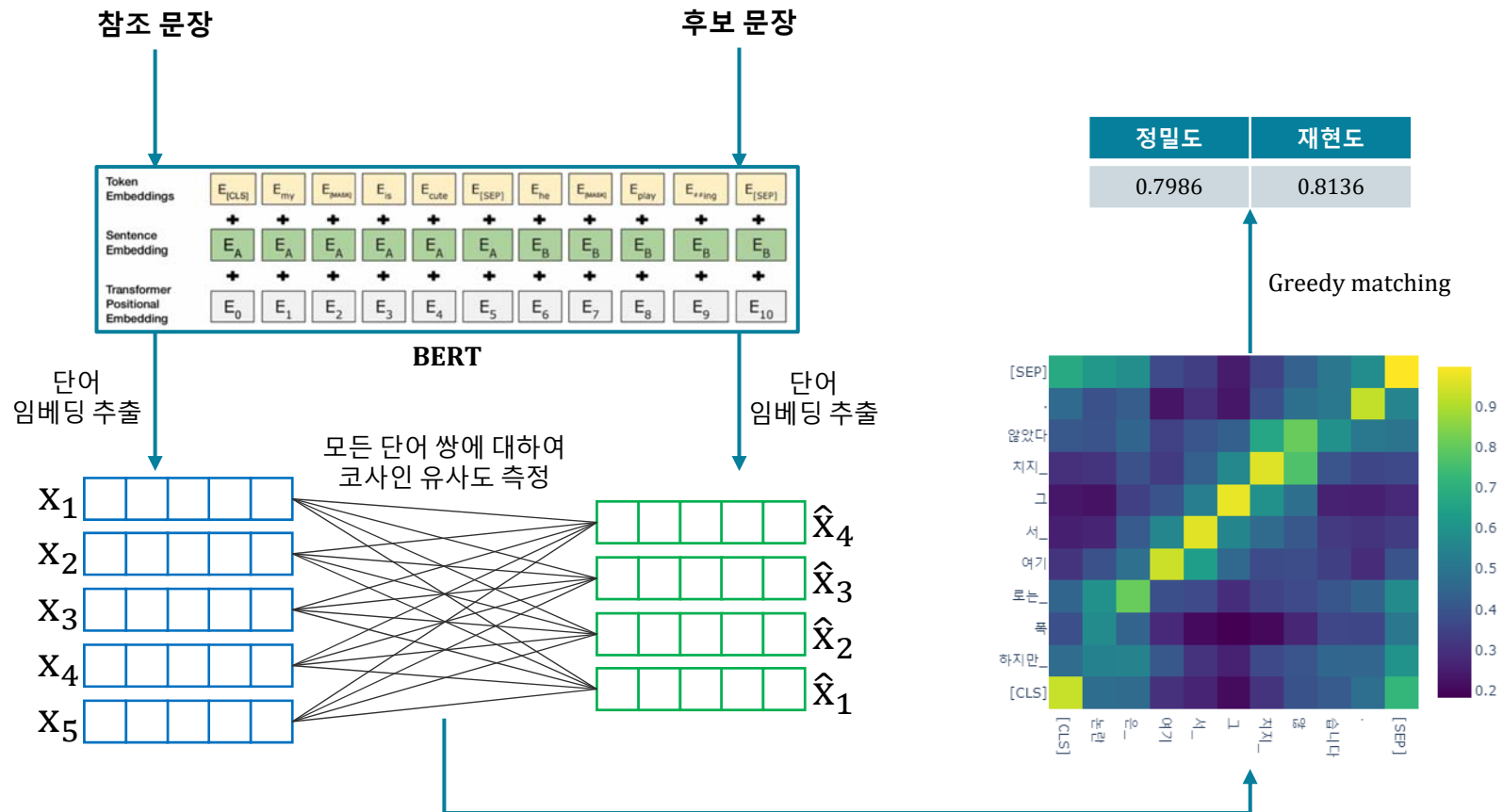
| Emotion | Utterance | Response | |
|-----------|---|-----------------------------------|---|
| | | Enc-aft [9] | Our model (w LSTM classifier) |
| anger | Weren't you taught that yellow means slow down, not speed up? | It doesn't matter. | I'm sorry, I didn't think about it. |
| | It's more violent than TV news! | What's wrong with it? | You're kidding! |
| | Excuse me, I have something to trouble you. | What's wrong? | What's the matter? |
| | Billy, you are late again. | I don't think so. | I'm sorry, mrsmith. |
| happiness | an hour ago, I bought this vase with my tourist. | What's wrong with you? | How much is it? |
| | What a beautiful view we have here. | That's good. | The grand canyon is truly masterpiece. |
| | Sure, I like drinking tea at tea houses. | That's a good idea. | What kind of tea do you like? |
| | I'm so glad I bought this watch! | That's great. | I'm glad you like it. |
| sadness | thank you! what about your daughter, pameala? | That's a good idea. | Yes, she had a beautiful restaurant in conzumel mexico. |
| | I heard she has passed the bar exam and married recently. | She has a great memory. | I'm glad to hear that. |
| | You are invited to my wedding. | I'd love to. | I'm glad to hear that. |
| | I'm not in the mood! | I'm sorry to hear that. | What are you feeling depress? |
| surprise | Oh, oh, madam, madam, I'm afraid you have the wrong number. | Oh, no, I'm sorry. | Oh, it's my fault, isn't it? |
| | Oh, I'm sorry I bothered you. I'm really sorry. | I'm sorry to hear that. | That's all right. |
| | I'm dreadfully sorry for you. | I'm sorry | It doesn't matter. |
| | Sorry, sir. It's the sale price. | I'm afraid that 's too expensive. | How much is it? |
| surprise | What do you mean? | What do you mean? | You are suspected of hiding illegal drugs. |
| | What's wrong with you? You look pale. | What's wrong with it? | I have a headache. |
| | I believe it happened last night. | What did you say? | What happened? |
| | Do you believe in UFOs? | No, I don't believe it. | Yes, they are. |
| | Honey, what's wrong with you? | What's wrong? | I've got a headache. |

BERT 기반 한국어 문장의 유사도 측정 연구

- **목표:** 문맥을 고려하여 두 한국어 문장 사이 의미 유사도 계산 수행
- **독창성:** BERT 기반 임베딩을 활용하여 문장의 문맥을 고려한 유사도 측정 가능
- **결과:** 기존 n-gram 방식의 문장 유사도 평가 방법과 비교했을 때, 약 13%의 성능 향상 달성

하지만 폭로는 여기서 그치지 않았다.

논란은 여기서 그치지 않습니다.

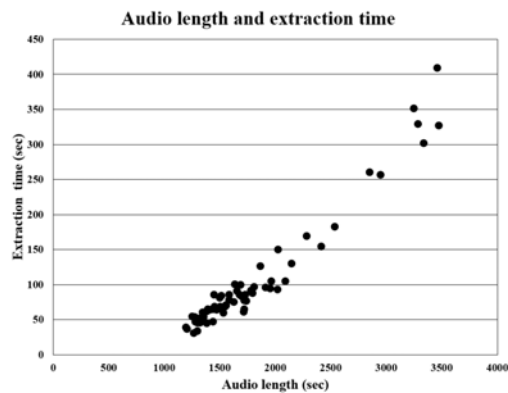
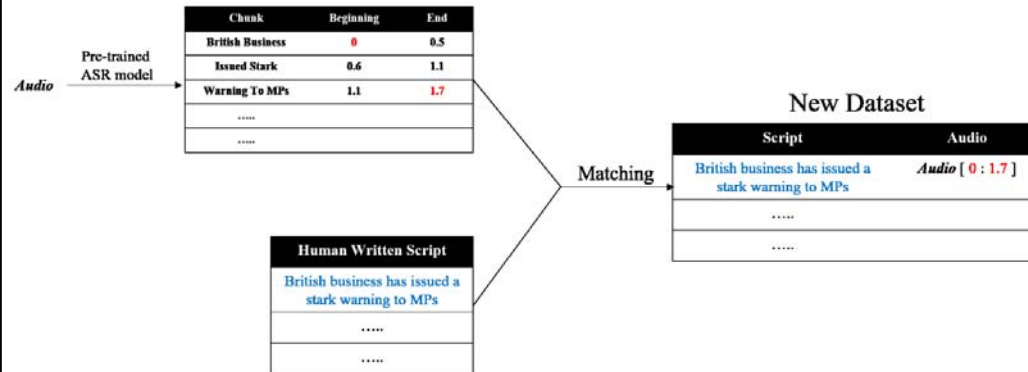


한국어 음성 데이터 수집 / 한국어 음성 합성

- **목표:** 유튜브로부터 한국어 음성 데이터 수집 / 음성 합성 구현 과정 상세 및 CherryPy 연동
- **독창성:** 유튜브의 부정확한 자막(STT)을 스크립트로 정제하는 방식 / 한국어 모델, 데이터 사용
- **결과:** 351시간, 21GB 데이터 수집 /

한국어 음성 데이터 수집

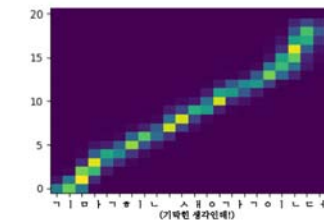
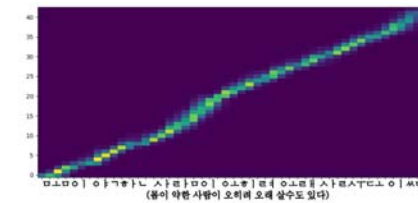
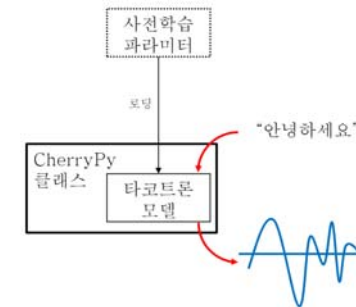
- 351시간 / 21GB



한국어 음성 합성

- Tacotron 학습
- CherryPy 서버

<http://114.71.220.20:8882/>

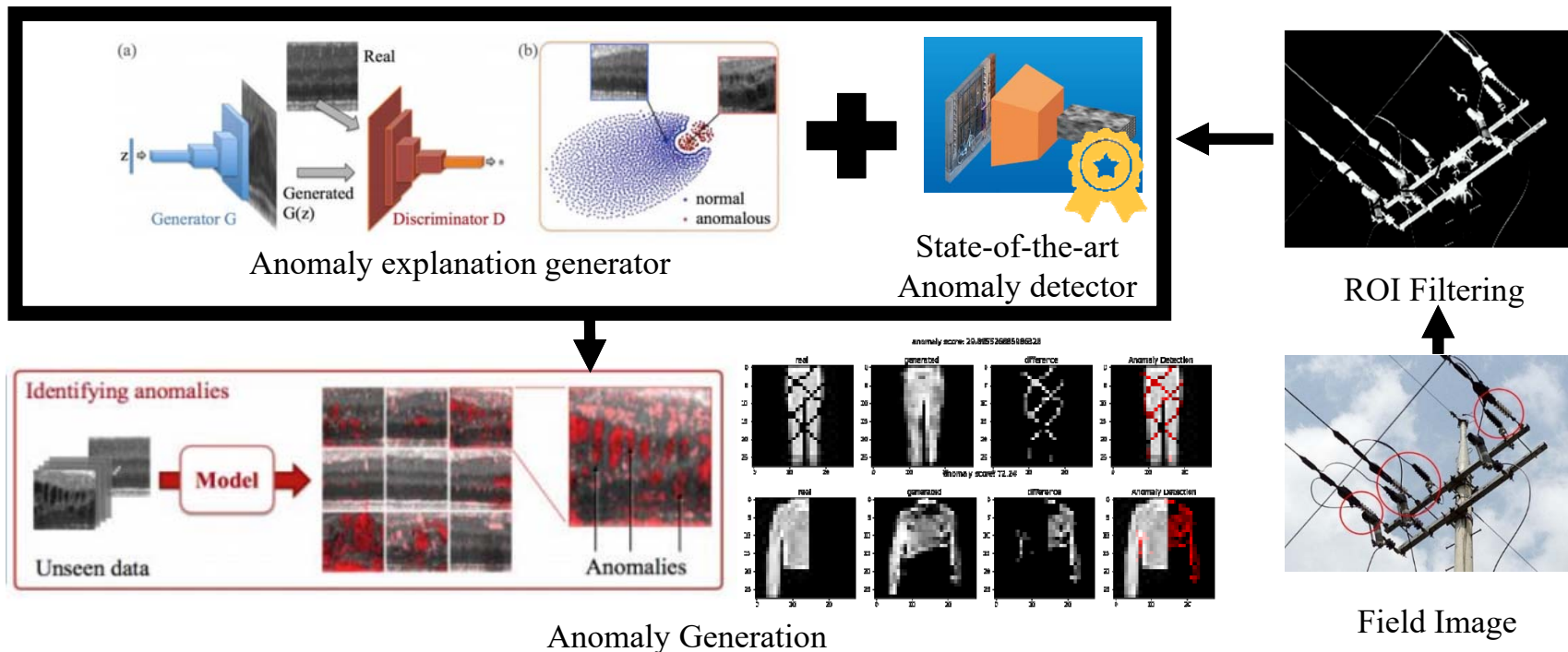




Other Topics in AI

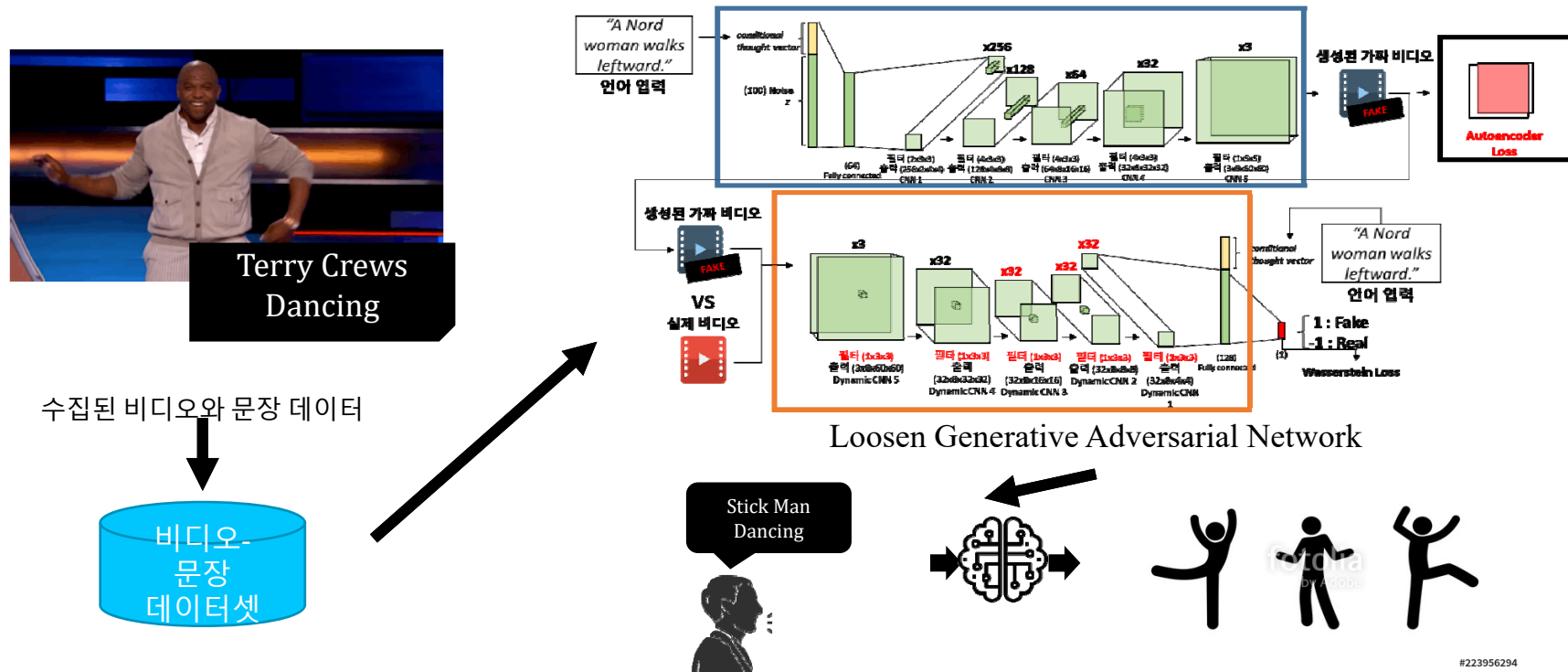
비정상 상황 탐지 및 설명 생성

- **목표:** 전력계통 현장 상황 이미지의 비정상 상황을 탐지하고 설명을 생성하는 Anomaly detection 기술 제안
- **독창성:** 전력 계통에 설명 가능한 인공지능을 도입하는 초기 연구
- **결과:** 비지도 학습을 통해 설명에 유의미한 Feature 추출



비디오 합성

- **목표:** 자연어-비디오 합성 모델 제안
- **독창성:** 자연어 입력 분석 및 빠른 비디오 합성 기술 제안
- **결과:** 이전 연구의 WGAN 모델과 비교 언어 일치성 47.33% 개선.



[1] 이동건, 최호진. 언어-비디오 생성에서 Autoencoder Loss와 Loosen GAN Architecture를 사용한 학습속도의 개선 (2018)

[2] Lee, Dongkun and Ho-Jin Choi. "Text to Game Characterization: A Starting Point for Generative Adversarial Video Composition." 2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp) (2018): 717-720.

[3] 이동건, 설명가능한 인공지능을 이용한 2차원 배관설비 환경에서의 고장 예측, The 5th International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp2018) - The 1st International Workshop on Dialog Systems (IWDS 2018)

Data Point Completion with Neural Processes

- **목표:** Incomplete data point 가 주어지면 학습된 모델로 missing value들을 예측
- **독창성:** Matrix completion 에서 더 나아간 data point completion / Uncertainty (confidence) 도 함께 예측
- **결과:** Data point completion 수행 및 feature embedding, importance 학습 확인

Data point completion

- 활용 모델: Conditional Neural Processes
- Meta-learning / few-shot learning 과 관련

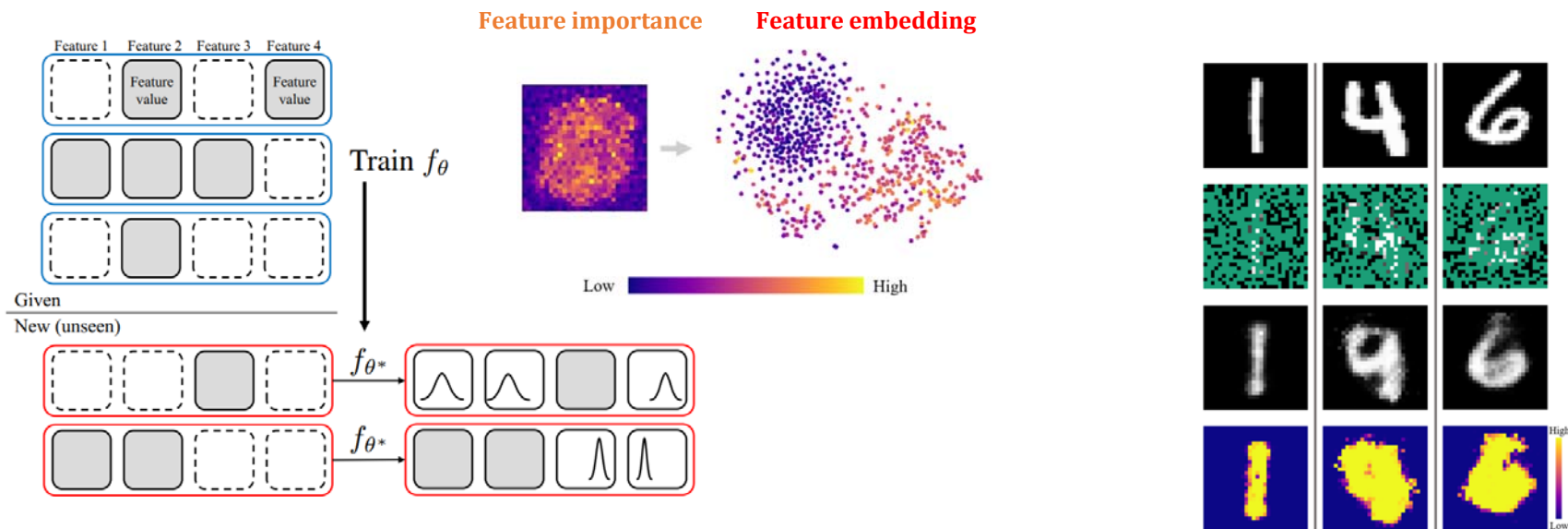
Feature embedding 도입

- 각 feature를 표현하며 input역할을 함 (output은 feature value)

Feature importance 도입

- Feature 의 중요도를 나타냄

다른 Meta-learning / Few-shot learning 방법(e.g. MAML)도 적용 가능



Improving Matrix Completion with Self-Expressiveness

- **목표:** Matrix의 data point가 cluster 를 가질 때 low-rank matrix completion 이 더 잘 작동하도록
- **독창성:** Low-rank matrix completion 결과에 self-expressiveness 성질을 적용해 성능을 향상
- **결과:** Matrix의 data point가 cluster 를 가질 때 성능 향상 및 클러스터링 가능

- **Cluster**

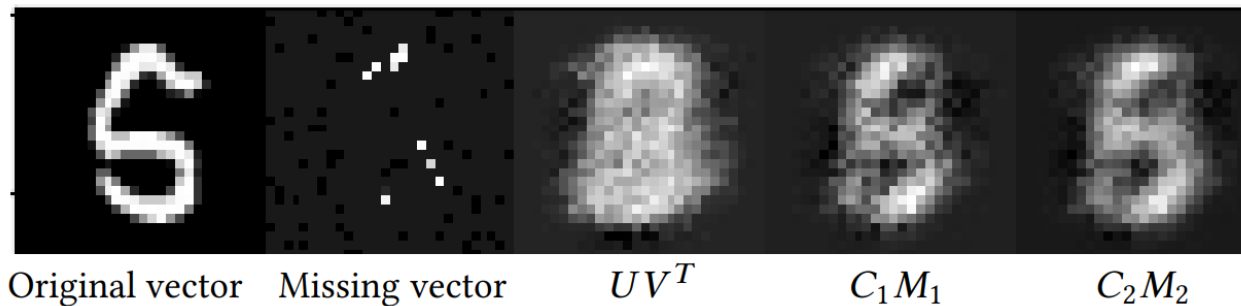
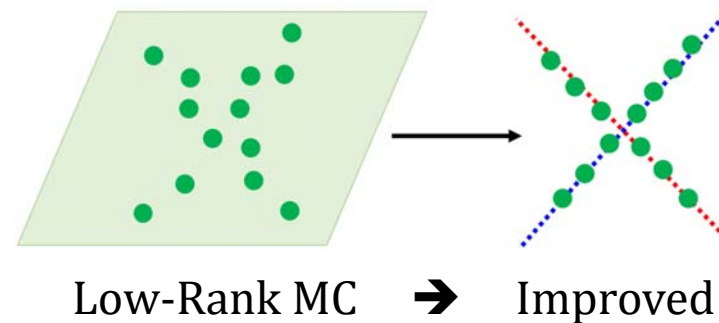
- Data point 들이 subspace 형태로 cluster를 갖는 경우 보정 가능

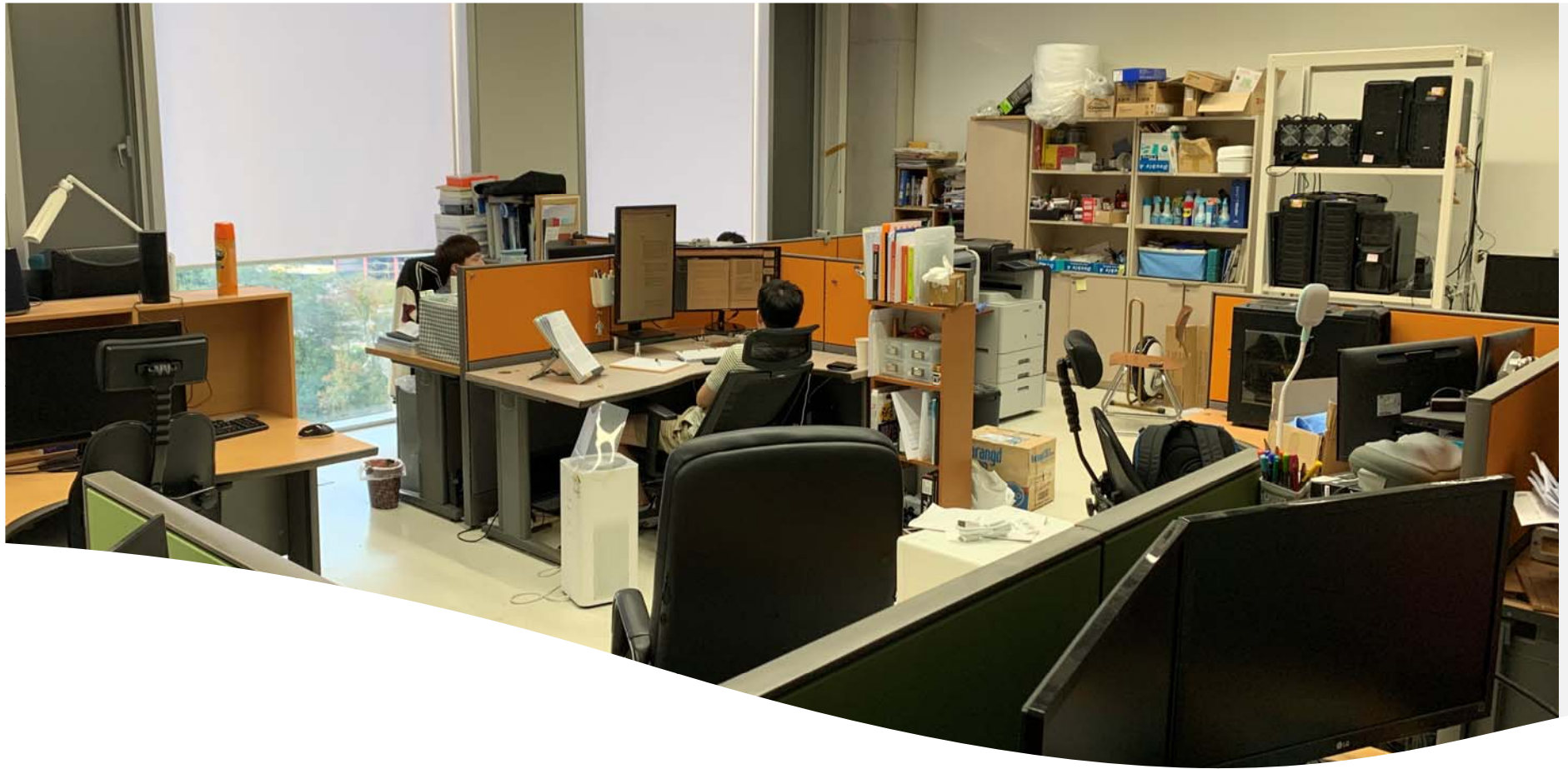
- **Self-expressiveness**

- Subspace 형태로 cluste를 가질 때 나타나는 성질
- 적은 수의 다른 data point의 linear combination 만으로도 data point 표현 가능

- **Loss 수정**

$$\min_{U_C, V_C, U, V} \|O \circ (\mathcal{P}_\Omega(M) - CM_1)\|_F^2 + \|C\|_1$$





The KEAI Lab & Members

Location: KAIST N1 #724

Homepage: <https://kecilab.kaist.ac.kr>

KEAI Lab Members

▪ Faculty & Staff

- 교수: **최호진**, PhD(Imperial College London)
- 산학협력중점교수: **이현규**, PhD(KAIST)
- 행정원: **여수정** (스마트에너지인공지능연구센터)

▪ Students

- 박사과정 (full-time): **오교중, 임채균, 현종환, 이동건, 한승호, 이영준**
- 박사과정 (part-time): **장문종**
- 석사과정: **권민수, 고보원, 남제현**



Thank You

Contact: Prof. Ho-Jin Choi
N1 #707 (Lab: #724)
hojinc@kaist.ac.kr
010-8765-7445