

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

2017. 12. 26-27

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

지혜성

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. A Knowledge Embedded Hybrid Deep Neural Network for Video Scene Detection

## ❖ 스마트 시니어 세대의 문화 향유를 위한 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술 개발

# A Knowledge Embedded Hybrid Deep Neural Network for Video Scene Detection

---

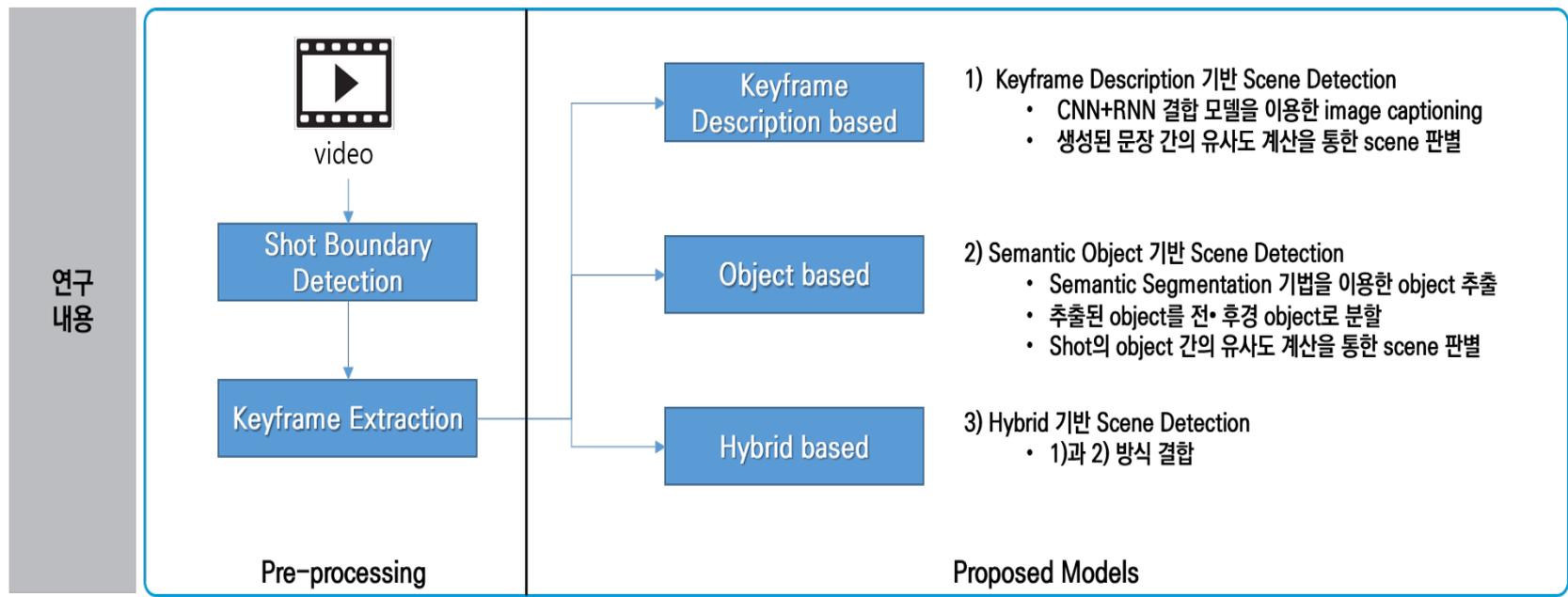
고려대학교 NLP&AI Lab.

지혜성

# 연구 목표

**비전** 의미 분석 기반의 차세대 비디오 검색·추천 서비스

**연구 목적** 비디오 안에서 **의미적 자질을 통해 의미적인 비디오 장면 분할을 수행**함으로써 **자동으로 비디오의 장면을 검출**하고 이를 이용하여 **기존 서비스의 단점을 극복**하고 보다 **다양한 형태의 비디오 서비스에 기여**하고자 함



**활용**

- 비디오 이해 연구의 기본적 모듈로 구조 분석, 의미 분석, 주요 장면 추출 등 비디오 관련 연구에 활용
- 비디오 검색, 추천 및 자동 요약 등 비디오 서비스 영역에 활용
- 유사한 의미를 가지는 장면만을 모아 분석하여 응급 상황 알림과 같은 상황 감지 연구에 활용

# 연구 내용 - Description based Video Scene Detection

*Hypothesis : 유사한 의미를 가지는 이미지는 유사한 문장을 생성한다.*

(생성된 문장은 틀려도 일관성을 가지고 생성한다.)

*Shot28*

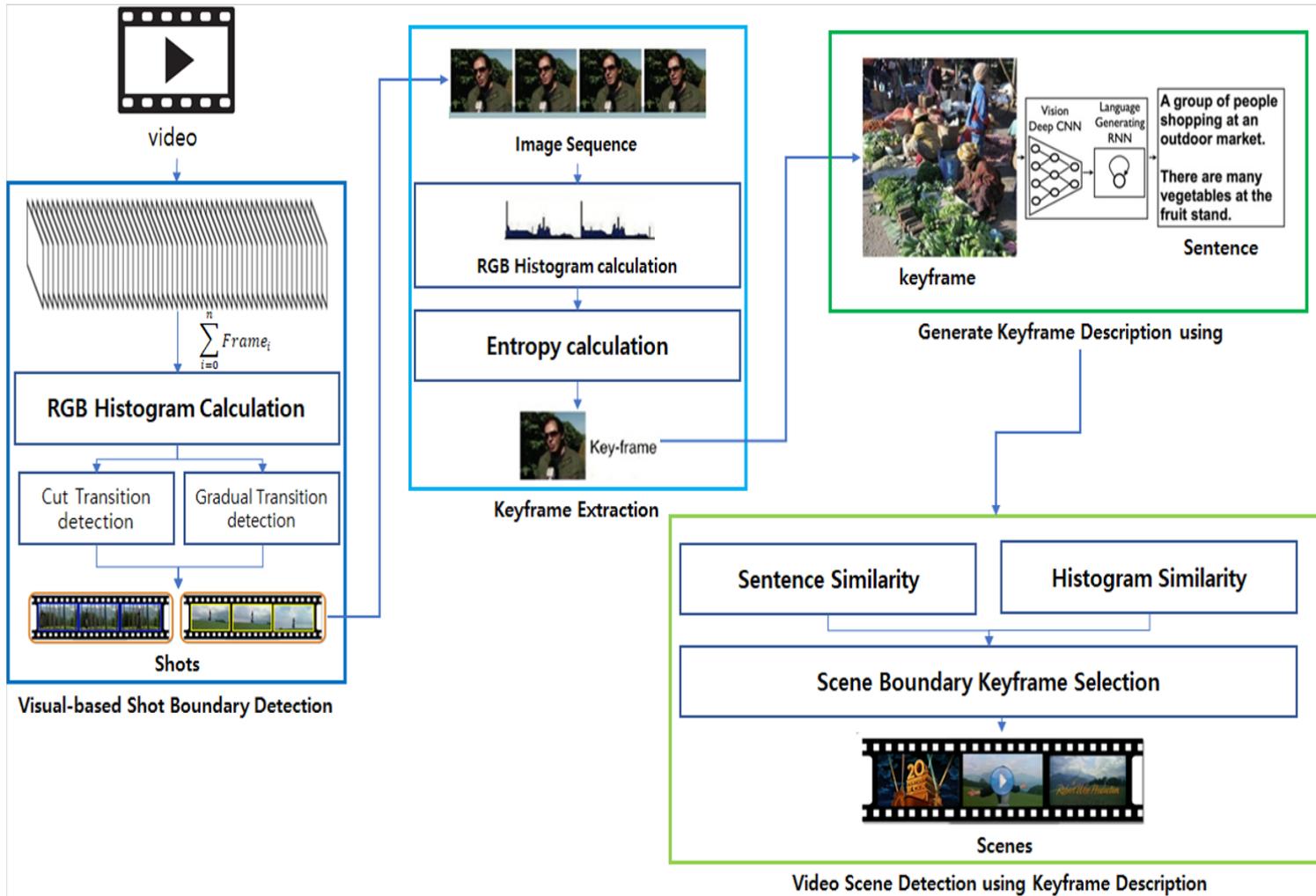


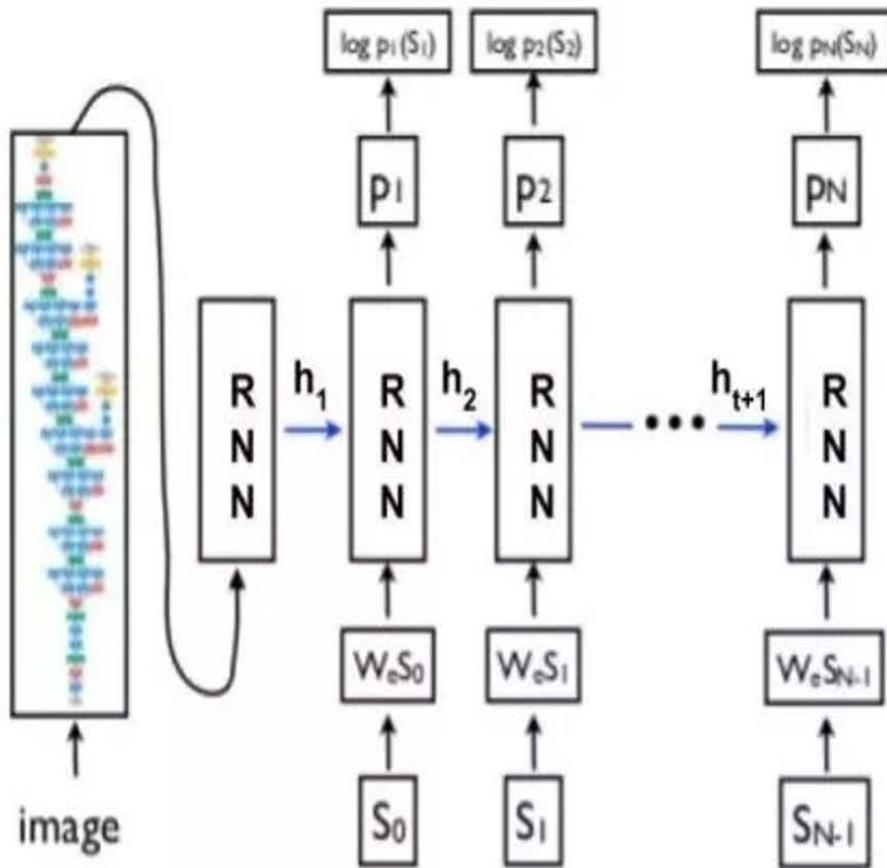
*a man is doing a trick on a skateboard*

*Shot32*



*a man is doing a trick on a skateboard*





- Input : image Output : feature Vector
- Encoder
  - CNN : VGG net
    - 2014, Oxford VGGNet
    - 19 layer 사용
- Decoder
  - RNN : LSTM

- **Scene Detection using Keyframe Description**
  - **Sentence Similarity**
    - **Jaccard Similarity**
      - $J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$  if  $A \cup B$  and  $A \cap B$  is  $\emptyset$  then  $J(A, B) = 0$
  - **Histogram Similarity**
    - **Color histogram 유사도 계산과 동일**
  - **Scene Detection**
    - **전체 Keyframe에서 아래의 식을 수행하여 Threshold 값보다 낮은 경우 Scene Boundary로 추정**
    - **Threshold  $\alpha = 0.25$  일 때, 가장 좋은 성능을 보임**

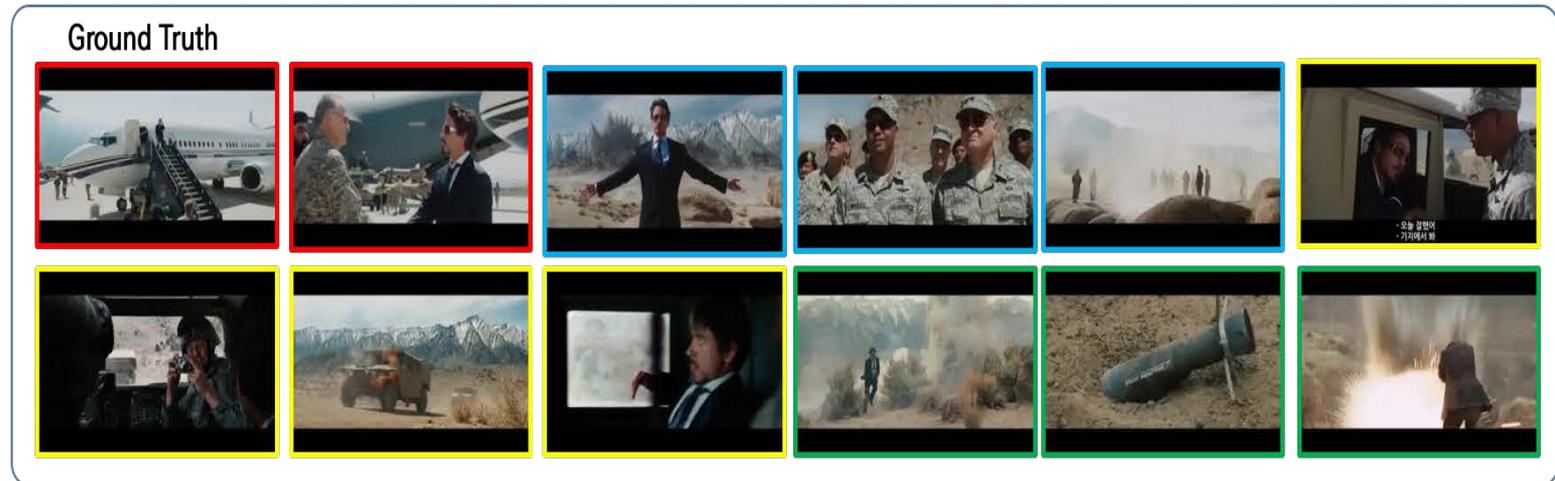
$$SD(HDist, JDist) = \alpha * HDist + (1 - \alpha) * JDist$$

- Keyframe Description based Scene Detection Example

- Good Performance Example



- Bad Performance Example



# 연구 내용 - Object based Video Scene Detection

- Keyframe Description based method의 한계점
  - Image Captioning 성능의 한계

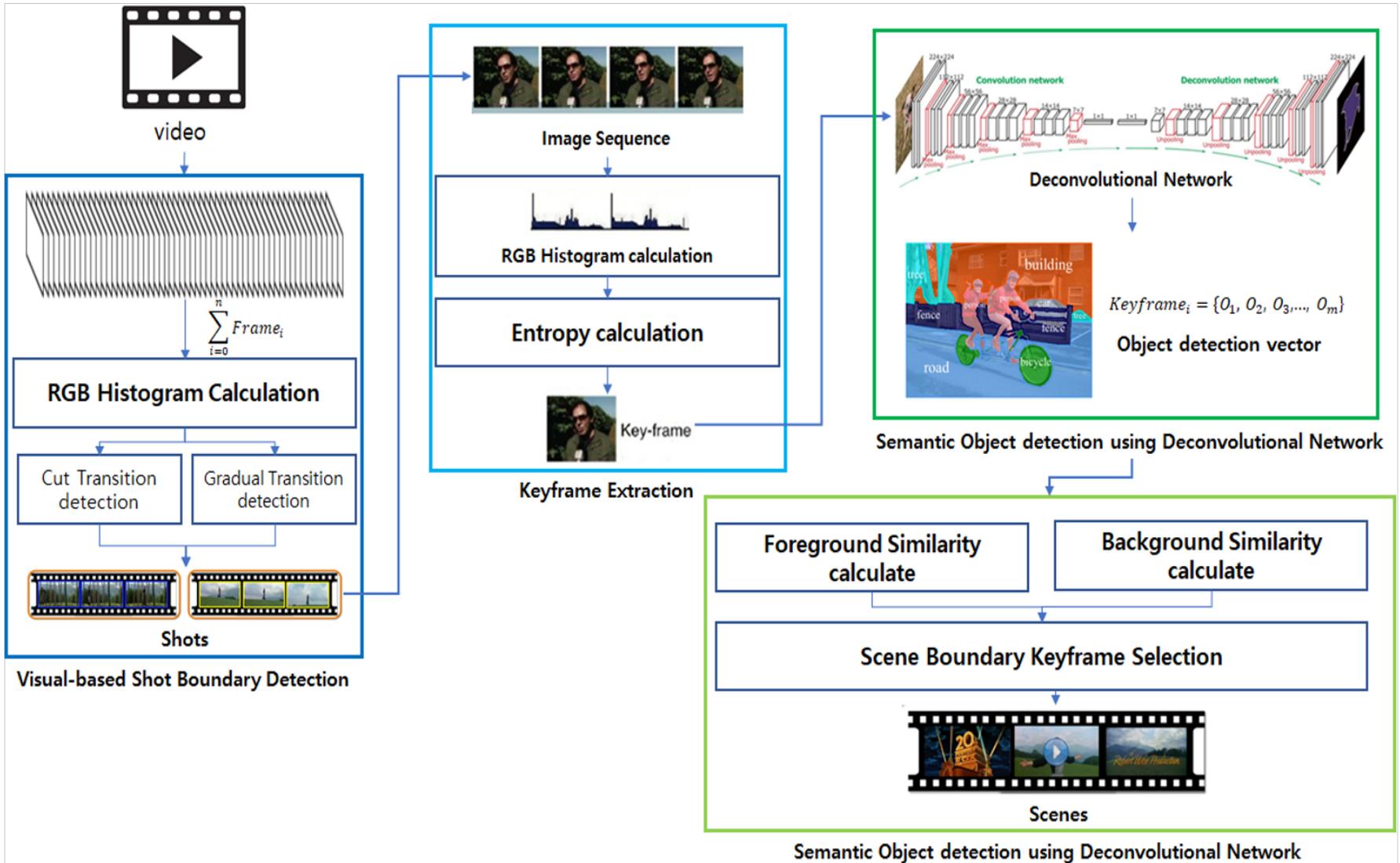


*a man is doing a trick on a skateboard ?*

- 문장만으론 Scene 생성 불가능



*a man riding on the back of a brown horse .*



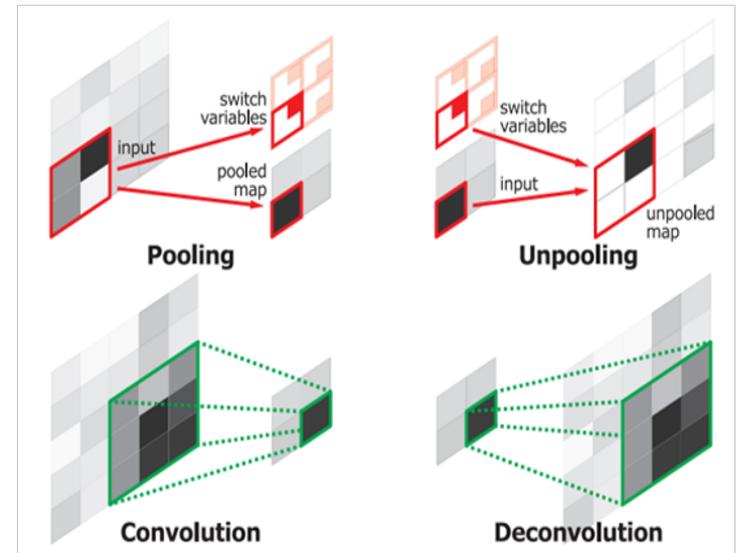
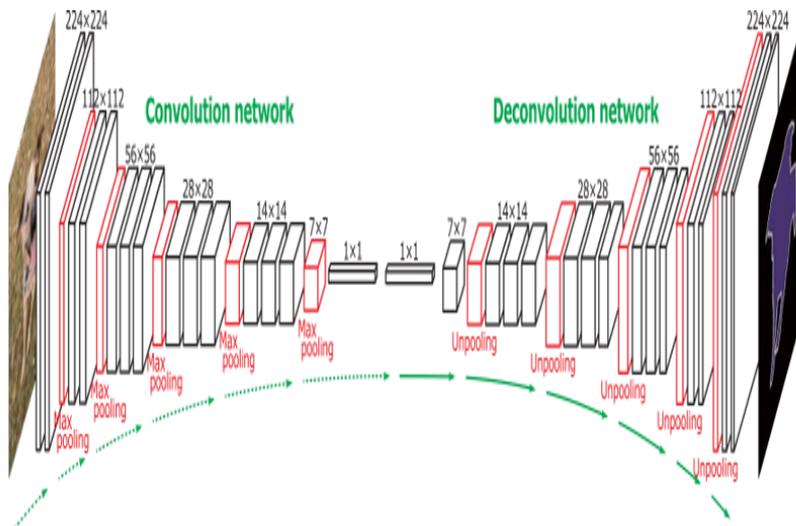
- **Semantic Object Extraction**

- **Deconvolution Neural Network**

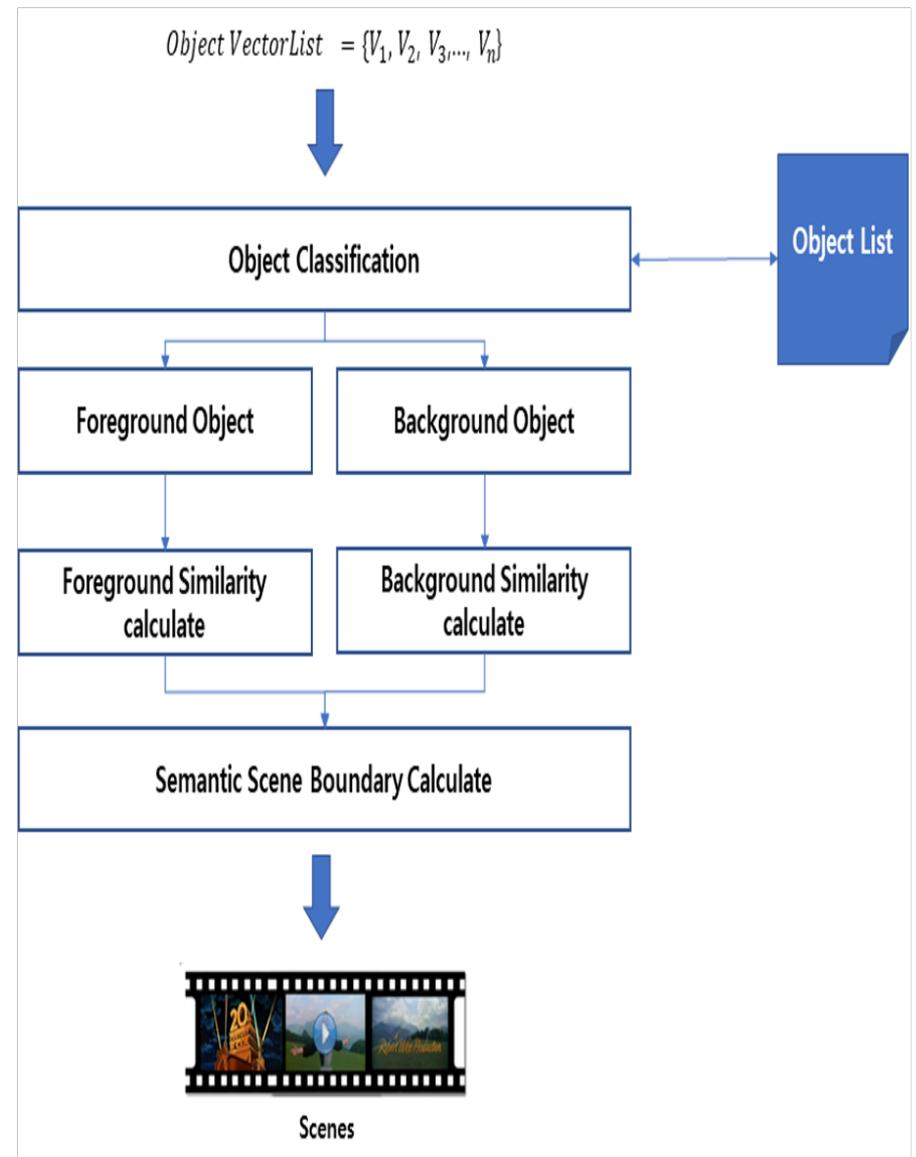
- VGG16을 기본 CNN으로 사용

- convolutional network에 대칭되는 deconvolutional network을 추가하여 이를 통해 up-sampling 해상도 문제를 해결하고자 함

- max-pooling의 위치를 기억하여 정위치를 찾아가기 위한 switch variable 개념을 유사하게 사용함



- Scene Detection using Semantic Object
  - Moving Object : Foreground
  - Similarity
    - Cosine Similarity
  - Scene Detection
    - Similarity Threshold  $> 0.5$



- Object based Knowledge Scene Detection

- Bad Performance Example in Keyframe Description based Scene Detection

Ground Truth



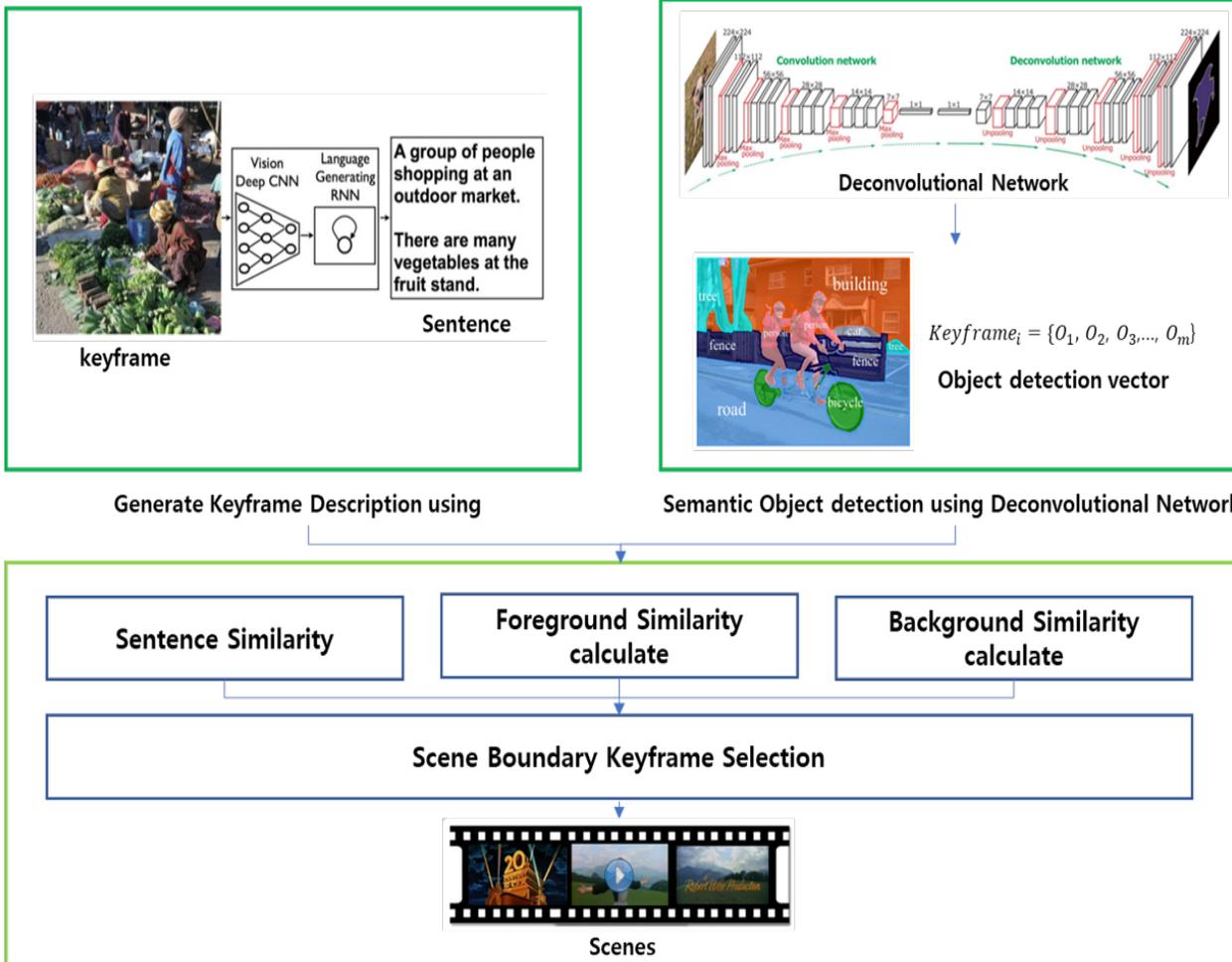
- Example in Object based Scene Detection

Ground Truth



# 연구 내용 - Hybrid based Video Scene Detection

- Hybrid Scene Detection using Description and Object from Keyframe



$$SD = \alpha * SS + \beta * FS + \gamma * BS$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1$$

- Example in Object based Scene Detection

Ground Truth



- Example in Hybrid based Scene Detection

Ground Truth



# 연구 내용 - Experiment : Datasets

- TRECVID 2016
  - 10 Video
  - Manually Ground Truth

video name	Duration	Number of Scene
	hh:mm:ss	
FalconPhysics	00:09:02	8
FincaProject	00:07:35	6
Forza_Trailer	00:06:33	6
GoodSport	00:09:28	8
HarisDone	00:07:52	6
LegoCreator	00:06:25	4
Popeye	00:06:13	5
PregameShow	00:06:39	18
SpotNews1937	00:09:14	5
WestlessAmeri	00:06:11	8

- Open Video Scene Detection(OVSD)
  - IBM(2016)
  - 6 Video

video name	Duration	Number of Scene
	hh:mm:ss	
Elephants dream	00:09:22	8
Big Bug Buddy	00:08:08	13
Sintel	00:12:24	7
tears of steel	00:09:48	9
Cosmos Laundromat	00:09:59	6
Valkaama	01:33:05	49

- **Manual Dataset**

- **Movie 10 min Summary**
- **10 Video**

video name	Duration	Number of Scene
	hh:mm:ss	
Iron Man 1	00:09:50	12
pirate of the caribbean 1	00:09:51	14
maze runner	00:11:11	13
hang over	00:10:47	18
world war Z	00:10:29	10
Finest hours	00:10:52	14
beetle juice	00:10:57	14
goodbye my friend	00:10:19	16
prometheus	00:10:43	13
man in the dark	00:10:52	16

# 연구 내용 - Experiment : Evaluation Metrics

- Precision, Recall and F-measure

- 대표적인 모델 성능 평가 지표

- recall =  $\frac{|R \cap A|}{|R|}$

- precision =  $\frac{|R \cap A|}{|A|}$

- F - measure =  $\frac{2 * \text{recall} * \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}}$

- Coverage, Overflow and F-score

- Video Scene 성능 평가 지표

- Coverage =  $\sum_{i=1}^{|S|} \frac{\max(|R_i \cap A_j| \dots |R_i \cap A_{j+k}|)}{|R_i|} * \frac{|R_i|}{|R|}$

- Overflow =  $\sum_{i=1}^{|S|} \frac{\max(|A_j - R_i|) * \min(|A_j \cap R_i|)}{|R_{i-1}| + |R_{i+1}|} * \frac{|R_i|}{|R|}$

- F - score =  $\frac{2C(1-0)}{C+(1-0)}$

# 연구 내용 - Experiment : Results

## *TREC Vid 2016 Dataset*

video name	Human					
	P	R	F	C	O	FS
FalconPhysics	0.77	0.87	0.82	0.88	0.11	0.88
FincaProject	0.62	0.83	0.71	0.85	0.12	0.86
Forza_Trailer	0.71	0.83	0.76	0.87	0.11	0.87
GoodSport	0.7	0.87	0.77	0.86	0.13	0.86
HarisDone	0.62	0.83	0.71	0.84	0.12	0.85
LegoCreator	0.5	0.75	0.6	0.78	0.16	0.80
Popeye	0.8	0.8	0.8	0.91	0.07	0.91
PregameShow	0.78	0.83	0.81	0.87	0.14	0.86
SpotNews1937	0.66	0.8	0.72	0.85	0.16	0.84
Westless Ameri	0.77	0.87	0.82	0.88	0.11	0.88
Average	<b>0.69</b>	<b>0.83</b>	<b>0.75</b>	<b>0.85</b>	<b>0.12</b>	<b>0.86</b>

# 연구 내용 - Experiment : Human factors

## *OVSD Dataset*

video name	Human					
	P	R	F	C	O	FS
Elephants dream	0.77	0.87	0.82	0.88	0.11	0.88
Big Bug Buddy	0.78	0.84	0.81	0.84	0.12	0.85
Sintel	0.75	0.85	0.8	0.83	0.14	0.84
tears of steel	0.8	0.88	0.84	0.90	0.07	0.91
Cosmos Laundrom at	0.71	0.83	0.76	0.81	0.15	0.82
Valkaama	0.82	0.83	0.82	0.88	0.09	0.89
Average	<b>0.77</b>	<b>0.85</b>	<b>0.81</b>	<b>0.85</b>	<b>0.11</b>	<b>0.87</b>

*manual Dataset*

video name	Human					
	P	R	F	C	O	FS
Iron Man 1	0.76	0.83	0.8	0.9	0.08	0.90
pirate of the caribbean 1	0.8	0.85	0.82	0.88	0.09	0.89
maze runner	0.78	0.84	0.81	0.86	0.11	0.87
hang over	0.78	0.83	0.81	0.84	0.14	0.84
world war Z	0.81	0.9	0.85	0.88	0.09	0.89
Finest hours	0.8	0.85	0.82	0.91	0.07	0.91
beetle juice	0.8	0.85	0.82	0.92	0.08	0.92
goodbye my friend	0.82	0.87	0.84	0.87	0.09	0.88
prometheus	0.78	0.84	0.81	0.85	0.12	0.86
man in the dark	0.82	0.87	0.84	0.89	0.10	0.89
Average	<b>0.79</b>	<b>0.85</b>	<b>0.82</b>	<b>0.88</b>	<b>0.09</b>	<b>0.89</b>

# 연구 내용 - Experiment : Results

## *TREC Vid 2016 Dataset*

	Precision	Recall	F-measure	Coverage	Overflow	F-Score
DB	0.29	0.52	0.36	0.64	0.31	0.66
OB	0.17	0.5	0.25	0.67	0.28	0.69
Hybrid	0.19	0.51	0.28	0.70	0.25	0.72
Human	0.69	0.83	0.75	0.85	0.12	0.86

*OVSD Dataset*

	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F-measure</b>	<b>Coverage</b>	<b>Overflow</b>	<b>F-Score</b>
<b>DB</b>	-	-	-	-	-	-
<b>OB</b>	0.35	0.54	0.42	0.68	0.28	<b>0.69</b>
<b>Hybrid</b>	0.38	0.58	0.46	0.71	0.19	<b>0.75</b>
<b>Human</b>	0.77	0.85	0.81	0.85	0.11	<b>0.87</b>

*Manual Dataset*

	Precision	Recall	F-measure	Coverage	Overflow	F-Score
<b>DB</b>	-	-	-	-	-	-
<b>OB</b>	<b>0.45</b>	<b>0.56</b>	<b>0.50</b>	<b>0.74</b>	<b>0.27</b>	<b>0.73</b>
<b>Hybrid</b>	<b>0.49</b>	<b>0.60</b>	<b>0.54</b>	<b>0.79</b>	<b>0.21</b>	<b>0.79</b>
<b>Human</b>	<b>0.79</b>	<b>0.85</b>	<b>0.82</b>	<b>0.88</b>	<b>0.09</b>	<b>0.89</b>

# 연구 내용 - Discussion

- Advantage
  - Keyframe만을 이용한 크지 않은 계산 량
  - Low-level feature 가 아닌 High-level feature를 이용
  - 사람에 따라 어느정도 납득이 가능한 Scene 자동 검출
- Limitations
  - Keyframe 기반 모델의 태생적 한계
  - 실험 데이터의 부재

# 연구 내용 - Conclusion

- Video 내의 의미적 정보를 기반으로 Video Scene Detection 수행
- 3가지 Model 제안
  - Keyframe Description Based
  - Semantic Object Based
  - Hybrid Based
- Human이 수행한 경우와 비교 측정
- 최고 79%의 성능 (인간 89%)
  - 인간대비 약 10% 정도의 차이
- Future Works
  - Multi-modal data 활용 등 Feature 증가
  - End-To-End , Transfer learning 등의 방법 고려
  - Scene 기반 비디오 장면 검색 연구

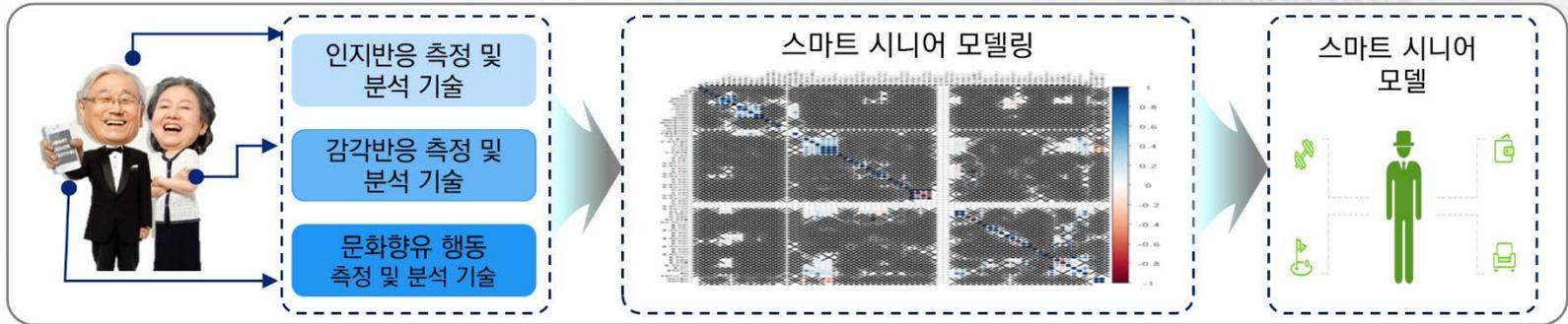
# 스마트 시니어 세대의 문화 향유를 위한 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술 개발

---

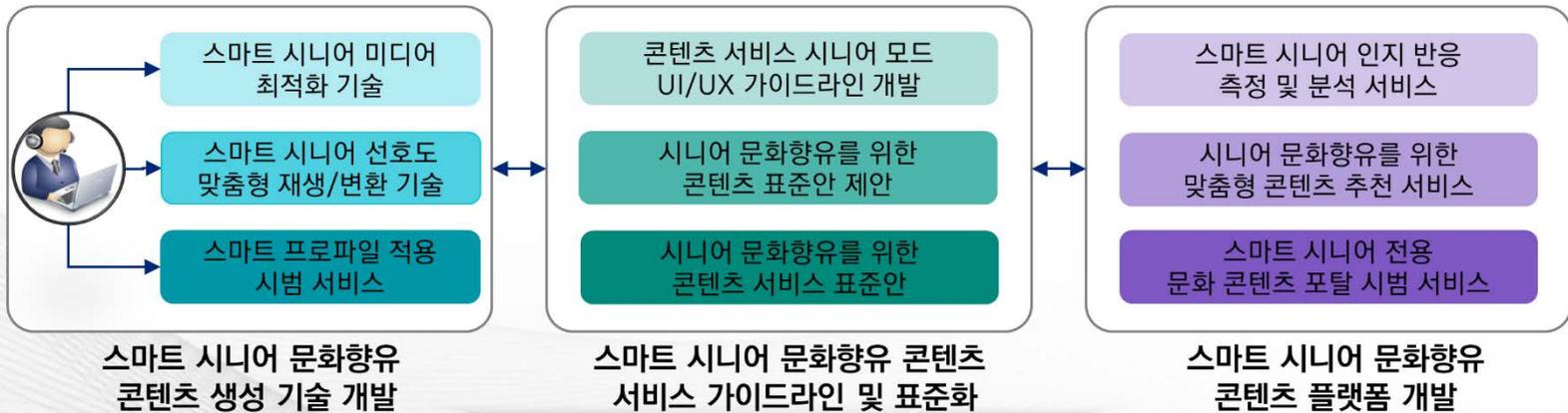
고려대학교 NLP&AI Lab.

지혜성

### 스마트 시니어 인지/감각 반응 분석 및 모델링 기술 개발



### 스마트 시니어 맞춤형 프로파일



### 활용 방안

- 스마트 시니어 전용 콘텐츠 서비스
- 스마트 시니어 반응 측정 서비스
- 스마트 시니어 전용 플랫폼
- 스마트 시니어 빅데이터 분석



# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 논문

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 해외 저널

1. Hyesung Ji, Youdong Yun, Seolhwa Lee, Kuekyeng Kim, Heuseok Lim, “An adaptable UI/UX considering user’s cognitive and behavior information in distributed environment”, Cluster Computing, 2017.07.
2. Hyesung Ji, Daniel Hoosyer, Heuseok Lim, “A Semantic-based Video Scene Segmentation using Deep Neural Network”, Journal of Information Science, Submitted

**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

양영욱

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. Factorized Group Preference-Based Similarity Models for Sparse Sequential Recommendation

## ❖ 과제

1. 사용자 선호도 변화를 고려한 개인 맞춤형 콘텐츠 소비 경로 추천 모델 연구 및 개발
2. 목적 지향적 한국어 대화기술의 지속 가능한 발전을 위한 학습데이터 구축 및 End-to-End 학습 기반의 한국어 대화기술 개발

# Factorized **G**roup **P**reference-Based **S**imilarity Models for Sparse Sequential Recommendation

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

양영욱

# 연구 내용 - Structure

FISM = User preference  
(item-to-item similarity)

FPMC = User preference(MF) + markov chain(first ordered)

Fossil = User preference + markov chain(high ordered)  
(item-to-item similarity)

GPS = Group preference + User preference + markov chain(high ordered)  
(item-to-item similarity)

# 연구 내용 - User Preference

## Matrix Factorization

$$\hat{r}_{ui} = \langle \mathbf{P}_u, \mathbf{Q}_i \rangle$$

P, Q는 각각 user, item latent factor



SLIM

$$\hat{r}_{ui} = \sum_{j \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{i\}} a_{ji}$$



## Factored Item Similarity Model(FISM)

$$\hat{r}_{ui} = \left\langle \sum_{j \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{i\}} \mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_i \right\rangle$$

# 연구 내용 - User Preference

Matrix Factorization

$$\hat{r}_{ui} = \langle \mathbf{P}_u, \mathbf{Q}_i \rangle$$



SLIM

$$\hat{r}_{ui} = \sum_{j \in \mathcal{J}_u^+ \setminus \{i\}} \mathbf{a}_{ji}$$

항목 i와 j의 유사성을 나타내는 a를 추정



u가 상호작용한 항목 집합

Factored Item Similarity Model(FISM)

$$\hat{r}_{ui} = \langle \sum_{j \in \mathcal{J}_u^+ \setminus \{i\}} \mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_i \rangle$$

# 연구 내용 - User Preference

Matrix Factorization

$$\hat{r}_{ui} = \langle \mathbf{P}_u, \mathbf{Q}_i \rangle$$



SLIM

$$\hat{r}_{ui} = \sum_{j \in \mathcal{J}_u^+ \setminus \{i\}} a_{ji}$$



Factored Item Similarity Model(FISM)

$$\hat{r}_{ui} = \left\langle \sum_{j \in \mathcal{J}_u^+ \setminus \{i\}} \mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_i \right\rangle \quad \text{Item-item 행렬을 MF기법을 사용하여 표현}$$

u가 상호작용한 항목 집합

# 연구 내용 - Sequential Patterns

## Markov Chain

$$p(j|i) \propto \langle M_i, N_j \rangle$$

Factorized personalized markov chain(FPMC) : Markov chain + Matrix factorization

$$p(j|i) \propto \langle X_u, Y_j \rangle + \langle M_i, N_j \rangle$$

Sequential prediction method(FOSSIL) : item-item similarity(MF) + Markov chain

$$p_u(j|i) \propto \sum_{j' \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}} \langle P_{j'}, Q_j \rangle + (\eta + \eta_u) \cdot \langle M_i, N_j \rangle$$

Item-item similarity

first order markov chain

$$p_u(j|S_{t-1}^u, S_{t-2}^u, \dots, S_{t-L}^u) \propto \beta_{-j} + \left\langle \frac{1}{|\mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}|^\alpha} \sum_{j' \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}} P_{j'} \right\rangle + \sum_{k=1}^L (\eta_k + \eta_k^u) \cdot P_{S_{t-k}^u, Q_j}$$

High order markov chain

# 연구 내용 - Sequential Patterns

## Markov Chain

$$p(j|i) \propto \langle M_i, N_j \rangle$$

Factorized personalized markov chain(FPMC) : Markov chain + Matrix factorization

$$p(j|i) \propto \langle X_u, Y_j \rangle + \langle M_i, N_j \rangle$$

Sequential prediction method(FOSSIL) : item-item similarity(MF) + Markov chain

$$p_u(j|i) \propto \sum_{j' \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}} \langle P_{j'}, Q_j \rangle + (\eta + \eta_u) \cdot \langle M_i, N_j \rangle$$

Item-item similarity

first order markov chain

$$p_u(j|S_{t-1}^u, S_{t-2}^u, \dots, S_{t-L}^u) \propto \beta_{-j} + \left\langle \frac{1}{|\mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}|^\alpha} \sum_{j' \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}} P_{j'} \right\rangle + \sum_{k=1}^L (\eta_k + \eta_k^u) \cdot P_{S_{t-k}^u, Q_j}$$

High order markov chain

# 연구 내용 - Sequential Patterns

## Markov Chain

$$p(j|i) \propto \langle M_i, N_j \rangle$$

Factorized personalized markov chain(FPMC) : Markov chain + Matrix factorization

$$p(j|i) \propto \langle X_u, Y_j \rangle + \langle M_i, N_j \rangle$$

Sequential prediction method(FOSSIL) : item-item similarity(MF) + Markov chain

$$p_u(j|i) \propto \sum_{j' \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}} \langle P_{j'}, Q_j \rangle + (\eta + \eta_u) \cdot \langle M_i, N_j \rangle$$

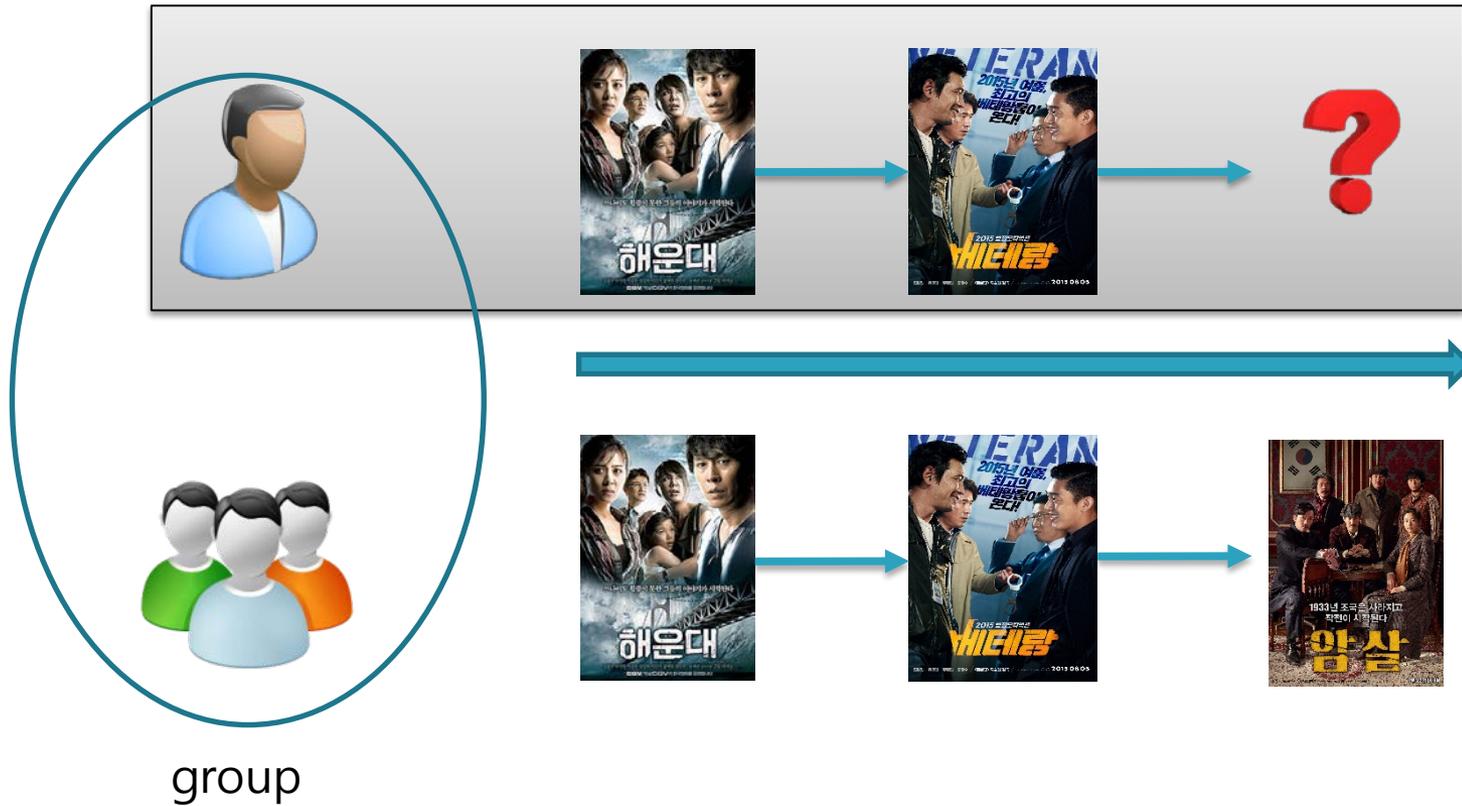
Item-item similarity

first order markov chain

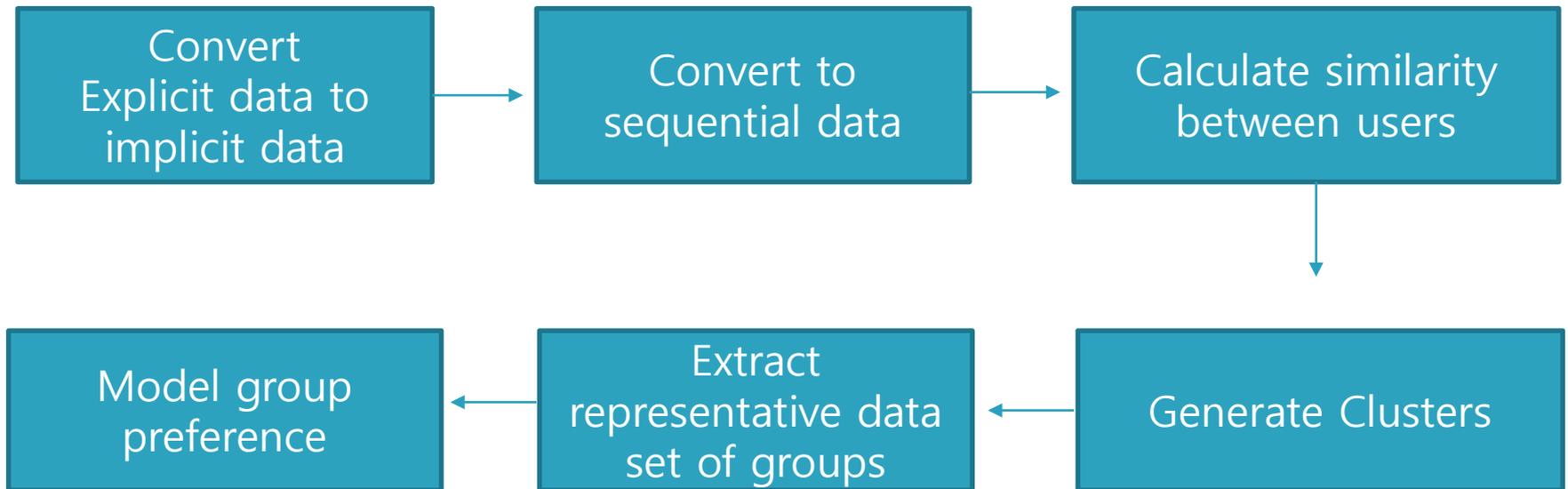
$$p_u(j|S_{t-1}^u, S_{t-2}^u, \dots, S_{t-L}^u) \propto \beta_{-j} + \left\langle \frac{1}{|\mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}|^\alpha} \sum_{j' \in \mathcal{I}_u^+ \setminus \{j\}} P_{j'} \right\rangle + \sum_{k=1}^L (\eta_k + \eta_k^u) \cdot P_{S_{t-k}^u, Q_j}$$

High order markov chain

# Idea - Group preference



# 연구 내용 - Process for group preference



# 연구 내용 - S3M similarity method

$$\text{SeqSim}(S^1, S^2) = \frac{\text{LLCS}}{\max(|S^1|, |S^2|)}$$

$$\text{ConSim}(S^1, S^2) = \frac{|S^1 \cap S^2|}{|S^1 \cup S^2|}$$

$$S^3M = p \times \text{SeqSim}(S^1, S^2) + (1 - p) \times \text{ConSim}(S^1, S^2)$$

# 연구 내용 - The length of Longest Common Subsequence

## Algorithm 1 Longest Common Subsequence

Input : sequences  $S^1 = (i_1, i_2, \dots, i_n)$ ,  $S^2 = (j_1, j_2, \dots, j_m)$ ,

Output : the length of an LCS  $L(n, m)$

an  $m \times n$  Matrix  $L \leftarrow 0$

```
1 : for k from 1 to n do
2:     for l from 1 to m do
3:         if  $i_k = j_l$  then
4:              $L(k, l) \leftarrow (L(k - 1, l - 1) + 1)$ 
5:         else
6:              $L(k, l) \leftarrow \max(L(k, l - 1), L(k - 1, l))$ 
7:         end if
8:     end for
9: end for
10 : return  $L(n, m)$ 
```

# 연구 내용 - Clustering, Representative data set, group preference

## Clustering

- 대표적인 K-means clustering 기법을 이용하여 추출

## Extracting representative data set

- Frequency 기반의 top N개 추출
- representative data set을 그룹이 소비한 아이템이라고 가정함

## Group preference

$$\hat{\mathbf{r}}_{gi} = \langle \sum_{j \in \mathcal{G}_g^+ \setminus \{i\}} \mathbf{X}_j, \mathbf{Y}_i \rangle$$

# 연구 내용 - Factorized Group Preference-Based Similarity Models

$$p_u(j|S_{t-1}^u, S_{t-2}^u, \dots, S_{t-L}^u) \propto \beta_j + \langle P, Q_j \rangle$$

$$P = \frac{1}{|\mathcal{G}_g^+ \setminus \{j\}|^{\alpha_1}} \sum_{e' \in \mathcal{G}_g^+ \setminus \{j\}} P_{e'} + \frac{1}{|\mathcal{J}_u^+ \setminus \{j\}|^{\alpha_2}} \sum_{j' \in \mathcal{J}_u^+ \setminus \{j\}} P_{j'} + \sum_{k=1}^L (\eta_k + \eta_k^u) \cdot P_{S_{t-k}^u}$$

Group preference

User preference

High order markov chain

# 연구 내용 - Dataset

Dataset	#users	#items	#actions	#actions/user	#actions/item
Amazon-Auto	122,492	28,473	369,525	3.02	12.98
Amazon-Toys	259,500	51,093	860,592	3.32	16.84
Amazon-Video	176,404	19,421	630,513	3.57	32.47
Amazon-Cloth	68,096	59,036	501,152	7.36	8.49
Amazon-Elec	197,671	70,621	1,738,410	8.79	24.62
Amazon-Office	7,416	5,490	52,175	9.73	13.15
Epinions	10,258	3,807	30,577	2.98	8.03
Foursquare	34,686	5,808	261,132	7.53	44.96
Total	876,523	243,749	4,464,076	N/A	N/A

# 연구 내용 - Evaluation methodology

- **sps.** The Short-term Prediction Success captures the ability of the method to predict the next item. It is 1 if the next item is present in the recommendations, 0 else. sps calculated as follows:

$$\text{sps@k} = \frac{1}{|\mathcal{U}|} \sum_{u \in \mathcal{U}} 1(S_1^u \in T^u)$$

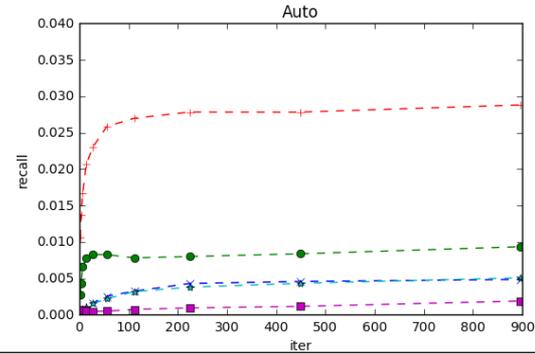
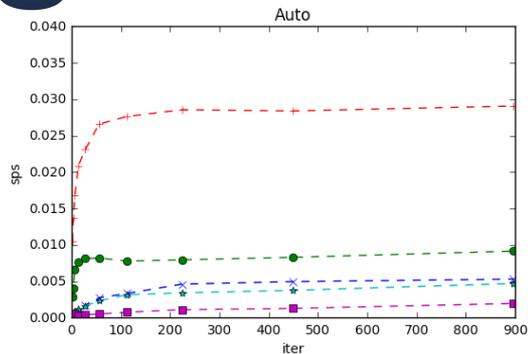
where  $T^u$  is the recommended Top-k items for user  $u$ . The indicator function  $1(b)$  returns 1 if the argument  $b$  is true, 0 otherwise

- **Recall.** The usual metrics for top-N recommendation captures the ability of the method to do long term predictions.

$$\text{recall@k} = \frac{1}{|\mathcal{U}|} \sum_{u \in \mathcal{U}} \frac{|GT^u \cap T|}{|GT^u|}$$

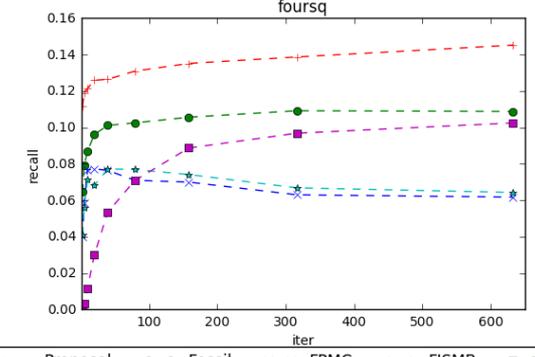
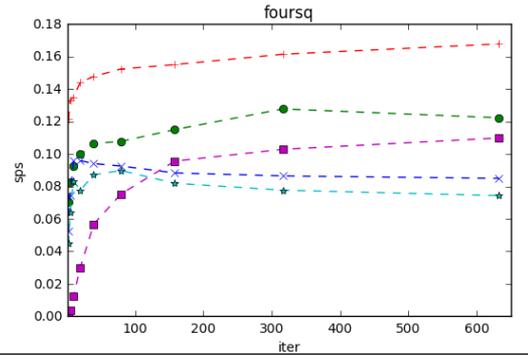
where  $GT^u$  is the ground-truth item of user  $u$ .

# 연구 내용 - Experiment results



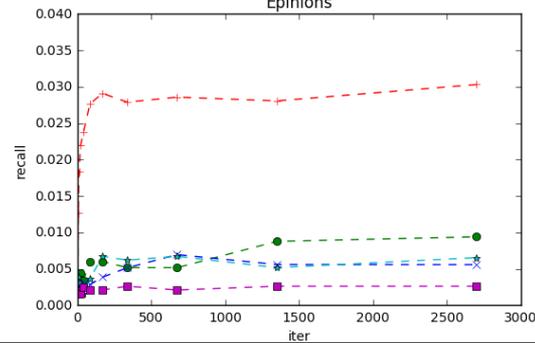
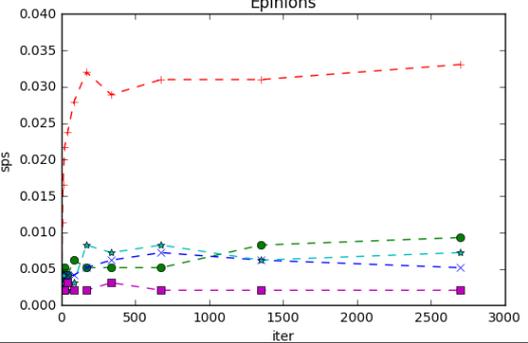
++ Proposal ● Fossil ×× FPMC ★★ FISMB ■ BPRMF

++ Proposal ● Fossil ×× FPMC ★★ FISMB ■ BPRMF



++ Proposal ● Fossil ×× FPMC ★★ FISMB ■ BPRMF

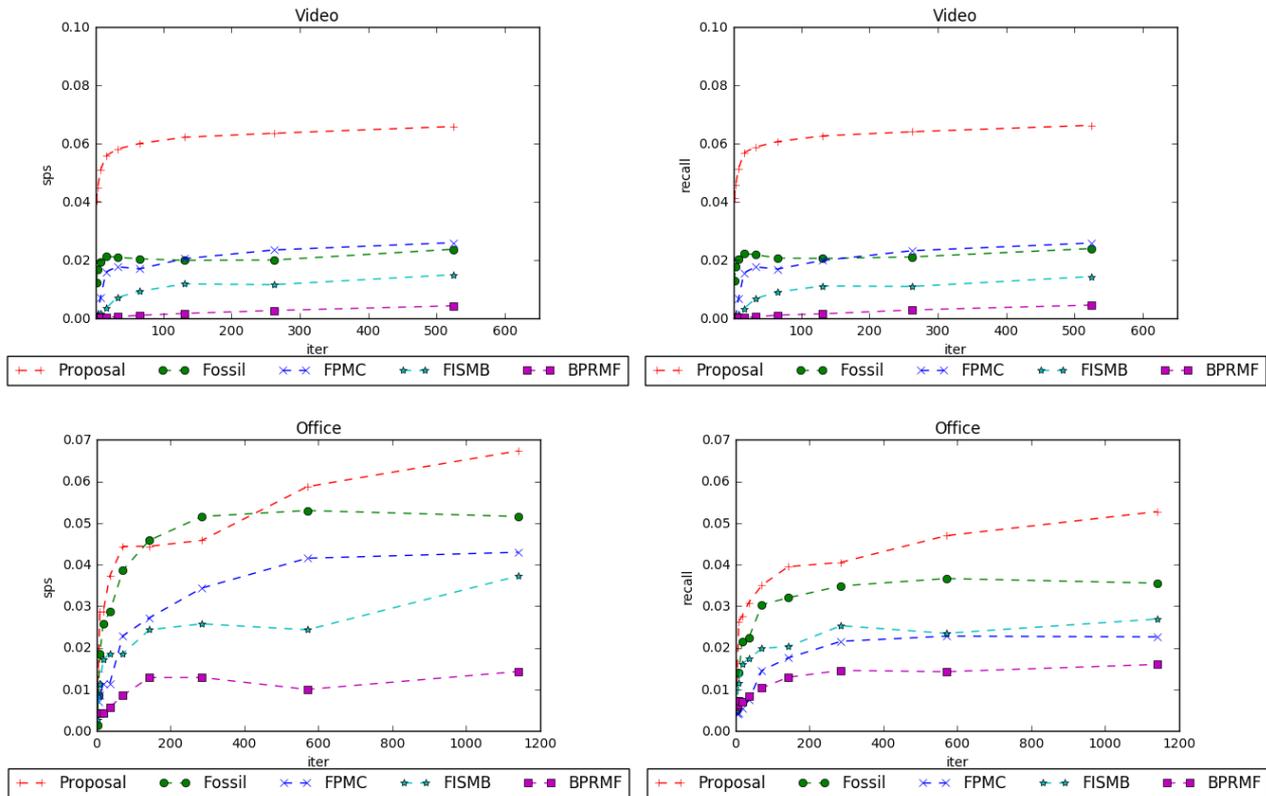
++ Proposal ● Fossil ×× FPMC ★★ FISMB ■ BPRMF



++ Proposal ● Fossil ×× FPMC ★★ FISMB ■ BPRMF

++ Proposal ● Fossil ×× FPMC ★★ FISMB ■ BPRMF

# 연구 내용 - Experiment results



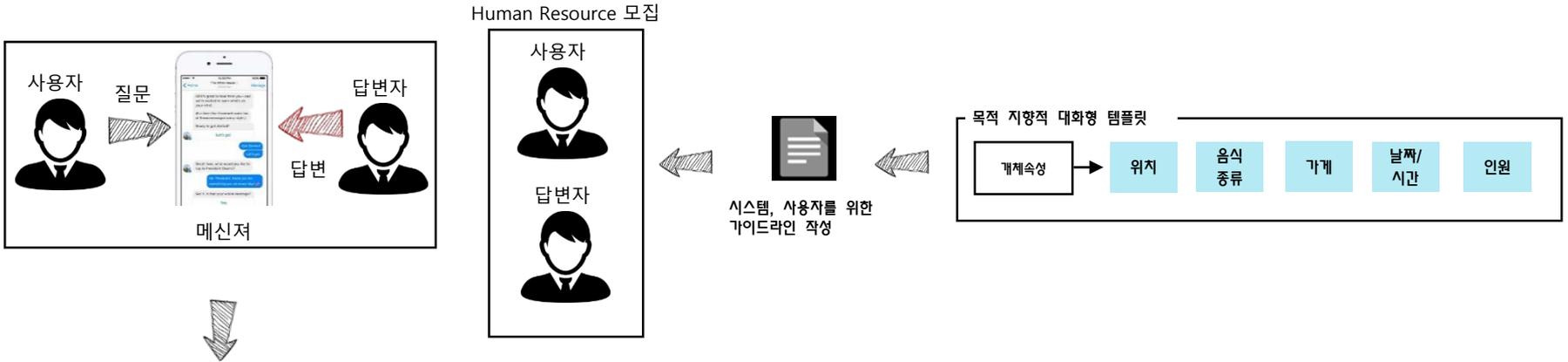
# 목적 지향적 한국어 대화기술의 지속 가능한 발전을 위한 학습데이터 구축 및 End-to-End 학습 기반의 한 국어 대화기술 개발

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

양영욱

# 연구 내용 - Human computation 기반의 정형화된 맛집 대화 데이터 구축 방법



**수집된 대화 데이터의 예**

답변자 : 안녕하세요 맛집을 추천해드리는 서비스 입니다. 어떻게 도와드릴까요?  
사용자 : **고대 근처 파스타 저렴**하고 맛 괜찮은곳 추천해줘  
답변자 : 인원은 몇명이나 가실 예정이신가요?  
사용자 : **4명** 정도  
답변자 : **고대 근처에 저렴**하고 **4명**이 갈 수 있는 **파스타**를 판매하는 식당은 (식당 **A**), (식당 **B**), (식당 **C**) 가 있습니다.  
사용자 : **2명**의 인원으로 먹을 수 있는곳으로 다시 추천해줘  
답변자 : 네 알겠습니다. 또 도와드릴게 있나요?  
사용자 : 그리고 파스타 말고 **피자** 맛집으로 추천해줘  
답변자 : 네 알겠습니다. 또 도와드릴게 있나요?  
사용자 : 아니  
답변자 : **고대 근처에 저렴**하고 **2명**이 갈 수 있는 **피자**를 판매하는 식당은 (식당 **A'**), (식당 **B'**), (식당 **C'**) 가 있습니다.

**Slot tagging**

답변자 : 안녕하세요 맛집을 추천해드리는 서비스 입니다. 어떻게 도와드릴까요?  
사용자 : **[ ]** **[ ]** **[ ]** **[ ]**하고 맛 괜찮은곳 추천해줘  
답변자 : 인원은 몇명이나 가실 예정이신가요?  
사용자 : **[ ]** 정도  
답변자 : **[ ]** **[ ]**에 **[ ]**하고 **[ ]** 갈 수 있는 **[ ]**를 판매하는 식당은 (식당 **A**), (식당 **B**), (식당 **C**) 가 있습니다.  
사용자 : **[ ]** 인원으로 먹을 수 있는곳으로 다시 추천해줘  
답변자 : 네 알겠습니다. 또 도와드릴게 있나요?  
사용자 : 그리고 **[ ]** 말고 **[ ]** 맛집으로 추천해줘  
답변자 : 네 알겠습니다. 또 도와드릴게 있나요?  
사용자 : 아니  
답변자 : **[ ]** **[ ]**에 **[ ]**하고 **[ ]**이 갈 수 있는 **[ ]**를 판매하는 식당은 (식당 **A'**), (식당 **B'**), (식당 **C'**) 가 있습니다.

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

조재춘

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. 온라인 교육을 위한 지능형 최소학습활동 판단 모델

## ❖ 사용자중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 플랫폼 개발

1. 사용자 패션 선호도 수집 모델 개발

# 온라인 교육을 위한 지능형 최소학습활동 판단 모델

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

조재춘

# 연구 내용 - 최종 결과물

**카르노맵을 이용한 간략화**

◆ **인접한다?**

- 카르노맵에서 1이 상하좌우로 위치한 경우
- 카르노맵의 가장 첫 번째 행과 마지막 행, 첫 번째 열과 마지막 열

[그림 1-1] 카르노맵의 인접

	$x$	$y$	$z$	$x'z$	$xz$	$x'y$	$x'yz$
$x$	1	1	1	1	1	1	1
$x'$	1	1	1	1	1	1	1

**[4주차\_1] 부울대수와논리게이트**

재생시간 : 10분29초

3월 전 등록

**부울함수의 표현**

◆  $f(x,y,z) = x + yz + x'z + x'yz$

$= x(y+y')(z+z') + yz(x+x') + x'z(y+y') + x'yz$

(3) 분배법칙 등을 이용해 식을 풀고, 중복되는 항은 역등법칙에 의해 제거한다.

$f(x,y,z) = x + yz + x'z + x'yz$

$= x(y+y')(z+z') + yz(x+x') + x'z(y+y') + x'yz$

$= xyz + xy'z + x'y'z + x'yz + x'yz + x'yz + x'yz + x'yz$

$= xyz + xy'z + x'y'z + x'yz + x'yz + x'yz + x'yz + x'yz$

∴  $f(x,y,z) = (xz + x'y'z) + x'yz + x'yz + x'yz + x'yz$

**[3주차\_3] 부울대수와논리게이트**

재생시간 : 7분30초

참여함 10일 전 등록

## 비디오 강의 목록



**구글 CT 소개**

5분38초

구글 CT 소개 (한국어번역) What is Computational Thinking (자막을 클릭하세요)

**단어게임 시작하기**

**비디오 강의**

구글 CT 소개

1.5

**컴퓨터**

**O X**

## 단어 게임

**49등**

반	이산수학		
이름	조교	점수	131,129
전체 비디오	12	시청한 비디오	6

**전체 현황**

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

**랭킹시스템 >**

# 연구 내용 - 최종 결과물

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

관리 Admin

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

## A 비디오 단어 관리

주의! 최소 7개 이상 단어가 있어야 최소학습판단이 가능합니다.

학급선택 이산수학 ▼ 비디오 선택 [3주차\_1] 부울대수와논리게이트 ▼

NO	단어	빈도	관리
1	부울대수	10	수정 삭제
2	부울연사	10	수정 삭제
3	부울합수	10	수정 삭제
4	부울보수	10	수정 삭제
5	부울합	10	수정 삭제
6	부울곱	10	수정 삭제
7	우선순위	10	수정 삭제
8	진리표	9	수정 삭제

First Previous **1** Next Last + 단어 추가

결과 Result

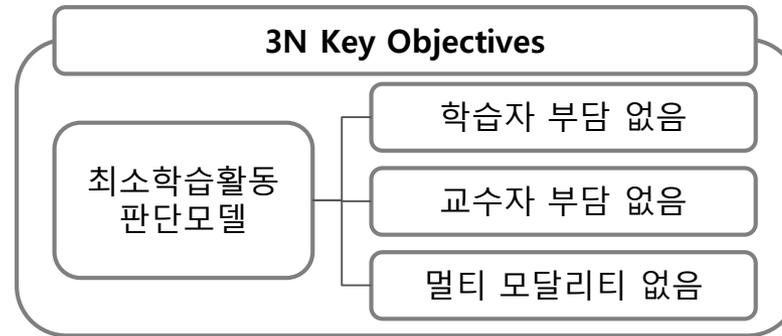
- ▶ 결과 조회
- ▶ 학생 순위

## 결과 조회

학급선택 이산수학 ▼ 비디오 선택 [1주차\_3] 명제와 논리3 (p.29~30) 쌍방조건명제 ▼

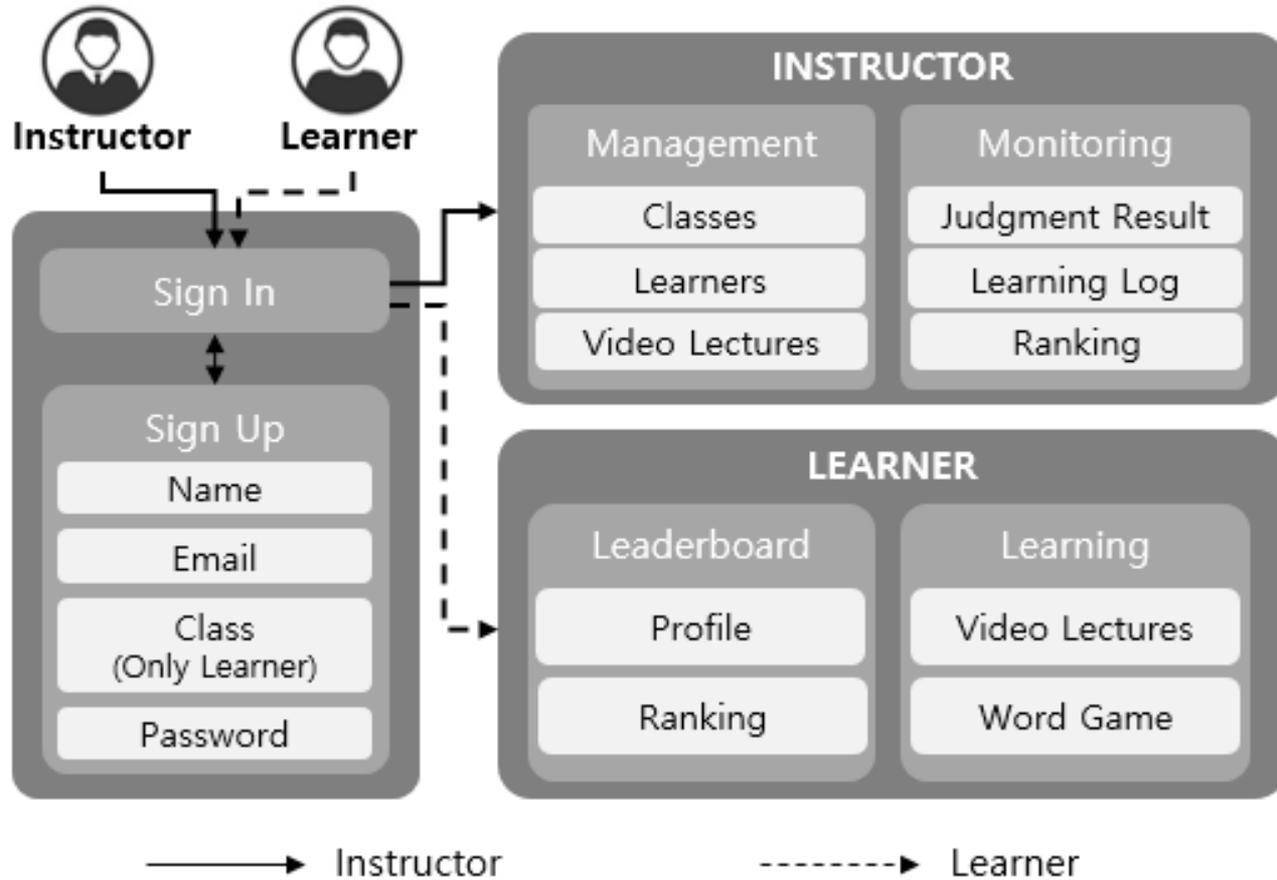
NO	이름	결과	정답	오답	상세
1	이선희	Pass	14	0	보기
2	김은비	Fail	10	4	보기
3	김상연	Pass	12	2	보기
4	신예은	Pass	13	1	보기

# 연구 내용 - 최소학습 정의

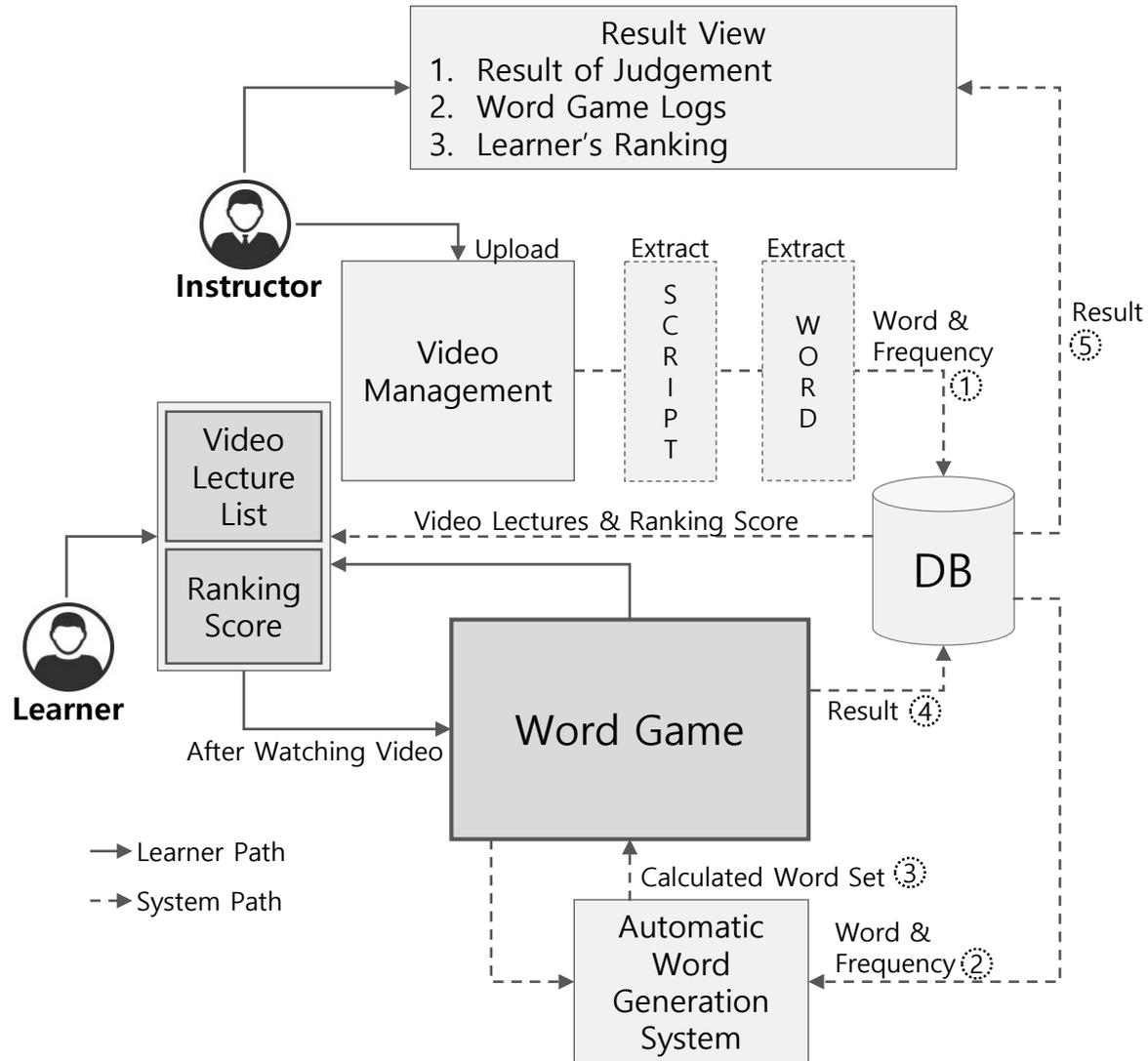


- 최소학습활동 판단 모델 철학 : "배움에 대한 노력은 현재 무엇을 아는 것 보다 중요하다. "
- 최소학습활동 정의 : 학습 활동에 대한 최소한의 노력
  - 예1) 온라인 비디오 강의 : 비디오 시청
  - 예2) 온라인 텍스트북 : 교재 읽기
- 최소학습활동 판단 모델 : 학습 활동에서 최소한의 노력을 자동으로 판단함
- 학습에 대한 노력은 학습 성취도에 중요한 요소임
- 학습자와 교수자의 학습 부담을 줄임
- 간단한 방법으로 판단 가능

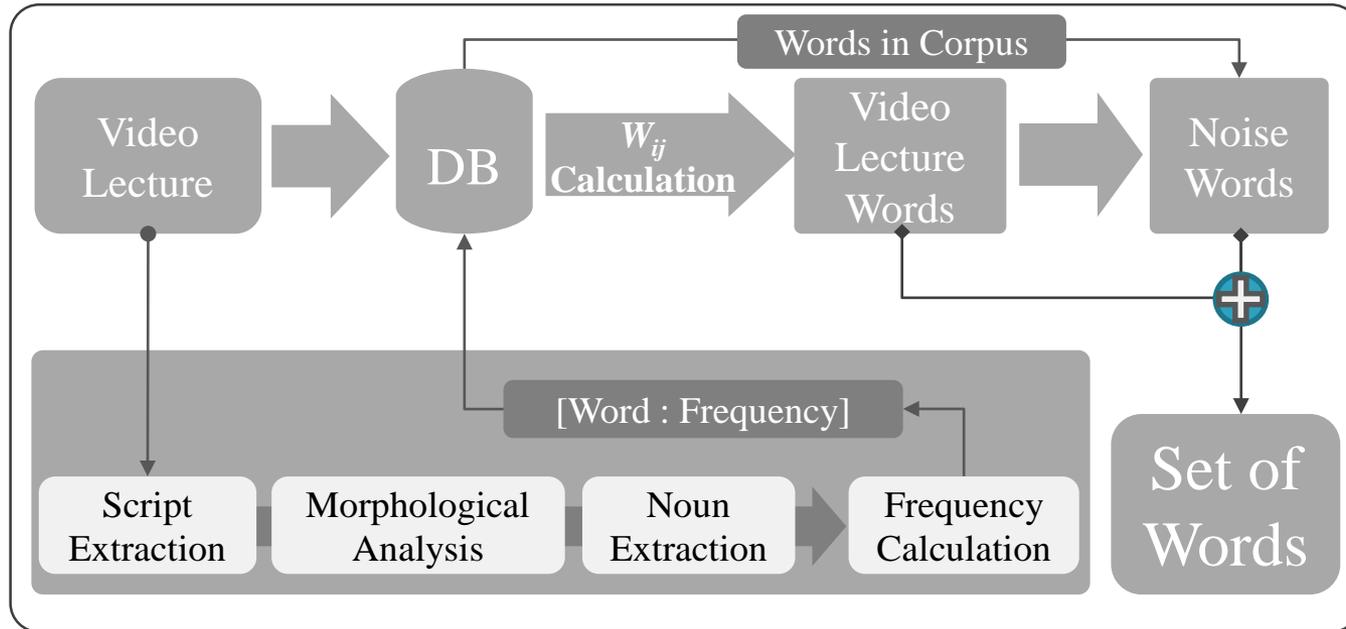
# 연구 내용 - 시스템 UI



# 연구 내용 - 시스템 구조



# 연구 내용 - 단어게임 구조



$$w_{ij} = tf_{ij} \times \left\{ \log \left( \frac{N}{n} \right) + 1 \right\}$$

where:

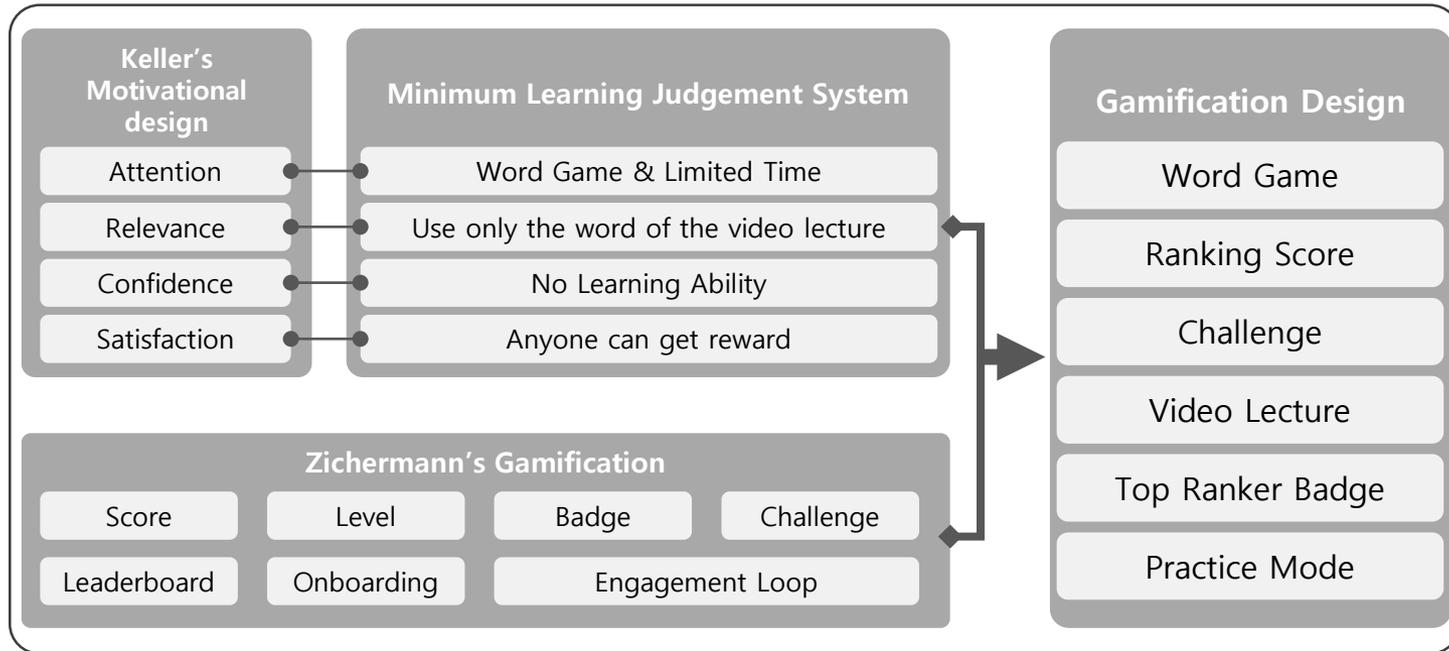
$w_{ij}$ :  $j$  번째 비디오 강의에서  $i$  번째 단어의 가중치

$tf_{ij}$ :  $j$  번째 비디오 강의에서  $i$  번째 단어의 빈도

$N$ : 학습자가 현재까지 완료한 단어게임의 비디오 강의 수

$n$ :  $N$  에서  $w_{ij}$  단어를 포함하고 있는 비디오 강의 수

# 연구 내용 - 랭킹시스템 모델



# 연구 내용 - 랭킹 계산식

$$RS_i = \sum_{j=1}^n R_{ij}$$

where:

$RS_i$ :  $i$ 번째 학생의 총 랭킹 점수

$R_{ij}$ :  $i$ 번째 학생의  $j$ 번째 비디오 강의 랭킹 점수

$n$ : 완료한 단어 게임의 비디오 강의 수

$$R_{ij} = RT_{ij} \times W$$

where:

$RT_{ij}$ :  $i$ 번째 학생의  $j$ 번째 비디오 강의의 단어게임 점수

$W$ : 가중치 값

$$RT_{ij} = \sum_{k=1}^m T - DT_k \times A_k$$

where:

$T$ : 단어 선택 제한 시간

$DT_k$ :  $k$ 번째 단어의 선택 반응 시간

$A_k$ :  $k$ 번째 단어 정오답 (정답1,오답0)

$m$ : 단어 게임의 총 단어 수

$$W = 1.1 + (S \times (C_{ij} - 1))$$

$$S = (1 - 0.1) \div (m - 1)$$

where:

$C_{ij}$ :  $i$ 번째 학생의  $j$ 번째 콘텐츠의 단어게임 정답 단어 수

$m$ : 단어 게임의 총 단어 수

# 연구 내용 - 시스템 판단 정확도 평가

Video Lecture Length	Pass	Fail	Accuracy	Mean
Task 1 (Attention)	49	6	89.09091	82.727
Task 2 (Non-Attention)	13	42	76.36364	

Pass and Fail numbers mean the number of students judged by the system. The calculation of accuracy for Task 1 is  $\text{Pass} / (\text{Pass} + \text{Fail})$ , and the calculation of accuracy for Task 2 is  $\text{Fail} / (\text{Pass} + \text{Fail})$ . The mean is the average value of Task 1 and Task 2.

평균 정답 수: 11(80%) / 평균 반응속도 : 1066.3287 / 표준편차 : 327.8564

# 연구 내용 - 시스템 사용성 평가

	Class A			Class B		
	MEAN	SD	Cronbach's $\alpha$	MEAN	SD	Cronbach's $\alpha$
e평가_재미 1	3.4651	1.1830	.866	3.7255	.8019	.849
e평가_재미 2	3.4512	1.2213		3.8431	.9873	
e평가_재미 3	3.4651	1.0926		3.6471	.8443	
e평가_유용 1	2.9581	1.1203	.816	3.9216	.9130	.836
e평가_유용 2	3.2744	1.1373		3.8627	.8722	
e평가_유용 3	3.6465	1.1941		3.6863	.9053	
e평가_용이 1	3.5628	1.1125	.893	3.8431	.9459	.910
e평가_용이 2	3.9256	1.0430		4.0392	.7200	
e평가_용이 3	4.2419	.8576		4.2157	.7566	
e평가_용이 4	4.1674	.9068		4.2745	.7766	
e평가_용이 5	4.1581	.9682		4.2157	.7566	
e평가_만족 1	3.3953	1.1136	.931	3.7059	.9443	.926
e평가_만족 2	3.1442	1.1530		3.6078	1.0597	
e평가_만족 3	3.5349	1.0926		3.8824	.9929	
e평가_만족 4	3.4977	1.1185		3.7647	.9917	
e평가_만족 5	3.6465	1.0392		4.0588	.8102	

# 사용자중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 플랫폼 개발

---

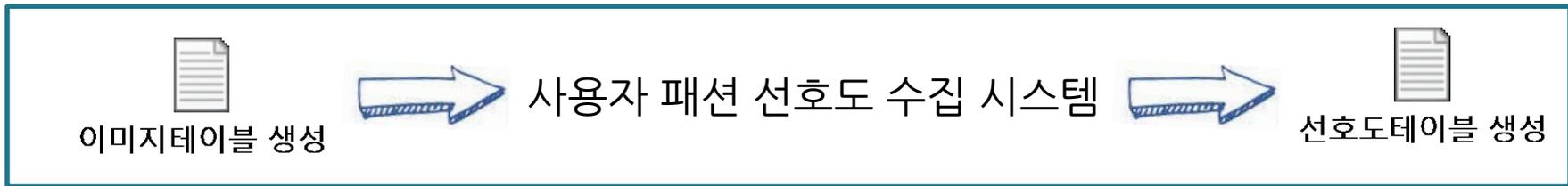
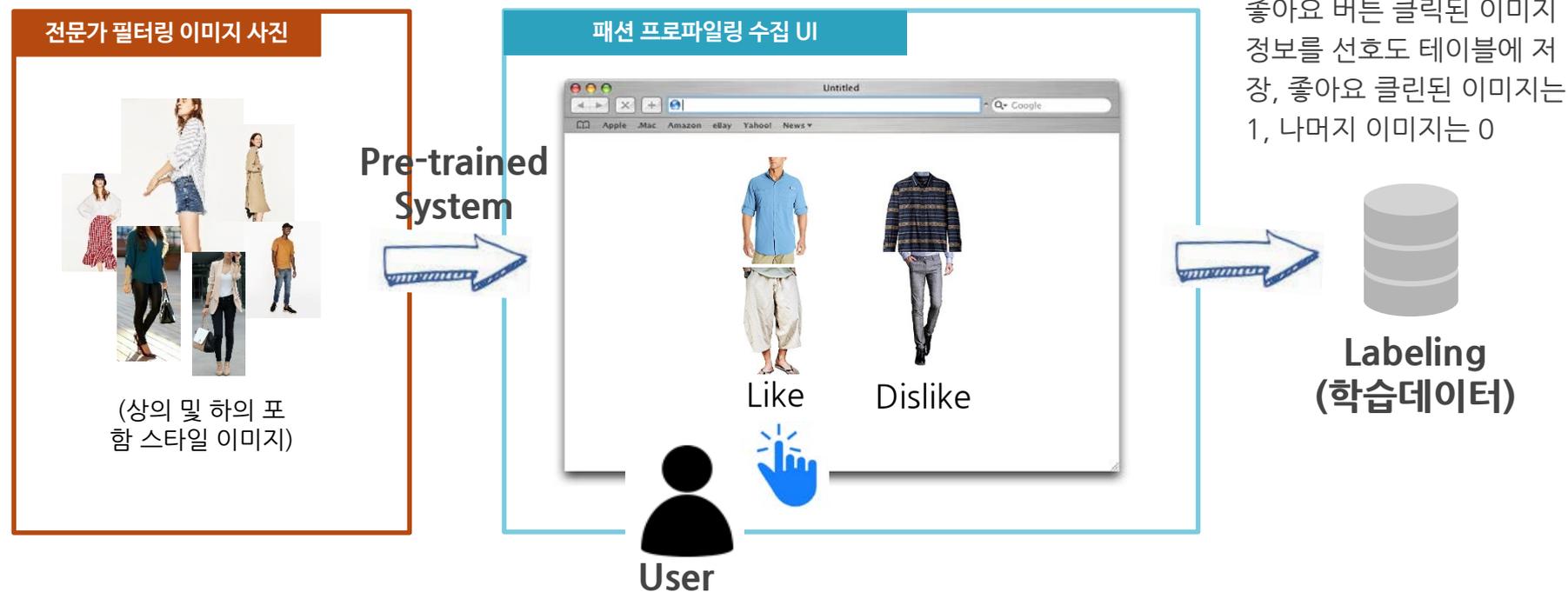
고려대학교 NLP&AI Lab.

조재춘

# 연구 내용 - 사용자 패션 선호도 수집 모델 개발

## 벡터기반 사용자 선호 패션 프로파일링

이미지 테이블에서 상의 이미지 2개, 하의 이미지 2개를 랜덤으로 가져와서 랜덤으로 매칭하여 보여줌



# 연구 내용 - 사용자 패션 선호도 수집 시스템 개발

선호 패션 코디 선택



## img

			Id	category	url	remark				
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	1	T	http://shopping.phinf.naver.net/main_1227065/12270...	FSweater
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	2	T	http://shopping.phinf.naver.net/main_1227051/12270...	FSweater
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	3	T	http://shopping.phinf.naver.net/main_1227051/12270...	FSweater
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	4	T	http://shopping.phinf.naver.net/main_1227051/12270...	FSweater
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	5	T	http://shopping.phinf.naver.net/main_1227051/12270...	FSweater
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	6	T	http://shopping.phinf.naver.net/main_1227044/12270...	FSweater

## result

			Id	good_tid	good_bid	bad_tid	bad_bid	email	expert				
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	70	6019	3017	1820	7849	jaechoon.jo@gmail.com	1
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	71	6774	4586	1116	499	jaechoon.jo@gmail.com	1
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	72	6818	9823	6862	4551	jaechoon.jo@gmail.com	1
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	73	6176	7729	6129	8786	jaechoon.jo@gmail.com	1
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	74	6533	8451	1831	5330	jaechoon.jo@gmail.com	1
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	75	6248	2568	6105	3250	jaechoon.jo@gmail.com	1
<input type="checkbox"/>		수정		복사		삭제	76	6778	9989	1101	3072	jaechoon.jo@gmail.com	1

사용자 패션 선호도 수집 시스템

<http://mljs.org:8080/fashion/start>

# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 논문
- 특허
- 소프트웨어
- 시제품
- 기술이전

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 해외 저널지

1. Youdong Yun, Danial Hooshyar, Jaechoon Jo, Heuseok Lim, "Developing a hybrid collaborative filtering recommendation system with opinion mining on purchase review", Journal of Information Science, February 1, 2017.
2. Jo, Jaechoon, Yu, Wonhui, Koh, Kyu Han, & Lim, Heuseok. (2017). Development of a Game-Based Learning Judgment System for Online Education Environments Based on Video Lecture: Minimum Learning Judgment System, Journal of Educational Computing Research
3. Jaechoon Jo, Eunseon Yi, Seolhwa Lee, Danial Hooshyar, and Heuseok Lim, "Exploring the Possibilities of Educational Use of a Game-based E-Assessment Tool for Online Education", Journal of Educational Computing Research

## ❖ 해외 컨퍼런스

1. Jaechoon Jo, Heuseok Lim, " How to Judge learning on Online Video lecture: Development of Minimum Learning Judgement System " , The 1th International Conference on Interdisciplinary research on Computer Science, Psychology, and Education (ICICPE), pp. 143-144, 2017.
2. Jaechoon Jo, Heuseok Lim, " A Study on keyword of Online Video Lecture for Detecting Mind Wandering (Rejected) " , International Conference on Educational Data Mining (EDM), 2017.
-  3. Jaechoon Jo, Heuseok Lim, "A Study of Keywords based on The Word Frequency Effect Theory in Video Lectures of Software Engineering Education for Detecting Mind", The 30th IEEE Conference on SOFTWARE ENGINEERING EDUCATION AND TRAINING (CSEE&T 2017)

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 국내 저널지

1. 윤유동, 조재춘, 허윤아, 임희석, "소셜 미디어 데이터 분석을 활용한 빅데이터에 대한 인식 변화 비교 분석", 정보처리학회 논문지, 6(6), pp. 371-378, 2017.

## ❖ 국내 컨퍼런스

1. 박승유, 조재춘, 정재범, 임희석, "컴퓨팅 사고력과 인지능력 간의 상관관계 분석 연구", 컴퓨터교육학회, 동계학술 발표 논문집, 2017.
2. 조재춘, 임희석, "워드임베딩을 이용한 온라인 비디오 강의의 고빈도 단어와 키워드 간의 유사도 비교 연구", 정보처리학회 춘계 학술발표대회, 논문집 제24권 제1호, pp. 385-386, 2017.
3. 윤유동, 조재춘, 허윤아, 임희석, "소셜 미디어 데이터 분석을 활용한 빅데이터에 대한 인식 변화 비교 분석", 정보처리학회 논문지, 6(6), pp. 371-378, 2017.
-  4. 조재춘, 임희석, "거꾸로 교실을 위한 온라인 교육 플랫폼 개발", 정보과학회, 2017년 한국컴퓨터종합학술대회 (KCC) 논문집, pp. 558-559, 2017.
5. 조재춘, 임희석, "단어 게임기반의 온라인 비디오 학습 자동 판단 시스템 개발 및 사용자 만족도 분석", 한국컴퓨터교육학회 학술발표대회논문집, 21권, 2호, pp.135-137, 2017.

# 연구 실적 - 기타

## ❖ 특허

1. <등록> 지능형 학습 관리 방법 (Method for intelligent learning managing)  
등록번호: 1016935920000, 등록일자: 2017.01.02, 발명자: 임희석, 조재춘
2. <등록> 온라인 학습자를 위한 주의집중 판단 시스템 및 그 방법 (SYSTEM FOR JUDGING ATTENTION CONCENTRATION OF ONLINE LEARNING AND METHOD THE SAME )  
등록번호: 1017708170000, 등록일자: 2017.08.17 , 발명자: 임희석, 조재춘
3. <출원> 최소 학습 판단 방법 및 최소 학습 판단 장치 (MINIMUM LEARNING JUDGEMENT METHOD AND MINIMUM LEARNING JUDGEMENT DEVICE )  
출원번호: 10-2016-0179345 , 발명자: 임희석, 조재춘
4. <출원> 디지털 학습 콘텐츠에 대한 과제 기반 태깅 방법 및 시스템 (Tagging method and system based on task for digital study contents )  
출원번호: 10-2015-0044711, 발명자: 임희석, 조재춘

## ❖ 시제품 제작

1. 최소학습활동 판단 시스템, <http://mljs.org>
2. 사용자 패션 선호도 수집 시스템, <http://mljs.org:8080/fashion/start>

# 연구 계획 - 2018

## ❖ 개인 연구

1. 온라인 교육을 위한 지능형 최소학습활동 판단 모델 / 시스템 오픈
2. ICICPE 2018 컨퍼런스: Learning Effectiveness of an E-Assessment Tool for Video-based Online Education
3. JECR SCI논문: Exploring the Possibilities of Educational Use of a Game-based E-Assessment Tool for Online Education
4. 논문 제출
  - 아이트래킹을 활용한 주의집중 판단 실험 (계획 중)
  - Top 컨퍼런스 논문 계획
  - 스마트 시니어 과제 연구 관련 논문 제출
  - Computer Applications in Engineering Education SCIE Special Issue 논문 제출, 1월
  - Contemporary Educational Psychology SSCI 논문 제출, 5월
5. 연구재단 기본, 신진 연구

# 연구 계획 - 2018

## ❖ 연구실 과제

1. 사용자중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 플랫폼 개발
  - 사용자패션 선호도 수집 모델 개발
  - 한국의류산업학회 학술대회(5월): 게임을 이용한 사용자 선호 패션 데이터 수집 모델 개발
  - 한국의류산업학회 저널지: 사용자중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 플랫폼 개발
2. 한국산업기술평가관리원, 산업핵심기술 개발사업 신규 연구
  - 지능형패션 과제/지능형 한국어 학습
3. 전통문화 융복합 지원을 위한 지능형 검색 플랫폼 구축 과제 2차년도 연구
  - 문화콘텐츠 해석 기반 시멘틱 온톨로지 개발
4. 노년층의 건강 및 자립적 생활을 위한 포지티브 에이징 SI 플랫폼 구축 신규 연구

# 연구 계획 - 2017 겨울 방학

1월 1주 (1~5)	1월 2주 (8~12)	1월 3주 (15~19)	1월 4주 (22~26)	2월 1주 (29~2: 설날)	2월 2주 (5~9)	2월 3주 (12~16)	2월 4주 (19~23)	3월 1주 (26~2)
CAEE 논문 작성 및 제출				현대자동차 특강				
신규과제 제안서		ICICPE 컨퍼런스		패션과제 국내 저널지 논문 작성 및 제출				
최소학습활동 판단 시스템 개발 및 베타 오픈								
고려대학교 교육연수원 정보교사 강의								
JECR 논문 수정								
		스마트 시니어 과제 관련 논문 작성 및 제출						

**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 설화

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. Language-specific Bilingual Word Embedding

## ❖ **스마트 시니어세대의 문화향유를 위한 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술 개발**

1. 인지반응기반 시니어 클러스터링 도구 개발

## ❖ **사용자 중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 제품 개발**

1. 벡터기반 사용자 선호 패션 프로파일링 코디 및 매칭 기술 개발

# Language - specific Bilingual Word Embedding

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 설 화

# 연구 내용 - Word Embedding 이란?

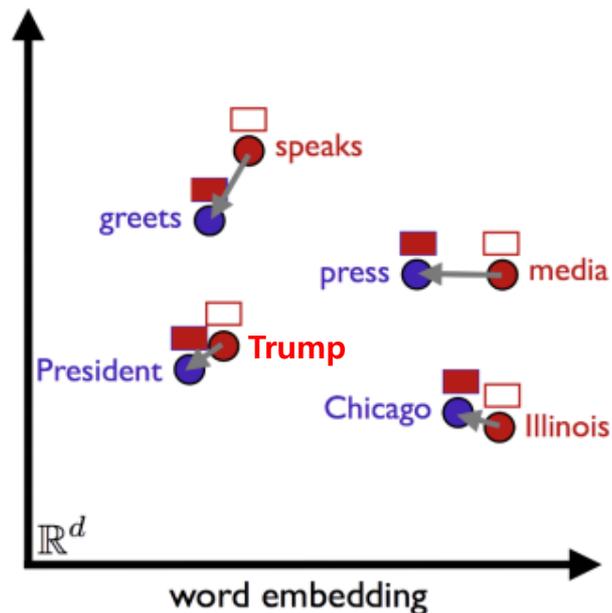
- **Word embedding**
- 단어를 dense한 실수 벡터 공간에 매핑하되, 단어의 의미가 반영되도록 함
  - 유사한 의미의 단어는 벡터 공간 상의 가까운 거리 내에 분포하도록 함

Trump



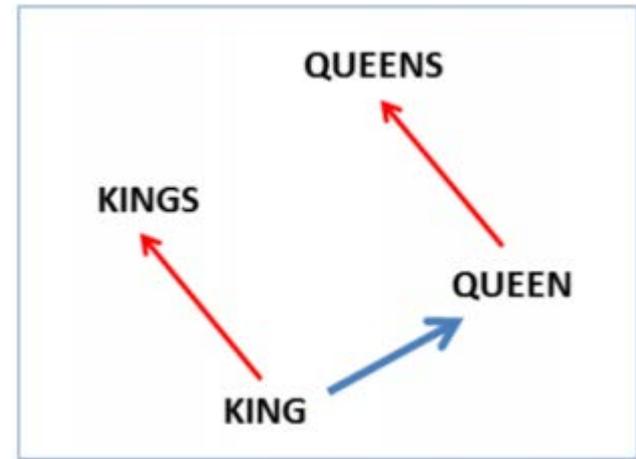
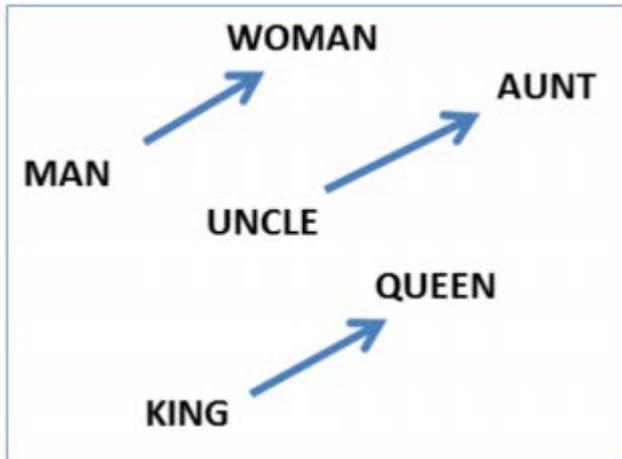
Dense vector

0.3 0.8 0.9 0.1 0.3



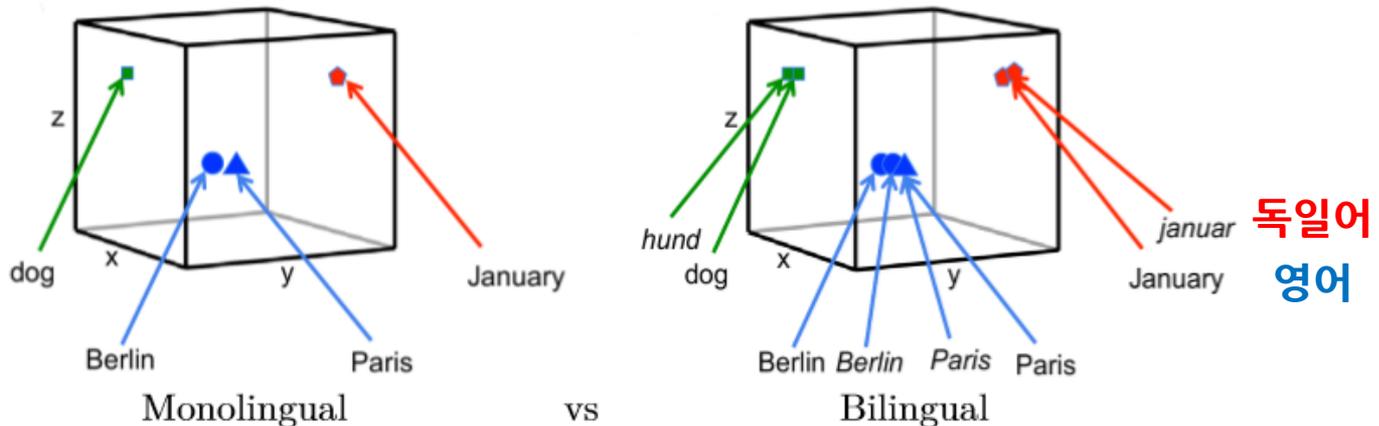
# 연구 내용 - Word Embedding 의 특성

- 단어 의미 간의 상관관계도 반영됨
- $king - man + woman \approx ???$
- $king - man + woman \approx queen$



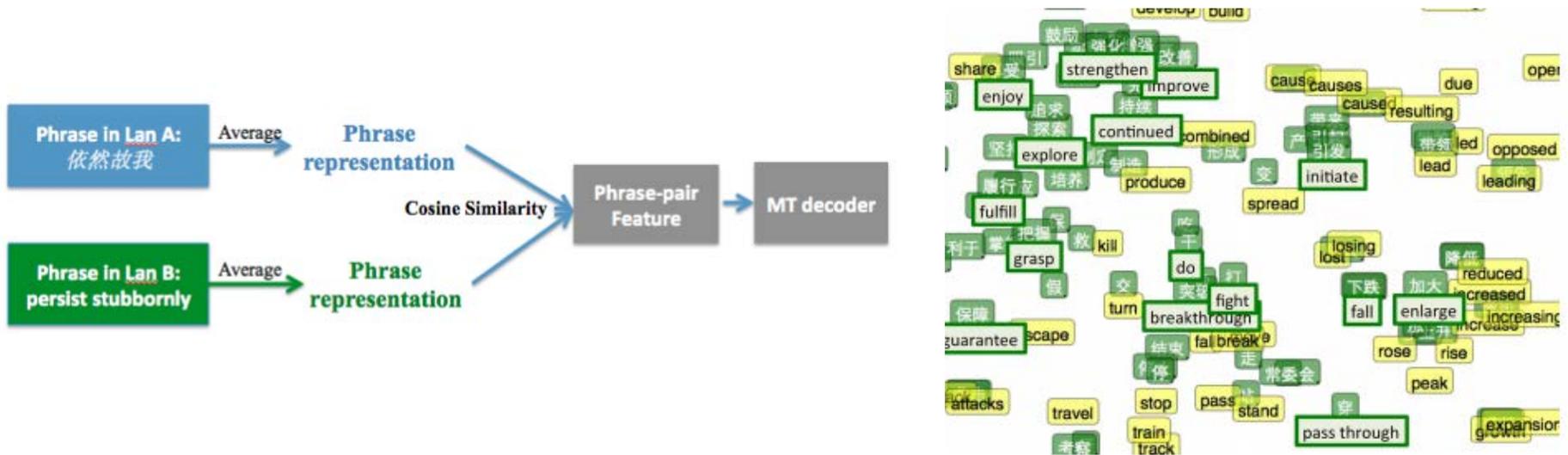
# 연구 내용 - Bilingual Word Embedding 의 등장

- 단일 언어(한국어)에 대한 word embedding을 통해 단어 간의 의미를 파악하였다면, 서로 다른 두 언어를 embedding 하는 것은 어떨까?
  - Bilingual Word Embedding : 두 개의 다른 언어에서 유사한 의미의 단어는 유사한 공간에 있도록 하나의 벡터공간으로 단어를 임베딩



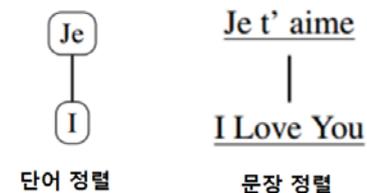
# 연구 내용 - Bilingual Word Embedding 의 활용

- Machine translation (Zou et al., 2013)



# 연구 내용 - 기존 Bilingual Word Embedding 모델

- **Parallel-Only**
- Sentence-aligned / word-aligned의 bilingual data만 사용하여 학습 (MT aligner)
- **단점 : 학습시에 풍부한 양의 monolingual dataset을 사용하지 않음**



## • **Joint Bilingual Training**

- Monolingual 과 bilingual data를 동시에 사용하여 word vector를 처음부터 한 공간에 mapping

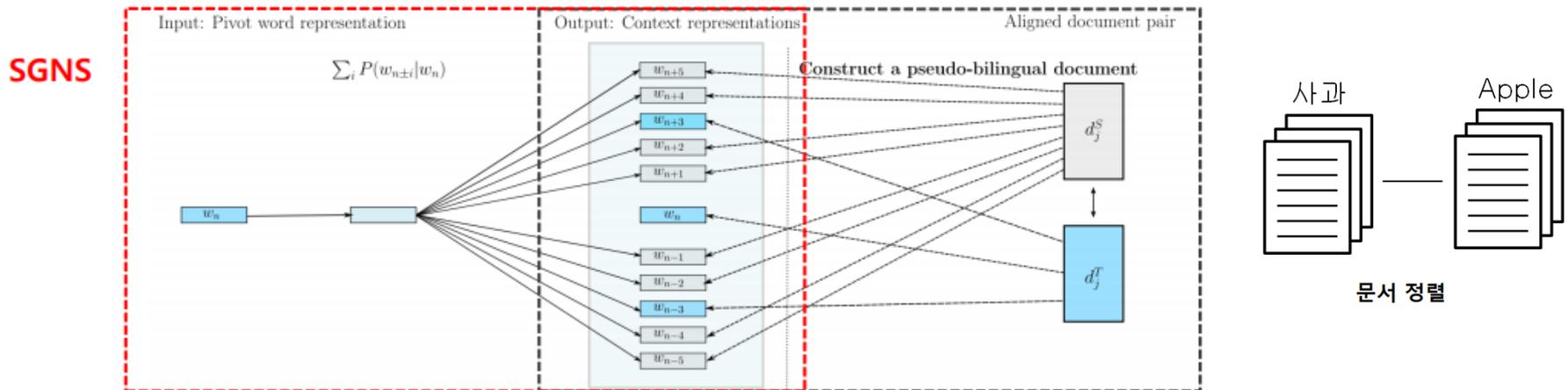
$$\gamma(Mono_S + Mono_T) + \delta Bi$$

- $Mono_S$ : source monolingual objective
- $Mono_T$ : target monolingual objective
- $Bi$  : cross - lingual objective
- **단점 : 풍부한 양질의 parallel 데이터가 존재하지 않음**

# 연구 내용 - 기존 Bilingual Word Embedding 모델

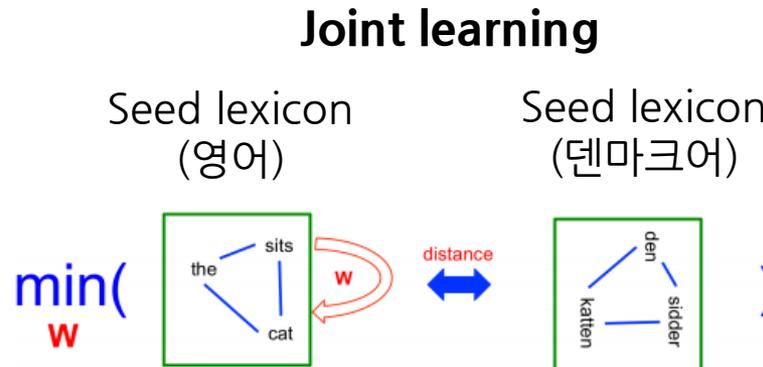
## • Pseudo-Bilingual Training

- Document-aligned data를 사용한 bilingual word embedding
- Training시에 word2vec 중 SGNS (skip-gram negative sampling)을 사용함
- 단점 : aligned document에 대한 모든 번역쌍을 병합하기 때문에 training에 monolingual corpus를 이용할 수 없음



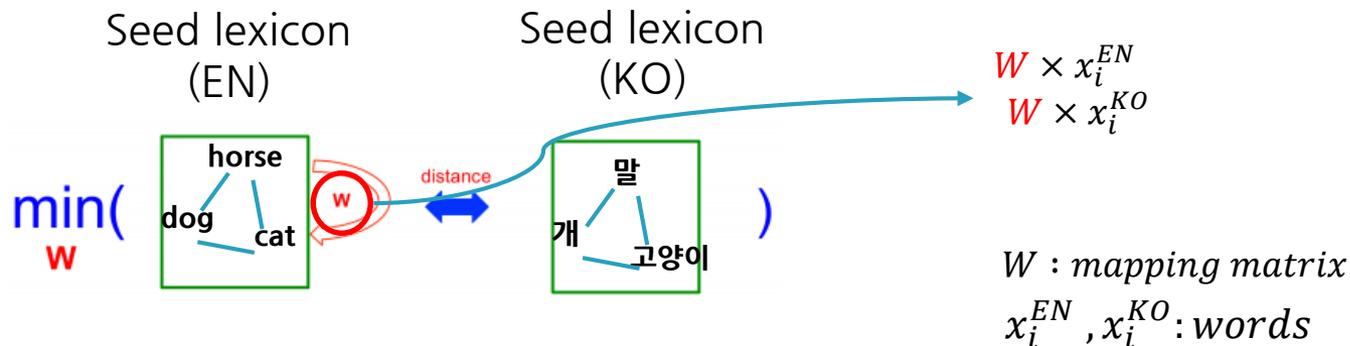
# 연구 내용 - 기존 Bilingual Word Embedding 모델

- **Post-Hoc Mapping with Seed Lexicons**
- Pseudo-Bilingual Training (document-aligned data) 이용하여 seed lexicon (번역쌍) 을 생성하여 post-hoc mapping을 통해 서로 다른 두 언어를 하나의 공간에 embedding
- **Research question** : 번역쌍 단어에 대해 joint learning 방식으로 mapping matrix ( $W$ ) 를 학습하기때문에 단어의 정보가 손실될 수 있는 가능성이 있음

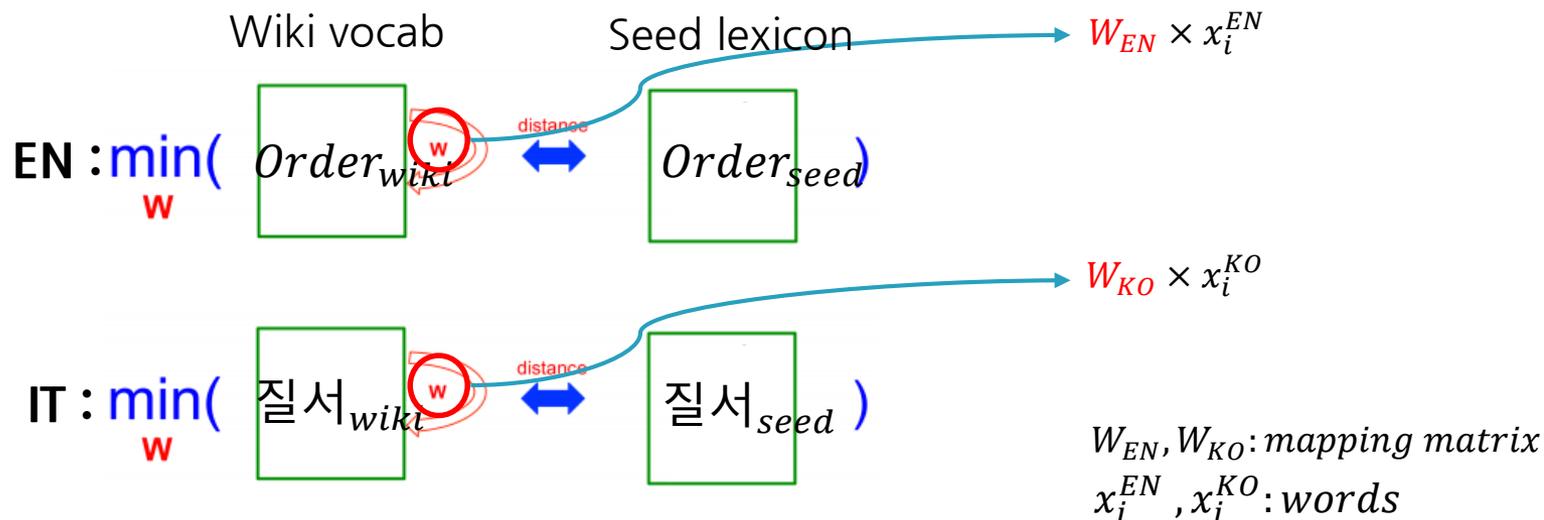


# 연구 내용 - 기존 Bilingual Word Embedding 모델

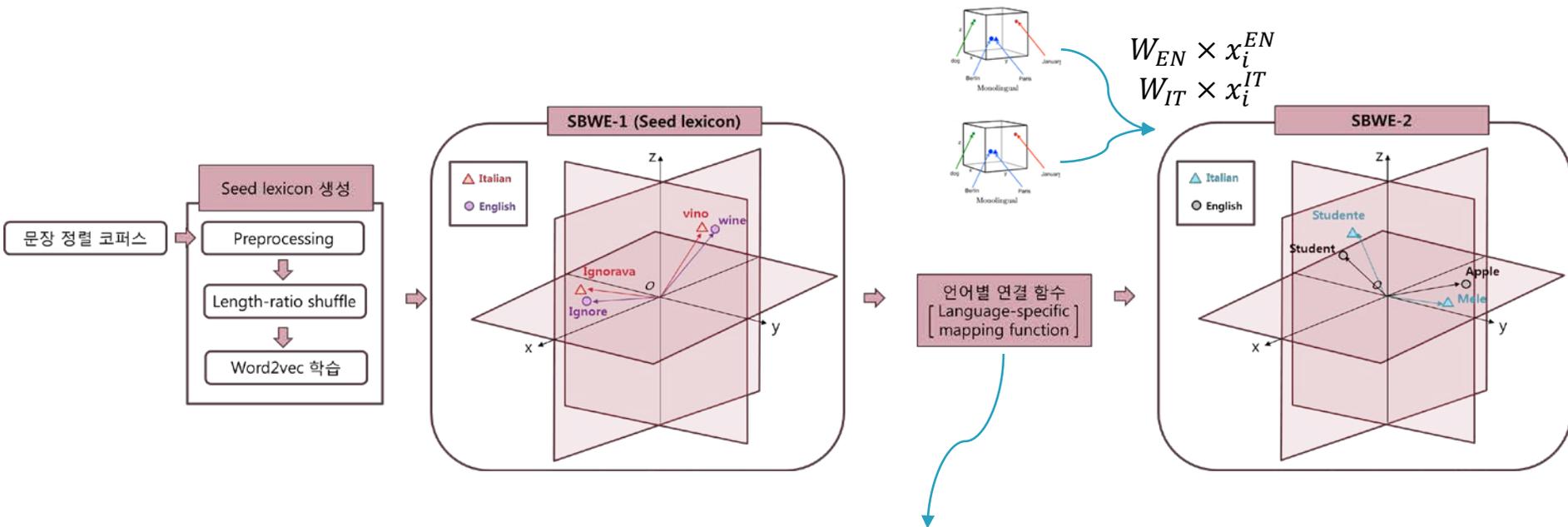
## Joint learning



## Language-specific learning (제안 방법)



# 연구 내용 - Bilingual Word Embedding 제안 모델



- $X_{IT}$ :  $Wiki_{IT}$  word ( $x_i^{IT} \in Wiki^{IT}$ )
- $Y_{IT}$ :  $Seed\ lexicon_{IT}$  ( $y_i^{IT} \in Seed\ lexicon^{IT}$ )
- $W_{IT}$ :  $mapping\ matrix_{IT}$
- $X_{EN}$ :  $Wiki_{EN}$  word ( $x_i^{EN} \in Wiki^{EN}$ )
- $Y_{EN}$ :  $Seed\ lexicon_{EN}$  ( $y_i^{EN} \in Seed\ lexicon^{EN}$ )
- $W_{EN}$ :  $mapping\ matrix_{EN}$

$$IT: \min_{W_{IT} \in \mathbb{R}^{d_{seed} \times d_{wiki}}} \|X_{IT}W_{IT} - Y_{IT}\|_F^2 + \lambda \|W_{IT}\|_F^2$$

$$EN: \min_{W_{EN} \in \mathbb{R}^{d_{seed} \times d_{wiki}}} \|X_{EN}W_{EN} - Y_{EN}\|_F^2 + \lambda \|W_{EN}\|_F^2$$

# 연구 내용 - Seed lexicon 만들기 (1/3)

## 문장정렬 코퍼스

### 자막 병렬 코퍼스

```
1 La permacultura è un metodo di progettazione basato su tr
2 cura della terra
3 cura delle persone
4 Condividi il superfluo
5 La permacultura ha anche principi cardine le linee guida
6 La natura è il nostro modello in Permacultura
7 I meandri di un fiume ci insegnano come progettare un ser
8 Osserviamo sempre connessioni e flussi
9 progettiamo relazioni
10 osserviamo dove sono posizionate le cose in relazione le
11 raccogliere l'acqua, in alto nel terreno e conservarlo co
12 favoriamo risorse biologiche rispetto all'utilizzo di con
13 bassa impronta ecologica la fitodepurazione purificherà l
14 e una macchina vivente, come questa a Findhorn, purifica
15 le piante raccolgono e conservano l'energia del sole e co
```

이탈리아어

```
1 Permaculture is a design science based on three simple ethics:
2 care for the earth
3 care for people
4 share the surplus
5 Permaculture also has core principles They guide us in creating
6 Nature is our model in Permaculture
7 The meander of a river teach us how to design a path
8 We are always looking at connections and flows
9 designing relationships
10 looking where things are in relationship to another, like puttin
11 catching water, apply in the landscape and storing it so it can
12 we favor biological resources over the use of fossil fuels heavy
13 The low carbon footprint
14 The wheat bed will purify wastewater and a living machine, like
15 Plants catch and store the sun's energy and so can we using the
```

영어

# 연구 내용 - Seed lexicon 만들기 (2/3)

## Length-ratio shuffle

- 각 문장별 token수의 비율로 shuffle
  - 예) Ko = {포도, 복숭아}
- Token number = 2
  - 예) Eng = {carrot, apple, pineapple, egg}
  - Token number = 4
  - Length-ratio = 2 : 1

# 연구 내용 - Seed lexicon 만들기 (3/3)

## Length-ratio shuffle

```

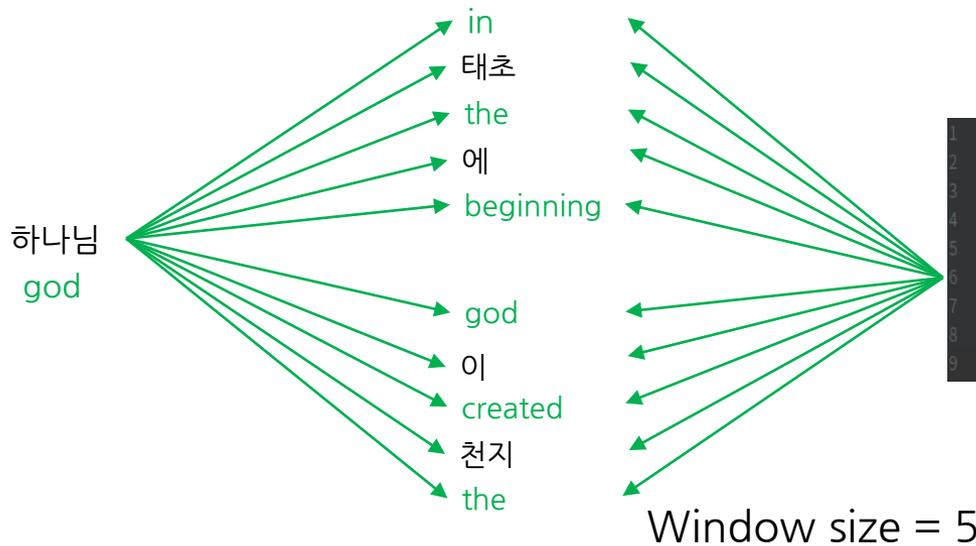
2 01장 1:1 태초에 하나님이 천지를 창조하시니라
3 01장 1:2 땅이 혼돈하고 공허하며 흑암이 깊음 위에 있고 하나님의
4 01장 1:3 하나님이 이르시되 빛이 있으라 하시니 빛이 있었고
5 01장 1:4 빛이 하나님이 보시기에 좋았더라 하나님이 빛과 어둠을
6 01장 1:5 하나님이 빛을 낮이라 부르시고 어둠을 밤이라 부르시니라
7 01장 1:6 하나님이 이르시되 물 가운데에 궁창이 있어 물과 물로 나
8 01장 1:7 하나님이 궁창을 만드사 궁창 아래의 물과 궁창 위의 물로
9 01장 1:8 하나님이 궁창을 하늘이라 부르시니라 저녁이 되고 아침이
    
```

Korean

```

2 01Gn 1:1 In the beginning God created the heaven
3 01Gn 1:2 Now the earth was formless and empty,
4 01Gn 1:3 And God said, "Let there be light," and
5 01Gn 1:4 God saw that the light was good, and he
6 01Gn 1:5 God called the light "day," and the dar
7 01Gn 1:6 And God said, "Let there be an expanse
8 01Gn 1:7 So God made the expanse and separated t
9 01Gn 1:8 God called the expanse "sky." And there
10 01Gn 1:9 And God said, "Let the water under the
    
```

English



```

1 in 태초 the 에 beginning 하나님 god 이 created 천지 the 를 heavens 창조 and 하 the earth 시
2 땅 now 이 the 혼돈 earth 하 was 고 formless 공허하 and 며 empty 흑암 darkness 이 was 깊 over
3 하나님 and 이 god 이르 시 said 되 let 빛 이 there 있 be 으라 하 light 시 and 니 빛 there 이 was
4 빛 god 이 saw 하나님 that 이 the 보 light 시 기 was 에 good 좋 and 았 he 더라 separated 하나님
5 하나님 god 이 called 빛 을 the 낮 light 이 라 day 부르 and 시 the 고 어둠 darkness 을 he 밤 이
6 하나님 and 이 god 이르 said 시 되 let 물 there 가운데 be 에 an 궁창 이 expanse 있 between 어 th
7 하나님 so 이 god 궁창 made 을 the 만들 expanse 사 and 궁창 separated 아래 the 의 water 물 unde
8 하나님 god 이 called 궁창 을 the 하늘 expanse 이 라 sky 부르 and 시 니라 there 저녁 was 이 even
9 하나님 and 이 god 이르 said 시 let 되 the 천하 water 의 under 물 the 이 sky 한 be 곳 gathered
    
```

Length-ratio shuffle

# 연구 결과 - 실험 환경

- 언어 : IT - EN
- Seed lexicon
- 문장 정렬 코퍼스
  - OPUS (영화 자막 코퍼스), 2634M
- 언어별 연결함수 (모델 확장)
  - Wikipedia (IT, EN)
- Word2vec, skip-gram
  - 300차원

# 연구 결과 - Seed lexicon에 대한 정성적 평가

## Seed lexicon의 정성적 평가

IT	EN
Ignorava	Ignored
Lasciarmi	Leave
Prestatore	Lender
Diurna	Daytime
Rivelero	Reveal

# 연구 결과 - 제안 모델에 대한 정량적 평가

## 모델의 정량적 평가

모델	IT-EN ( $Acc_1$ )
Vulic (기존 모델)	0.667
제안한 모델	0.657 (추가 실험 중)

# 인지반응기반 시니어 클러스터링 도구 개발

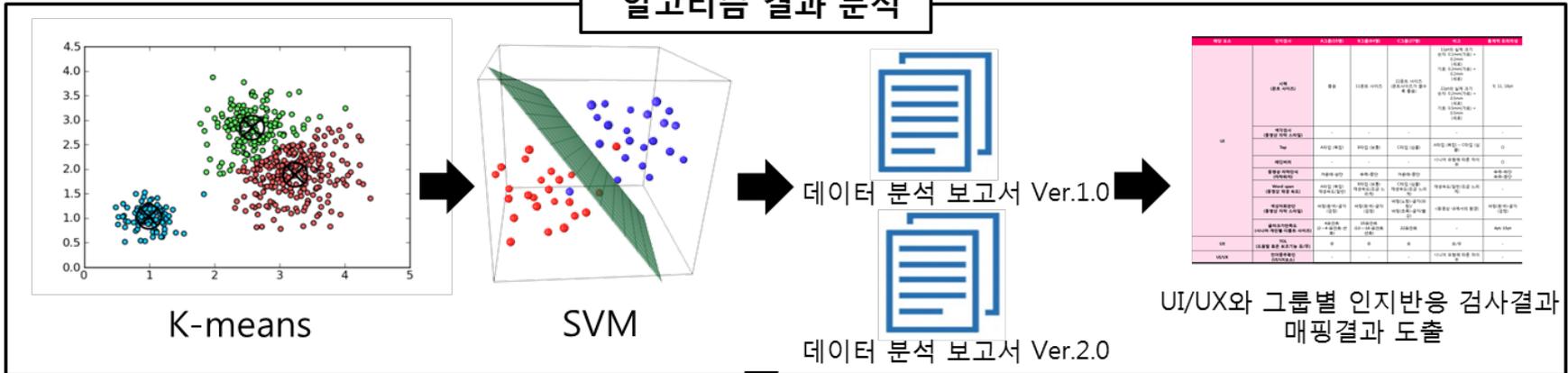
---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 설화

# 연구 내용 - 인지반응기반 시니어 클러스터링 도구 개발

## 알고리즘 결과 분석



Cognitive Model for Smart Senior

Classifier result  
Your Cognitive Style is  
[B']

**인지반응 기반 시니어 클러스터링 도구 사용 메뉴얼**

- 인지반응 기반 시니어 클러스터링 도구는 새로운 시니어 사용자에 적합하여 온라인 또는 오프라인을 통해 인지반응 검사를 수행하면 행동 이력을 토대로 해당 시니어가 어떤 군집에 속하고, 어떤 특성을 가지고 있는지 예측해주는 도구를 개발하는 것임
- 해당 도구에서는 모든 데이터에 다 입력하기에는 많은 변수들이 존재하므로, 변수들 중 각 검사를 대표하는 변수들을 선정하여 도구를 개발하였음. 변수 선정은 선형회귀분석 결과를 바탕으로 각 검사별 대표 변수를 선정하였음
- 예측 모델은 학습데이터와 테스트 데이터에 80%와 20%의 비율로 학습을 진행하였음

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=0)
```

- Scale을 통하여 데이터의 전처리 작업을 수행하고, 해당 시니어가 어느 군집으로 분류되는지 예측 하기 위한 새로운 데이터가 주어졌을 때 동일한 전처리 과정을 거쳐도 예측 행위를 사용할 수 있음. 이렇게 하면 표준편차 및 평균값이 저장되어 다른 전처리작업에서도 동일한 전처리 결과를 얻을 수 있음

```
scaler = preprocessing.StandardScaler().fit(x_train)
x_train = scaler.transform(x_train)
x_test = scaler.transform(x_test)
```

- python 기계학습 library인 sklearn에서 제공하는 SVM 알고리즘을 사용하여 예측 모델 학습함

```
model = SVC(kernel='rbf')
```

- 해당 과정을 통해 미리 학습한 모델에서 fpu값으로 새로 들어오는 데이터가 어떤 시니어 시니어 유형인지 예측할 수 있음

```
predicted = basic_model.predict(processed_data)
```

- 해당 과정을 통해 미리 학습한 모델에서 fpu값으로 새로 들어오는 데이터가 어떤 시니어 시니어 유형인지 예측할 수 있음
- 해당 그룹은 인지반응 기반 시니어 클러스터링 도구에서 온라인 및 오프라인에서 있던 행동 이력을 입력하면 어떤 유형의 시니어인지 예측해주는 도구임

클러스터링 도구

연구결과

사용 메뉴얼

# 벡터기반 사용자 선호 패션 프로파일링·코디 및 매칭 기술 개발

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 설화

# 연구 내용 - 벡터기반 사용자 선호 패션 프로파일링. 코디 및 매칭 기술 개발



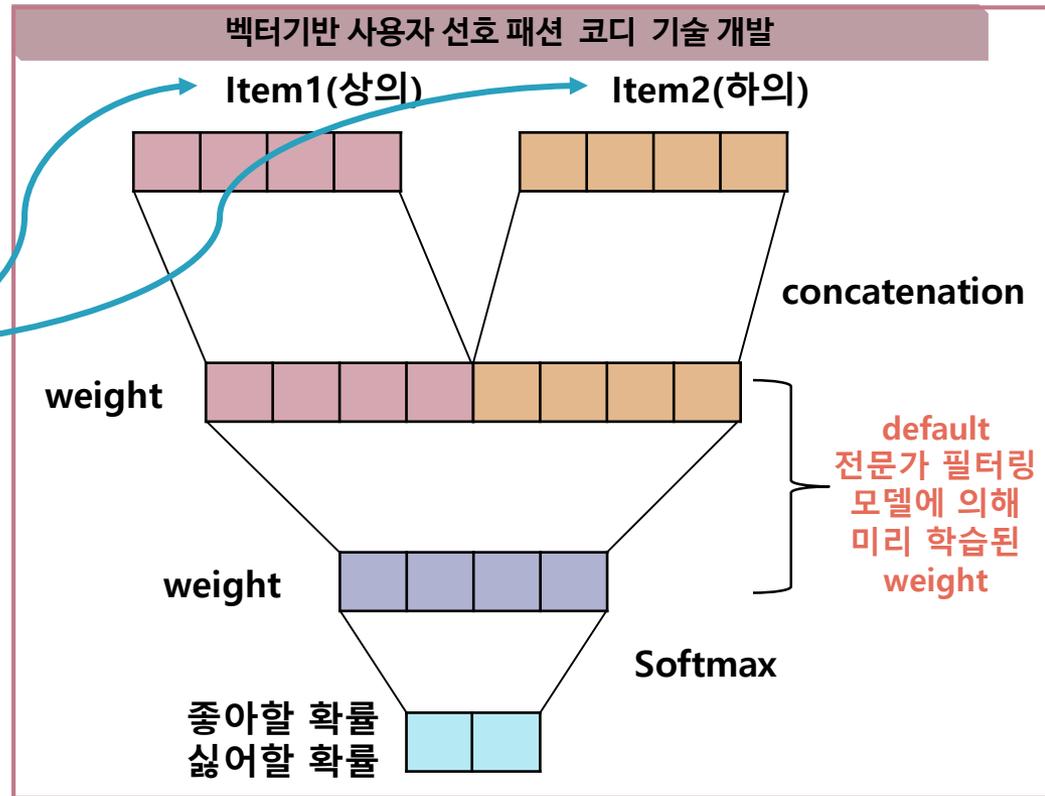
# 연구 내용 - 벡터기반 사용자 선호 패션 프로파일링. 코디 및 매칭 기술 개발

## 이미지 자질 추출 기술


$$\begin{bmatrix} T_{00} & T_{01} & T_{02} & T_{03} \\ T_{10} & T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{20} & T_{21} & T_{22} & T_{23} \\ T_{30} & T_{31} & T_{32} & T_{33} \end{bmatrix}$$

개인 선호 Labeled 이미지  
이미지 자질 추출기

이미지 자질



# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 논문
- 특허
- 강연
- 데모페이지 제작

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 해외 컨퍼런스

1. Seolhwa Lee, Heuseok Lim, “A Study on Vector-Based User-Preferred Fashion Matching”, The 1st International conference on Interdisciplinary research on Computer Science, Psychology, and Education (ICICPE’ 2018), 2018.
2. Seolhwa Lee, Heuseok Lim, “A Study on Feature Elements for Developing Senior Customized UI/IX Model”, The 1st International conference on Interdisciplinary research on Computer Science, Psychology, and Education (ICICPE’ 2017), 2017.
3. Seolhwa Lee, Heuseok Lim, “Comparing Working Memory between Expert Programmers and Novice Programmers”, The 4th International Conference for Small & Medium Business, 2017.

## ❖ 국내 컨퍼런스

1. 이설화, 조재춘, 이찬희, 이동엽, 임희석, “지능형 패션 상품 검색 및 추천을 위한 사용자 암묵적 프로파일링 기법“, 한국정보과학회 KSC 2017.
2. 이설화, 이찬희, 임희석, “자막 병렬 코퍼스를 이용한 이중 언어 워드 임베딩”, 컴퓨터교육학회 2017 하계학술발표논문집, 제 22권, 2017.08.
3. 이설화, 이찬희, 임희석, “병렬 코퍼스를 이용한 이중 언어 워드 임베딩”, 한국정보과학회 KCC 2017, 2017.06.
4. 이설화, 임희석, “시니어 맞춤형 UI/UX 모델 개발을 위한 특징 요소”, 컴퓨터교육학회 2017 동계학술발표논문집, 제21권, 제1호, pp.87~89, 2017.01.

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 해외 저널

1. Seolhwa Lee, Danial Hooshyar, Hyesung Ji, Kichun Nam, Heuseok Lim, “Mining Biometric Data to Predict Programmer Expertise and Task Difficulty”, Cluster Computing, 2017.01. **(MS research, Carnegie Mellon Univ citation)**

## ❖ 국내 저널

1. 이설화, 윤유동, 지혜성, 임희석, “인지측정데이터를 이용한 데이터 기반 시니어 인지반응 모델링”, 컴퓨터교육학회논문지, 제 20권, 제2호, pp.57-65, 2017.03.

## ❖ 강연

1. “Natural Language Processing with Deep Learning - Bilingual Word Embedding with Parallel Corpus”, 제1회 딥러닝 컨퍼런스, 2017

# 연구 실적 - 기타

## ❖ 특허

1. 생체 데이터를 이용한 프로그램의 난이도 및 프로그래머의 수준 예측 분류 시스템, PCT 출원 완료, 이설화
2. 사용자 인지반응 기반 모델링 방법 및 장치, 출원 완료, 이설화
3. 사용자 인지반응 기반 모델링 방법 및 장치, 특허 등록 심사 중, 이설화

## ❖ 데모페이지 제작

1. 인지반응기반 시니어 클러스터링 도구 데모 페이지, <http://blplab.ipstime.org:4321/seol2>

**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 찬희

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. Bag of Characters를 응용한 단어 벡터 생성 방법 연구

## ❖ 과제: 사용자 중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 제품 개발

1. 패션 이미지 크롤링 기술 개발
2. 이미지 외곽선 추출 기술 개발

## ❖ 과제: 스마트 시니어세대의 문화향유를 위한 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술 개발

1. 기계 학습 방법을 이용한 최적의 설정값 도출 방법 연구
2. 스마트 시니어 맞춤형 프로필 관리 시스템 개발

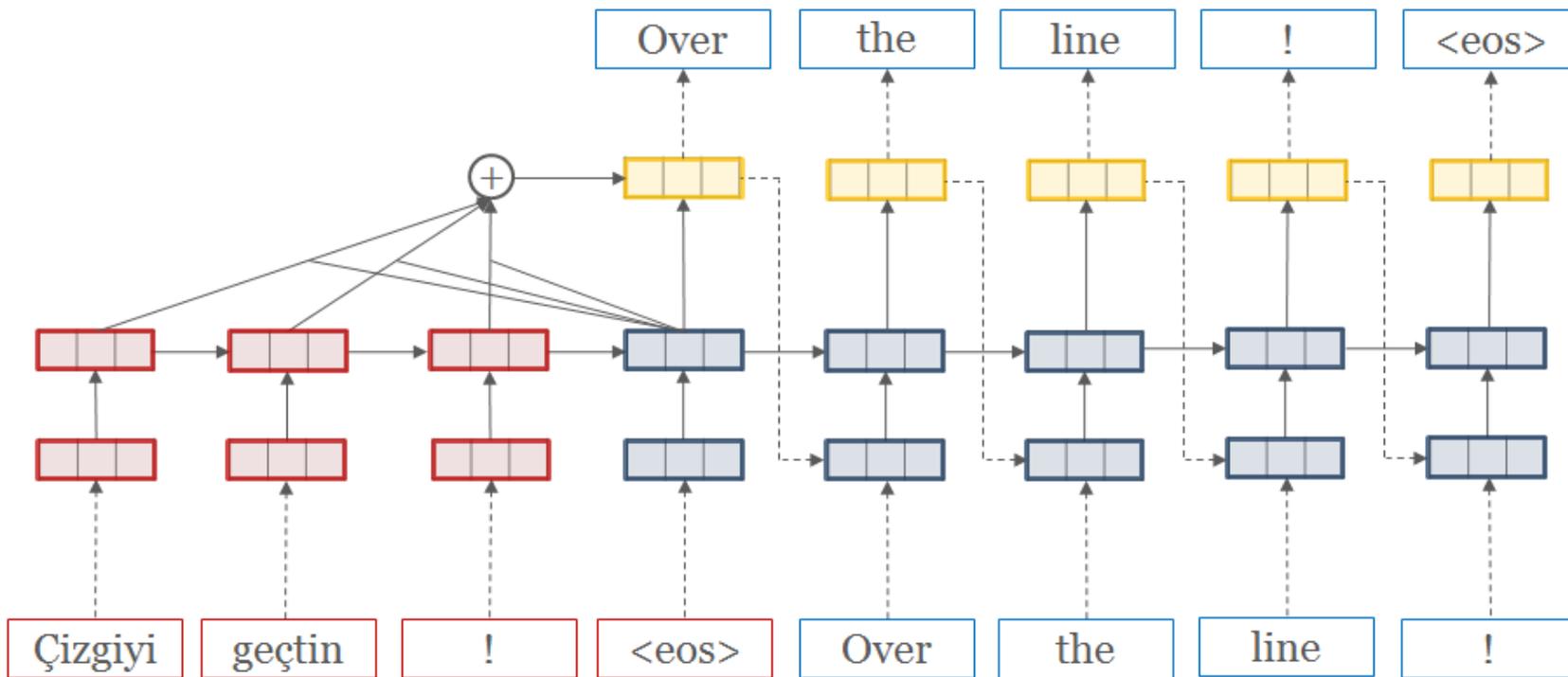
# Bag of Characters를 응용한 단어 벡터 생성 방법 연구

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 찬희

# 연구 내용 - Neural Network과 언어



인간의 언어 - 문자



NN 입출력 - 숫자

# 연구 내용 - Neural Network 단어 입력

“... .. The fat cat sat  
on the mat. ... ..”



“... .. 32 832 561 634  
6132 32 565 ... ..”

# 연구 내용 - One-hot Encoding

- $V = \{\text{cat, fat, mat, sat, the, on}\}$

cat = [1, 0, 0, 0, 0, 0]

fat = [0, 1, 0, 0, 0, 0]

mat = [0, 0, 1, 0, 0, 0]

sat = [0, 0, 0, 1, 0, 0]

the = [0, 0, 0, 0, 1, 0]

on = [0, 0, 0, 0, 0, 1]

- 매우 높은 차원의 벡터가 필요 -  $|V|$  (언어 내 단어의 수)가 매우 크기 때문

# 연구 내용 - 단어 단위 처리

## 단어 단위 처리

- 단어/형태소를 서로 독립적인 최소 단위로 취급
- 단어/형태소를 최소 단위로 했을 때의 한계점
  - 단어/형태소의 목록이 미리 정의되어 있어야 함 - vocabulary
  - 신경망에서 학습시켜야 할 파라미터의 수가 단어/형태소의 개수와 비례하여 증가
  - 정의되지 않은(OOV, Out Of Vocabulary) 단어 발생

## Out-Of-Vocabulary(OOV) Word

- 모든 단어를 vocabulary에 등록할 수는 없음 - 컴퓨팅 자원의 한계, 새로운 단어의 생성
- Vocabulary에 포함되지 못한 단어는 “알수없음(Unknown)”으로 대체
  - “새 몬스터는 기존의 <UNK>처럼 알을 부화시키는 방식이 아니라 야생에서 등장할 전망이다. 업데이트 후에는 <UNK>지방에서 발견된 일부 <UNK>을 <UNK>지방에 사는 <UNK>으로 진화시킬 수 있게 되고 성별 구분도 늘어난다. <UNK>에서 얻을 수 있는 아이템도 늘어난다. <UNK>을 잡을 때 사용할 수 있는 열매는 기존의 <UNK>에서 <UNK>의 움직임을 둔화시켜주는 <UNK>열매와 사탕을 두 배로 얻을 수 있는 <UNK>열매가 추가된다.”

# 연구 내용 - 문자 단위 처리

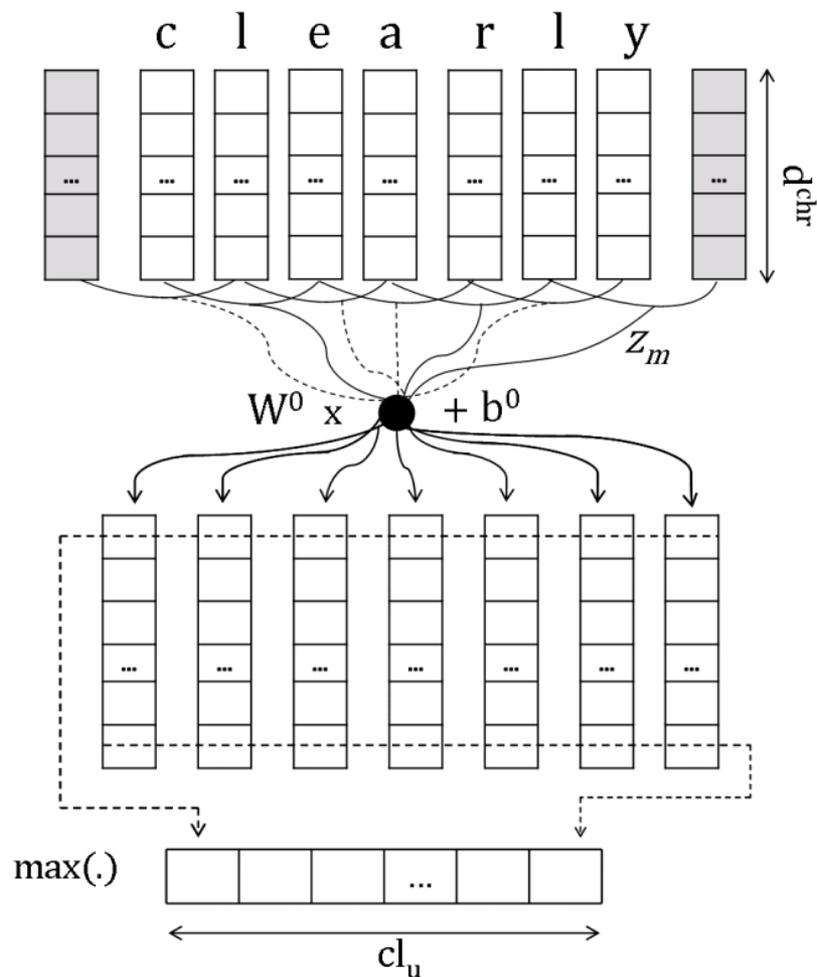
## 문자 단위 언어 처리

- 단어/형태소가 아닌 문자를 최소 처리 단위로 사용
- 단어/형태소의 수  $\gg$  문자의 수
- 한 언어 내에서 사용되는 문자의 집합은 변화가 매우 적음
- 크게 두 가지 접근 방법이 존재 - Convolutional Neural Network(CNN) or 문자 단위 Recurrent Neural Network(RNN)
- 문제점
  - CNN - 단어 내 문자의 순서와 단어 벡터가 독립적: anagram 구분에 취약 (altitude/latitude, silent/listen)
  - RNN - 입력 token이 단어의 수에서 문자의 수로 증가: long term dependency에 취약
  - CNN, RNN을 사용하여 문자 단위 처리를 할 경우, 추가적인 신경망 구조가 필요: 파라미터 수, 계산량 증가

# 연구 내용 - CNN을 이용한 문자 단위 처리

## Character-level CNN

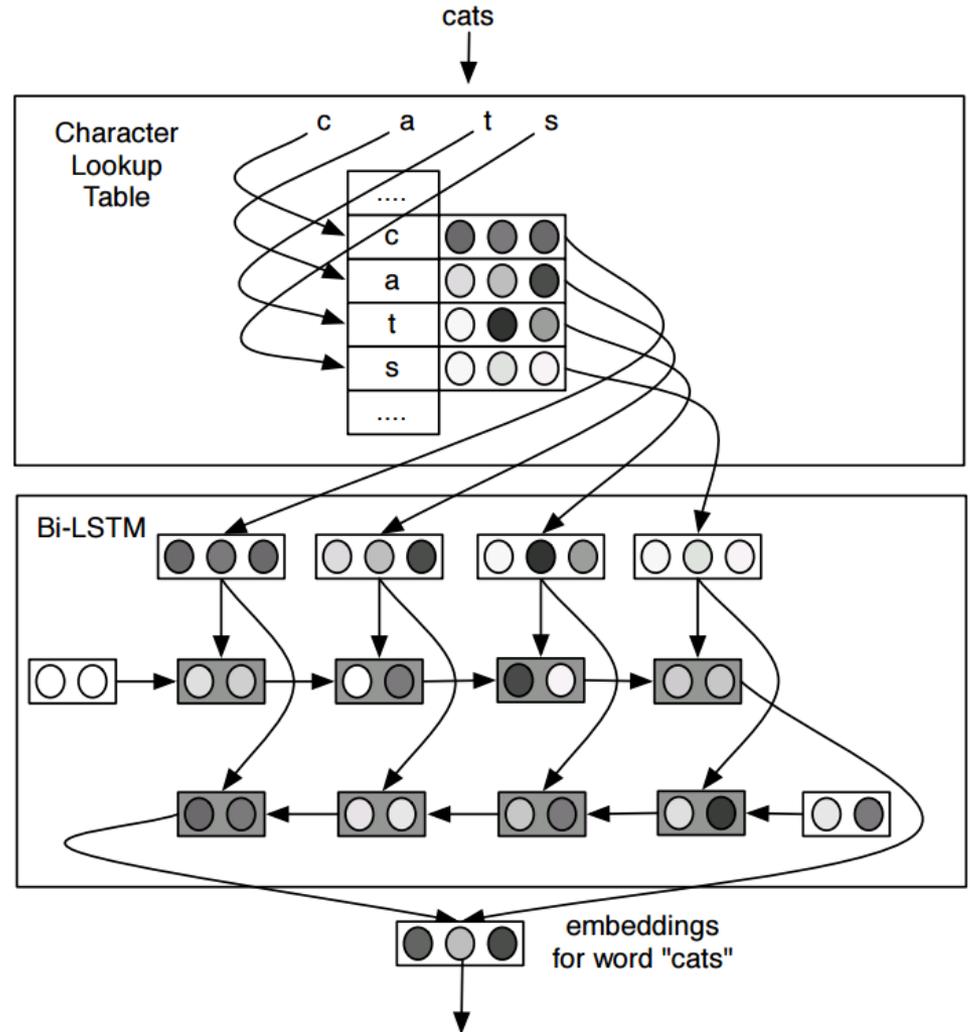
- Word embedding과 같은 방법으로 각 문자를 character embedding로 변환
- 단어를 구성하는 문자들의 character embedding에 convolution 적용 후, pooling을 사용하여 단어 벡터 생성



# 연구 내용 - RNN을 이용한 문자 단위 처리

## Character-level RNN

- 단어를 구성하는 문자들의 character embedding에 RNN을 적용하여 단어 벡터 생성
- Word embedding을 보조하는 역할로 사용, 혹은 word embedding 없이 character RNN만을 사용



# 연구 내용 - 제안된 모델

## Bags of Features

- 단어를 구성하는 문자는 bag of characters로 저장하되, 손실되는 문자 순서 정보를 보충할 수 있는 정보를 추가
  - 단어를 분할하여 문자들의 정보 손실 감소
  - 문자들의 순서가 무시되면서 손실된 정보를 벡터에 추가
  - 서로 다른 단어가 같은 벡터 표현을 갖는 현상을 최소화

## Bags of Features의 구성

- Bags of Features에는 아래 feature들이 사용됨 (영어 기준)
  - Characters Feature
  - Capitalization Feature
  - Word Length Feature

# 연구 내용 - Feature 설명

## Characters Feature

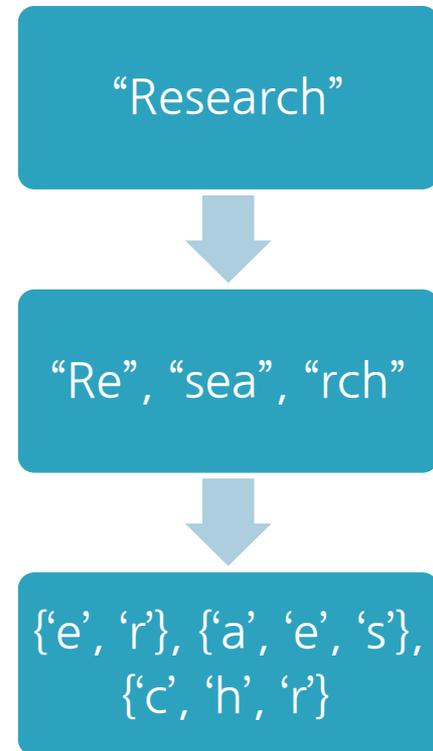
- 단어 순서 정보 손실을 최소화하기 위해 단어를 여러 조각으로 분할
  - Corpus의 n-gram 통계를 이용하여 byte-pair encoding과 유사한 방식으로 등장 빈도가 높은 n-gram으로 분할
  - Part-of-Speech tagging 실험에서는 한 단어를 3 부분으로 분할
- 모든 문자는 소문자로 변환하며, 각 조각은 bag of characters를 사용하여 벡터화

## Capitalization Feature

- Characters feature에서 모든 문자를 소문자로 변환하였기 때문에 대소문자 정보는 별도로 저장
- 단어를 아래 4가지 중 하나로 구분하여 one-hot encoding으로 벡터화
  - 모두 소문자 / 모두 대문자 / 첫 글자만 대문자 / 기타

## Word Length Feature

- 단어의 문자 수를 0~20, 20이상으로 구분하여 one-hot encoding으로 벡터화



# 연구 내용 - Bags of Features의 장점

## 제안된 Bags of Features를 모델에 적용했을 때의 장점

- 단어의 문자들로부터 단어 벡터를 생성하기 때문에 문자 단위 처리의 장점을 계승
  - 사용할 단어/형태소를 미리 정의해 둘 필요가 없음
  - OOV 단어의 처리 성능 향상
  - 신경망의 파라미터 수가 단어/형태소의 개수와 독립적
- Convolution 혹은 character-level RNN의 단점 개선
  - 신경망 입력이 단어 단위 - long term dependency 문제 완화
  - 단순한 규칙 기반 벡터화 - 추가적인 신경망 구조가 필요 없음
  - Word embedding을 보조하지 않고 독립적으로 사용 가능

# 연구 내용 - Experiments

## Motivation

- BOF를 사용하여 단어를 표현하는 것의 효과 검증을 위해 품사(Part of Speech) 태깅 실험 수행
- BOF가 단어를 효과적으로 벡터화한다면 품사 태깅에서 우수한 성능을 낼 것이라는 가정
- 앞서 언급한 character-level CNN 및 character-level RNN을 함께 구현하여 baseline으로 사용

## Dataset

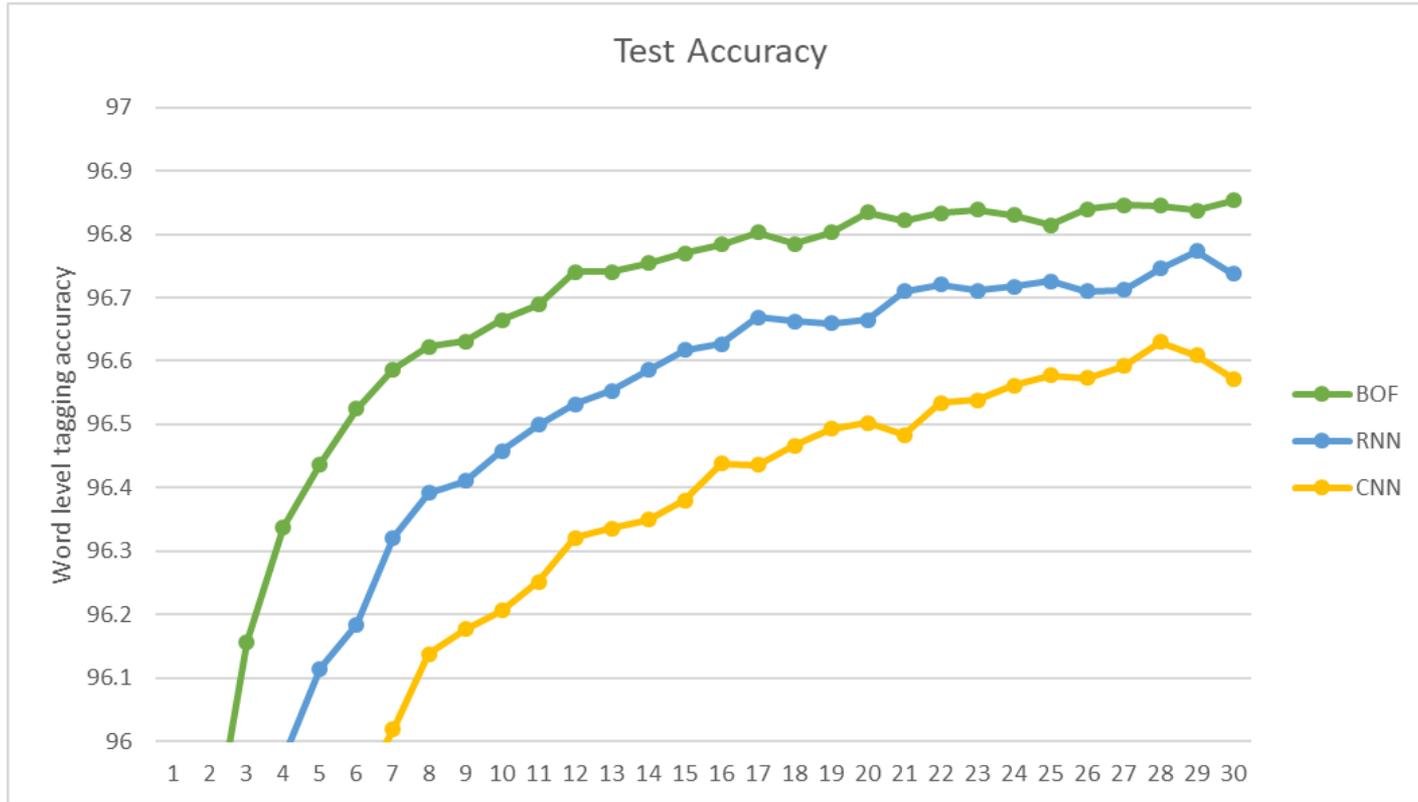
- Penn TreeBank 데이터의 Wall Street Journal 부분 사용
  - 영어 품사 태깅 실험에서 가장 보편적으로 쓰이는 데이터
- Train data: section 0-18
- Development data: section 19-21
- Test data: section 22-24
- 총 45종류의 품사 태그 사용

# 연구 내용 - Experiments

## Experimental Details

- 실험 결과는 모델별로 14~33회 반복 실험을 한 후 평균을 낸 것
  - Hyperparameter는 동일하게 유지
- 모델의 구조는 word-level에서는 Bi-RNN으로 동일하며, character-level 처리만 모델별로 다르게 구현함
  - Bags of Features
  - Bi-directional Recurrent Neural Network
  - Convolutional Neural Network
- 총 30 epoch training
- Adam optimizer를 이용하여 cross-entropy loss 최적화

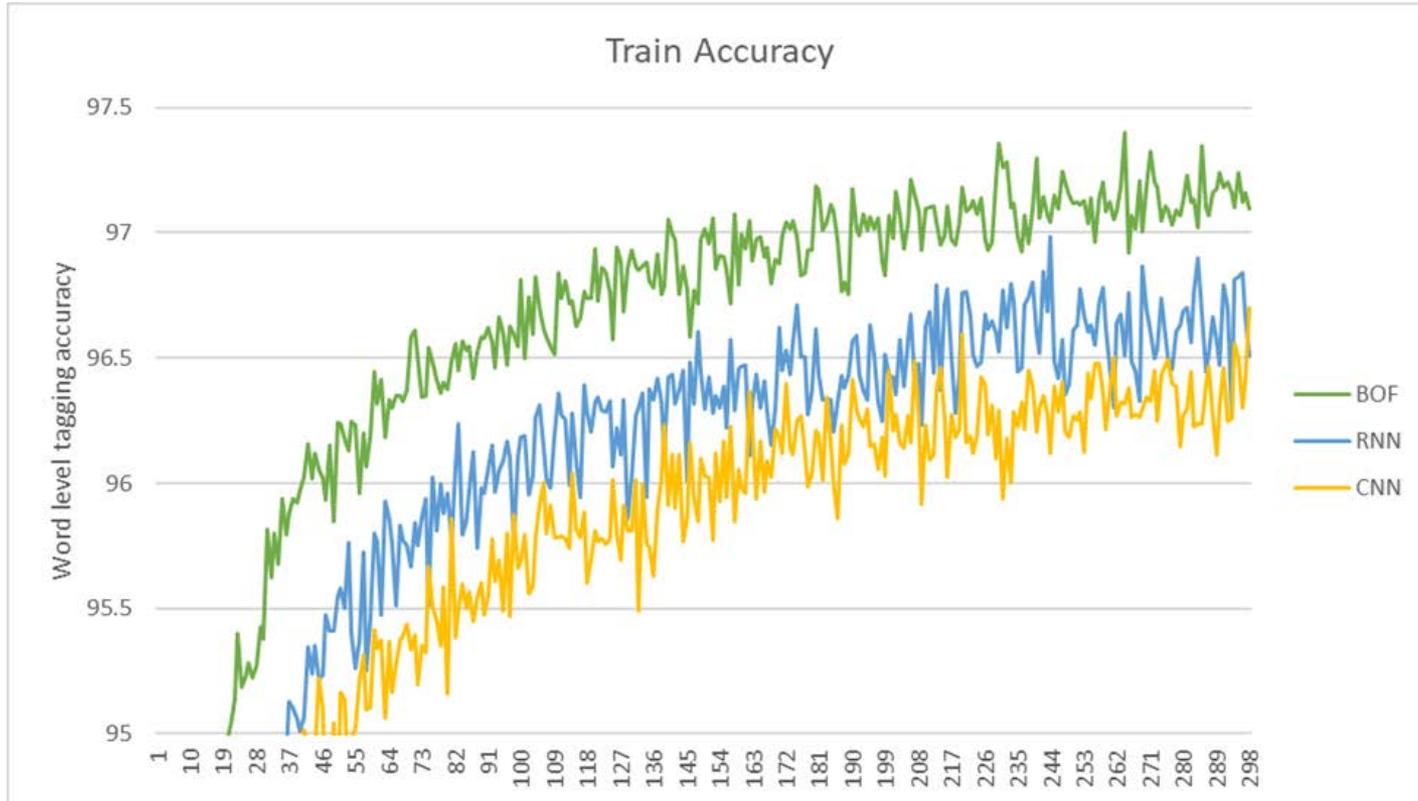
# 연구 내용 - Results



## Word-level tagging accuracy on test set (all words)

- 제안된 모델(BOF)의 성능이 가장 우수하며, RNN, CNN이 뒤따름
- CNN 대비 7.9%, RNN 대비 4.4% relative error reduction

# 연구 내용 - Results



## Training accuracy (all words)

- Test set accuracy와 동일한 양상(BOF > RNN > CNN)

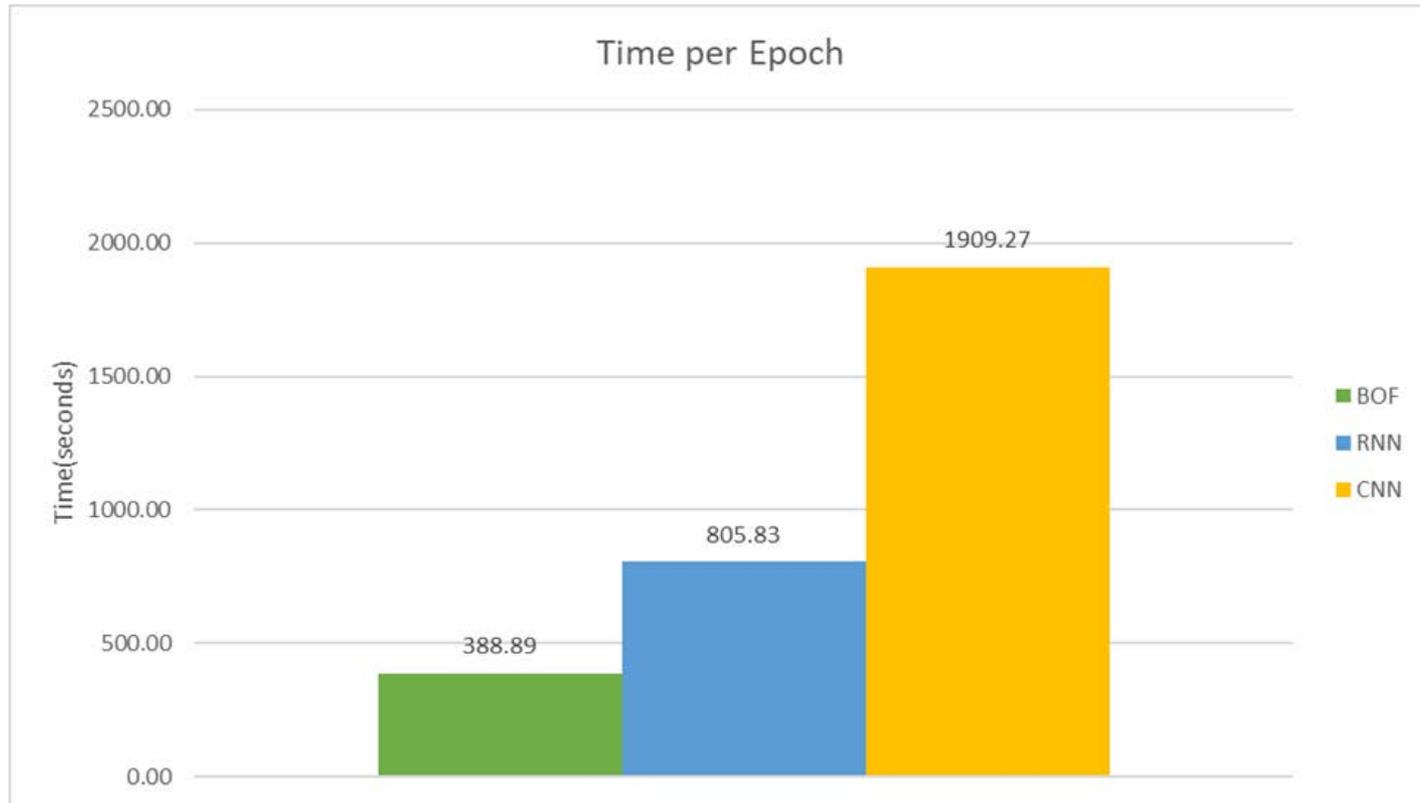
# 연구 내용 - Results



## Training loss

- Cross-entropy loss - lower is better
- 제안된 모델이 loss의 감소 속도와 최저치 모두 가장 우수함

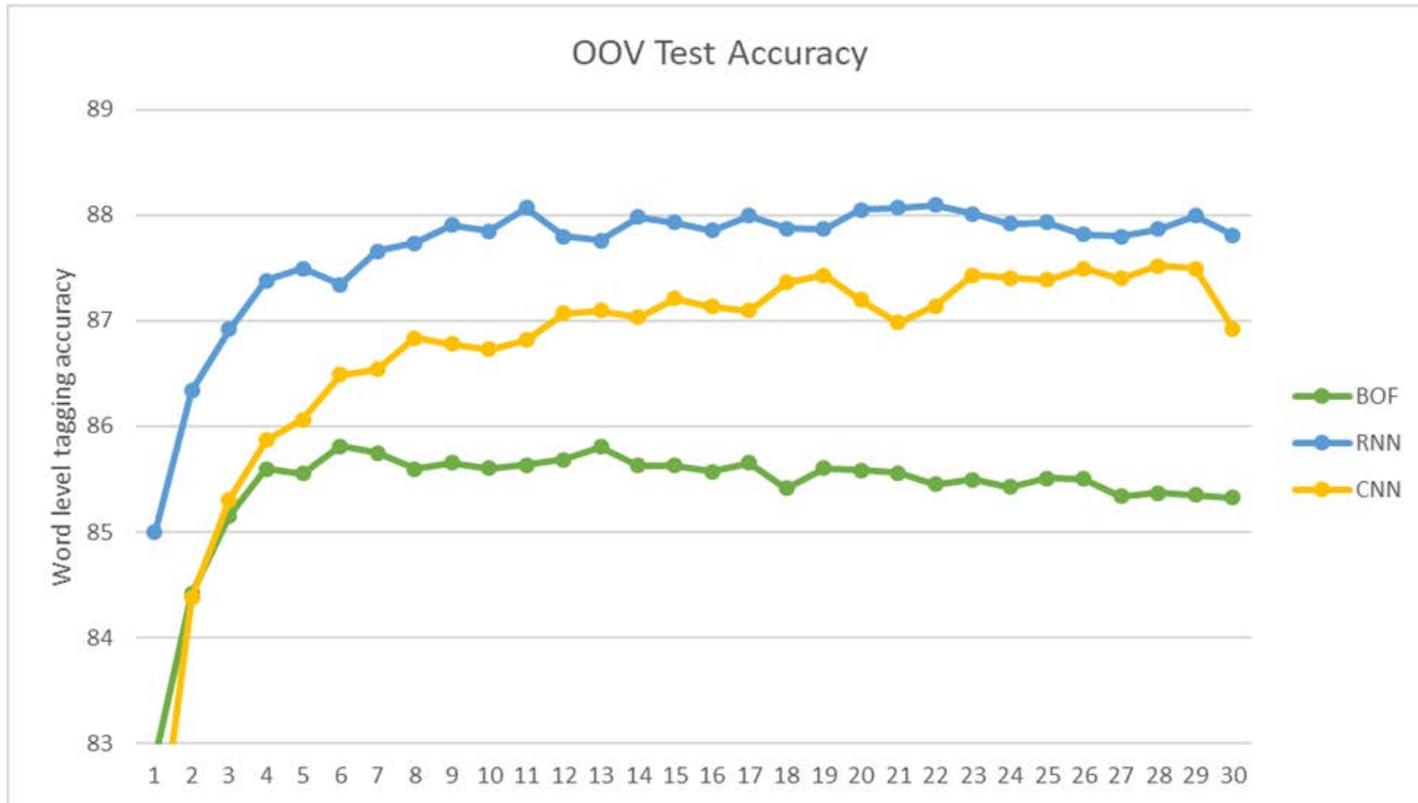
# 연구 내용 - Results



## Training time per epoch

- 1 epoch 훈련에 소요된 시간 - lower is better
- 제안된 모델이 학습 및 계산 속도 면에서 가장 우수함

# 연구 내용 - Results



## Word-level tagging accuracy on test set (Out-of-Vocabulary words)

- 제안된 모델의 성능이 가장 저조함
- Overfitting의 양상을 보임

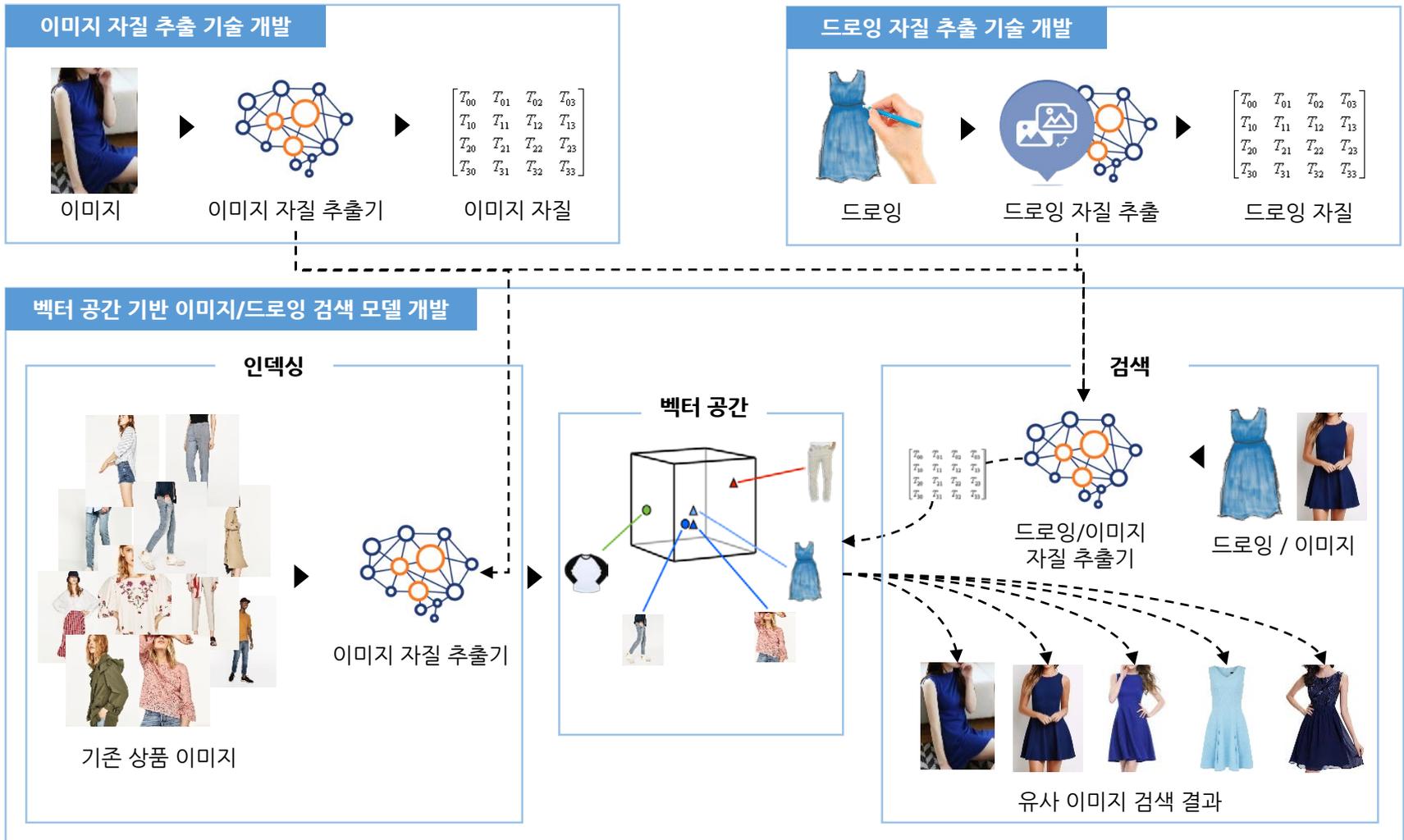
# 사용자 중심의 지능형 패션 검색 및 맞춤형 코디네이션 제품 개발

---

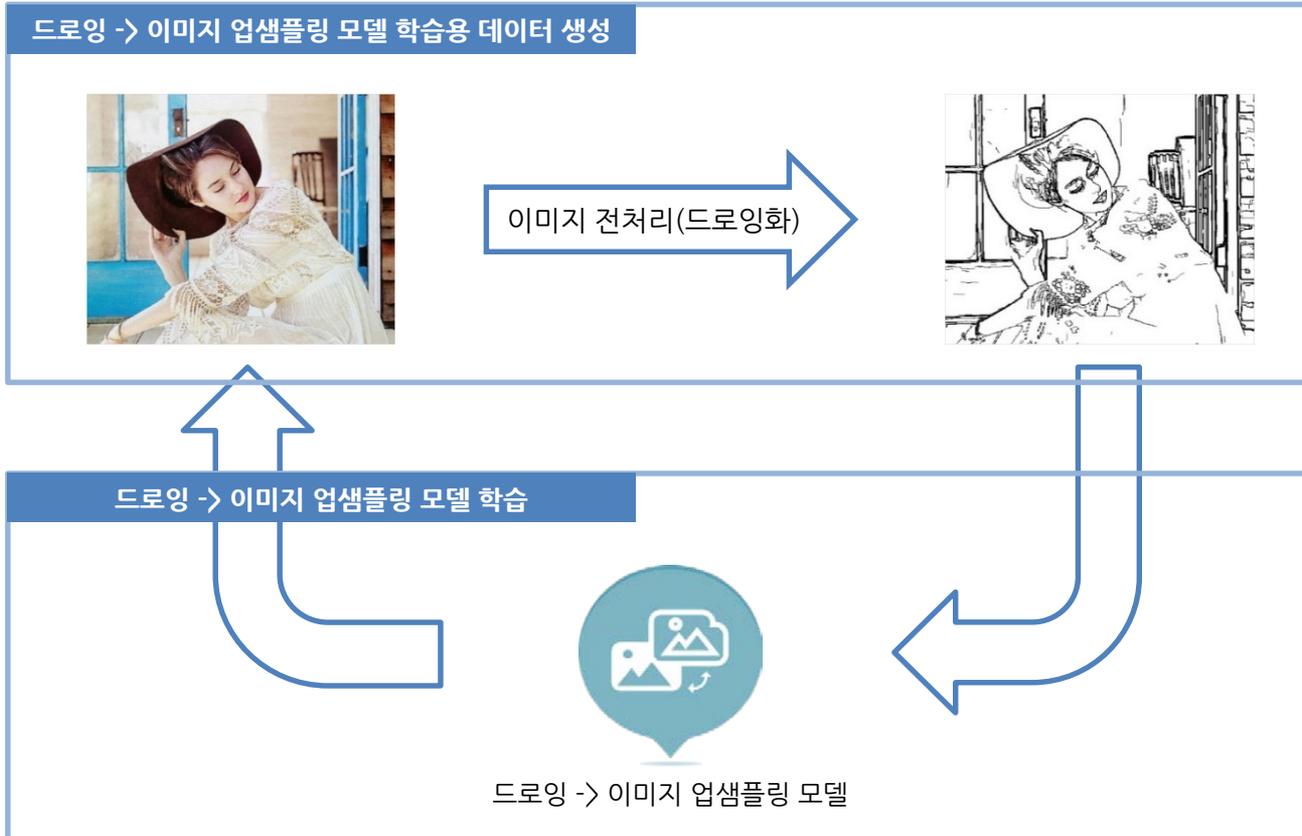
고려대학교 NLP&AI Lab.

이 찬희

# 연구 내용 - 과제 개요



# 연구 내용 - 드로잉 업샘플링 모델



## 드로잉 -> 이미지 업샘플링 모델

- 스케치를 이미지 검색의 쿼리로 사용하기 위해서 스케치를 이미지 수준으로 업샘플링함
- Generative Adversarial Network 사용

# 연구 내용 - 패션 이미지 크롤링 기술 개발

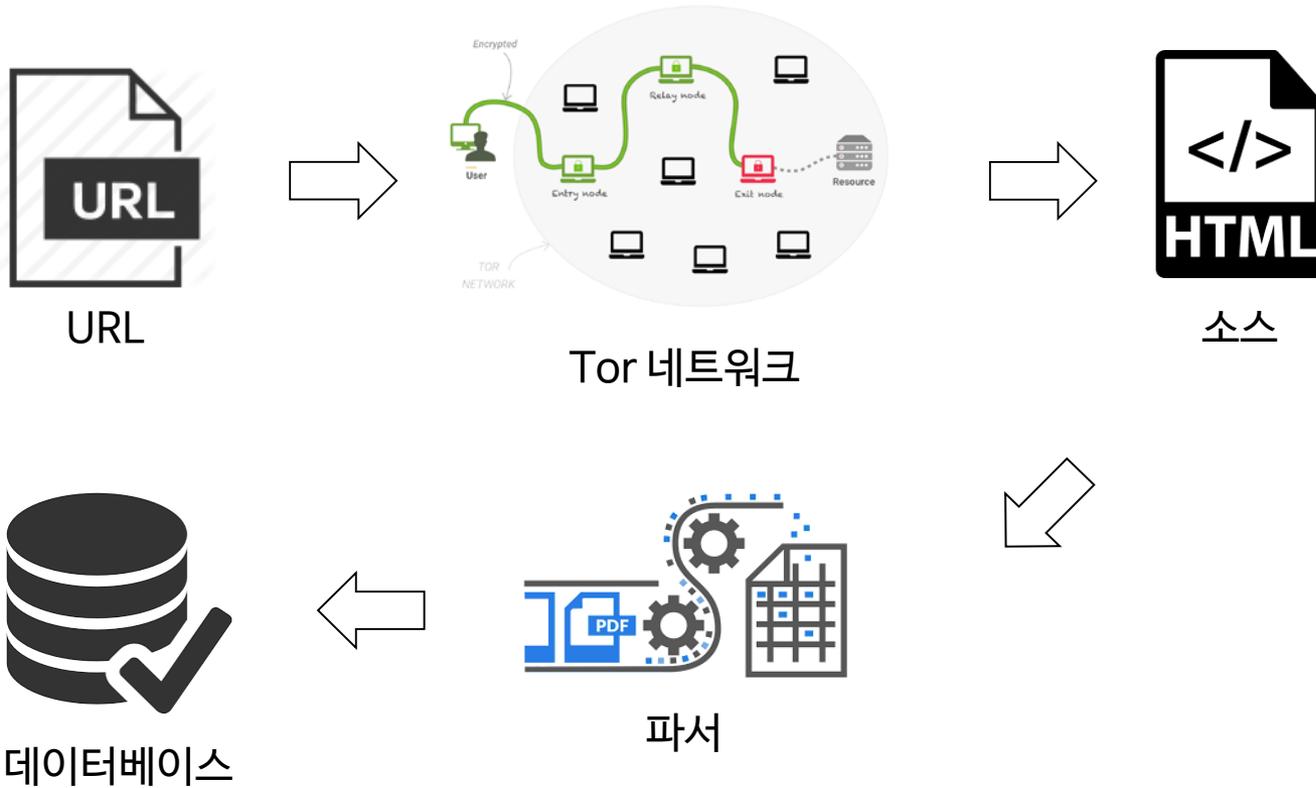
## Objective

- 학습 데이터로 활용하기 위한 패션 이미지 수집용 웹 크롤러 개발

## Method

- Tor 네트워크 및 무작위 agent 등을 이용하여 크롤링 방어 문제를 우회함
  - 일부 웹사이트의 경우, 데이터 유출을 방지하기 위하여 유사한 패턴으로 반복 접근 시 접속이 차단됨
  - 크롤링 대상으로 삼은 쇼핑몰의 경우 접속 차단 문제가 빈번하여 우회가 필수적으로 요구됨
- 다중 Tor 및 proxy 프로세스를 이용한 병렬 처리를 사용하여 크롤링 속도 향상
- 분당 약 2000~3000건 수집 가능

# 연구 내용 - 패션 이미지 크롤러 구조도



# 연구 내용 - 패션 이미지 데이터셋 구축

## 크롤링 결과

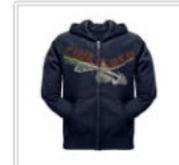
- 국내 모 쇼핑몰의 “여성 의류”, “남성 의류” 카테고리 내 상품을 대상으로 크롤링 수행
- 상품 총 65만 건
  - 쇼핑몰에 등록된 상품은 총 천만 건 이상이나, 중복 상품이 상당수 존재
- 총 약 89GB
- 수집 기간: 약 2주



12220516069.jpg  
9.7 kB



12220516073.jpg  
26.3 kB



12220516199.jpg  
12.8 kB



12220516264.jpg  
7.1 kB



12220516281.jpg  
14.2 kB



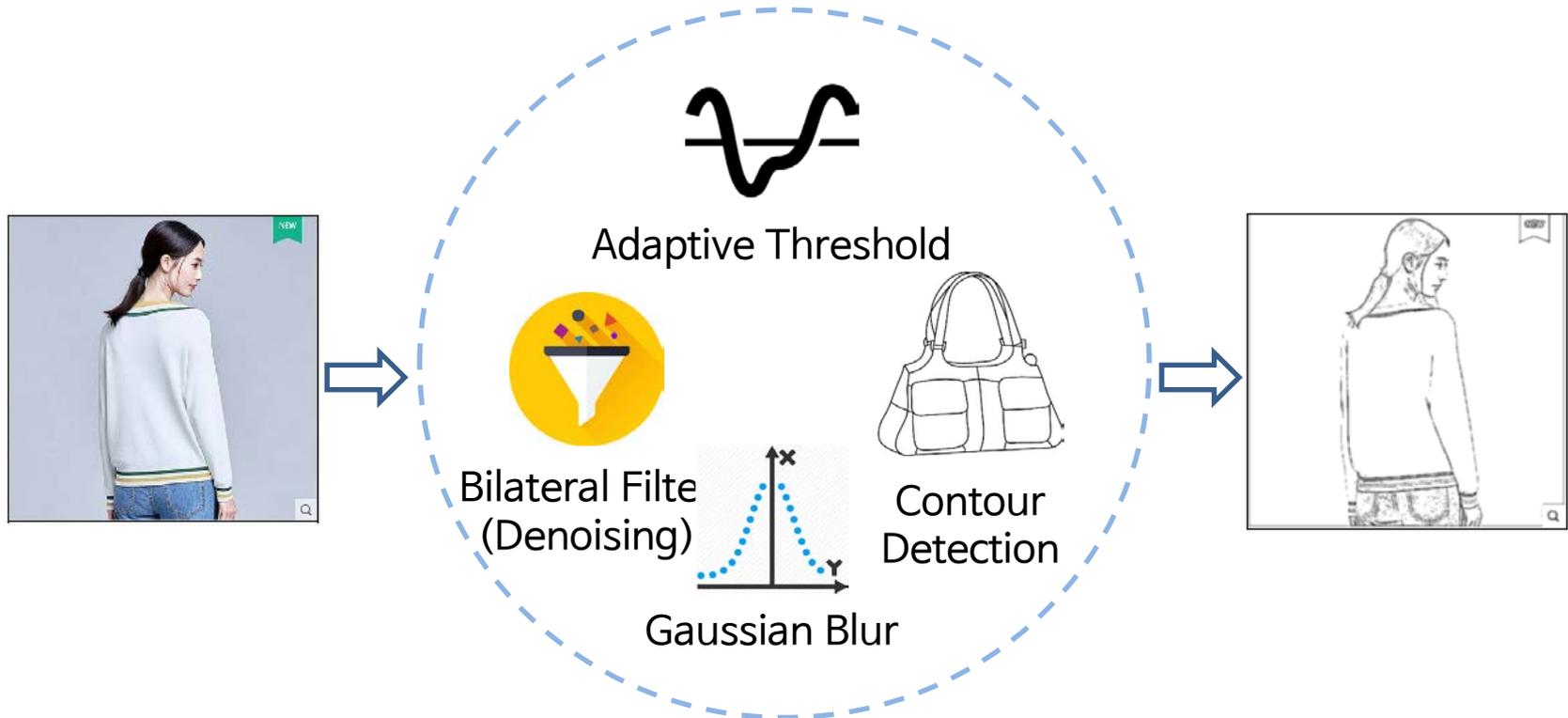
12220516312.jpg  
28.7 kB

```
{
  "id": "12212388963",
  "title": "밀란시아 USA 캐주얼 나시티셔츠 ne601-001",
  "price": 20970,
  "category_str": "패션의류\t남성의류\t티셔츠",
  "category_id": "50",
  "review_score": null,
  "img_url": "http://img100.nhncloud.net/ma/12212388963/12212388963.jpg",
  "upload_date": "2017.09.",
  "crawl_date": "2017-09-07T15:19:43.023232",
  "img_path": "000000000/12212388963.jpg"
},
{
  "id": "12212385891",
  "title": "MTS-387 (가을신상) 심플 스트라이프 맨투맨 (M-L) 4COLOR",
  "price": 24380,
  "category_str": "패션의류\t남성의류\t티셔츠",
  "category_id": "50",
  "review_score": null,
  "img_url": "http://img100.nhncloud.net/ma/12212385891/12212385891.jpg",
  "upload_date": "2017.09.",
  "crawl_date": "2017-09-07T15:19:43.024902",
  "img_path": "000000000/12212385891.jpg"
},
}
```

# 연구 내용 - 이미지 외곽선 추출 기술 개발

드로잉 자질 추출기 학습에 사용할 데이터 수집을 위한 기술

- 이미지를 외곽선 추출 기술을 이용하여 드로잉 스타일로 변형한 후, 이를 다시 복원하는 딥러닝 모델 훈련



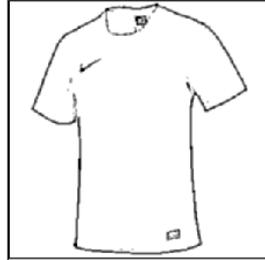
# 연구 내용 - 이미지 외곽선 추출 결과물

이미지 외곽선 추출 기술을 이용하여 크롤링한 패션 이미지를 드로잉 스타일로 변형한 샘플(Good)

Original (300 X 300)



Outline



Original (450 X 450)



Outline



Original (860 X 860)



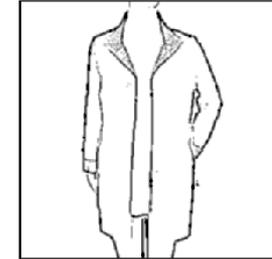
Outline



Original (300 X 300)



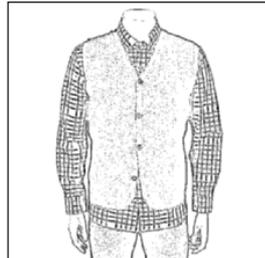
Outline



Original (550 X 550)



Outline



Original (640 X 640)



Outline



# 연구 내용 - 이미지 외곽선 추출 결과물

이미지 외곽선 추출 기술을 이용하여 크롤링한 패션 이미지를 드로잉 스타일로 변형한 샘플(Bad)

Original (300 X 300)



Outline



Original (300 X 300)



Outline



Original (500 X 500)



Outline



Original (300 X 300)



Outline



Original (600 X 600)



Outline



Original (640 X 640)



Outline



# 스마트 시니어세대의 문화향유를 위한 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술 개발

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

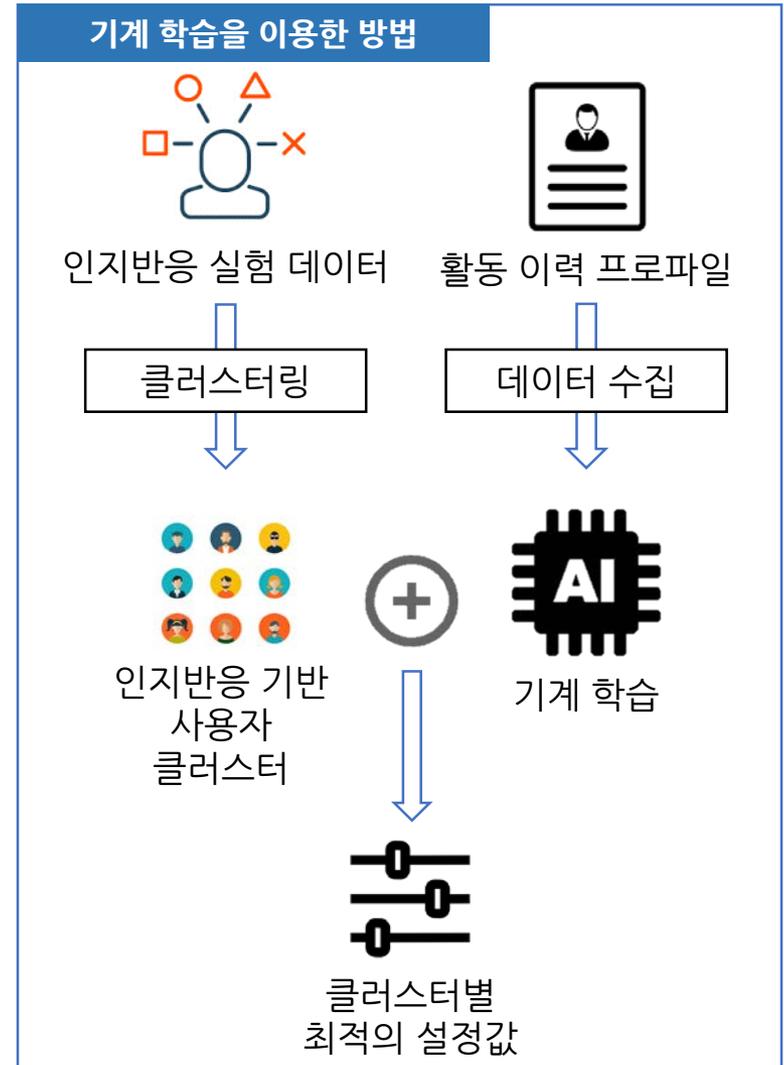
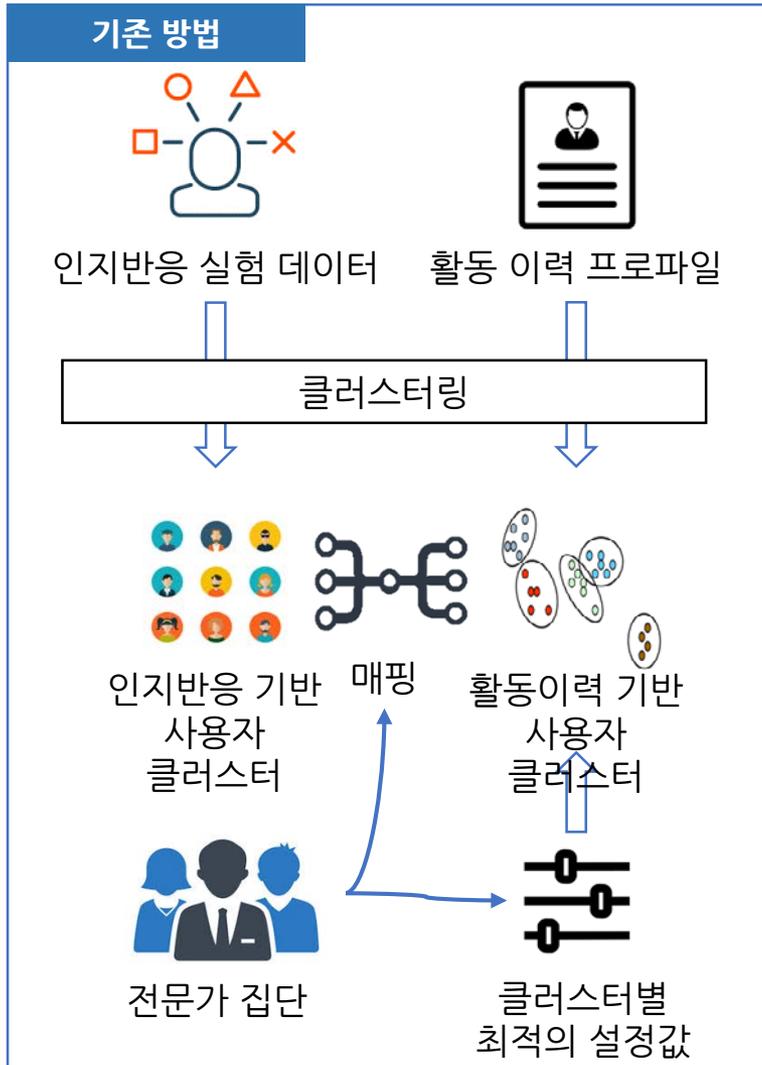
이 찬희

# 연구 내용 - 기계 학습을 이용한 설정값 도출

## 기계 학습 방법을 이용한 인지 반응 검사 항목과 UI/UX 구성 요소 간의 매핑 도출

- 시니어 클러스터 기반 선호 설정 값은 클러스터에 속한 사용자의 평균과 개별 사용자의 차이로 인해 개인화가 부족할 수 있음
- 인지반응 검사 결과를 바탕으로 직접 선호 UI/UX 요소 설정 값을 추정할 수 있는 모델이 필요함
- 시니어 포탈에서의 사용자 데이터가 수집되면, 이를 바탕으로 supervised learning 기반 기계 학습 모델을 훈련시킬 수 있음
- Support Vector Machine, Decision Tree, Regression Analysis 등은 학습된 모델로부터 입력 데이터와 출력 값 사이의 상관관계를 도출할 수 있으며, 이로부터 입력 데이터의 각 요소별 중요도를 파악할 수 있음
- 이는 인지 반응 검사 항목과 UI/UX 구성 요소 간의 매핑을 도출할 수 있음을 의미함
- 이러한 인지 반응 검사 항목과 UI/UX 구성 요소 간의 매핑은 인지 반응 검사 항목별 중요도를 파악할 수 있게 해주며, 따라서 불필요한 검사를 파악하기 위한 근거로 사용할 수 있음

# 연구 내용 - 기계 학습을 이용한 설정값 도출



# 연구 내용 - 스마트 시니어 맞춤형 프로파일 관리 시스템

## 스마트 시니어 맞춤형 프로파일 관리 시스템

- 스마트 시니어 맞춤형 프로파일 관리 시스템은 대시보드 형태로 사용자에게 제공되며, 대시보드를 통해 사용자는 자신의 정보를 주기적으로 확인하여 효율적인 관리가 가능한 스마트 시니어 맞춤형 프로파일 관리 시스템 개발을 목적으로 함
- 대시보드는 스마트 시니어 포털과의 연동을 위하여 웹 기반으로 제작되었음

선우민 회원님 안녕하세요.  
회원님은 C 클러스터로 분류됩니다.

### 현재 설정값

화면 구성: 보통  
폰트 종류: 휴먼  
듣기 속도: 느리게  
재생 속도: 보통  
소리 크기: 크게  
시야: 우시아  
선호 테마: 흑백

클러스터별 인원 분포



클러스터별 화면 구성



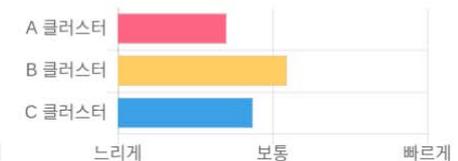
클러스터별 폰트 종류



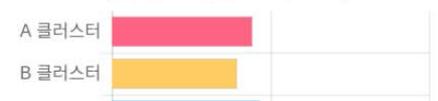
클러스터별 듣기 속도



클러스터별 재생 속도



클러스터별 소리 크기



클러스터별 시야



# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 해외 컨퍼런스
- 국내 컨퍼런스
- 강연

# 연구 실적

## ❖ 해외 컨퍼런스

1. Chanhee Lee, Heuseok Lim. “An Empirical Evaluation of Residual Network”, International Conference on Interdisciplinary research on Computer Science, Psychology, and Education (ICICPE), pp.20~22, 2017.
2. Chanhee Lee, Heuseok Lim. “On the Effect of Activation Functions on Neural Network Model Training”, International Conference on Advanced Technology Innovation (ICATI), 2017.

## ❖ 강연

1. “Natural Language Processing with Deep Learning - Overcoming Vocabulary Limit”, 제1회 딥러닝 컨퍼런스, 2017.

# 연구 실적

## ❖ 국내 컨퍼런스

1. 이찬희, 이설화, 김규경, 임희석. “문자 단위 단방향 LSTM을 이용한 데이터 중심의 띄어쓰기 오류 교정”, 한국정보과학회 학술 발표논문집, Vol.2017 No.06, 2017.
2. 이찬희, 이설화, 임희석. “Bag of Characters를 응용한 단어의 벡터 표현 생성 방법”, 한국컴퓨터교육학회 학술발표대회논문집, 21권 2호, pp.47-49, 2017.
3. 이찬희, 이설화, 임희석. “품사 부착 실험을 통한 Bags-of-Features 방법의 정량적 평가”, 제29회 한글 및 한국어 정보처리 학술대회 논문집, 2017.
4. 이찬희, 이동엽, 이설화, 조재춘, 임희석. “Generative Adversarial Network을 이용한 스케치 기반 이미지 검색 시스템”, 한국정보과학회 한국소프트웨어종합학술대회 KSC, 2017.

# 연구 계획 - 2018년도 개인 연구 계획

## 개인 연구: Bags of Features

- Airline Travel Information System(ATIS) corpus를 이용하여 slot tagging 실험 수행
- CoNLL corpus를 이용하여 named entity recognition(NER) 실험 수행(이동엽 연구원과 협업)
- Slot tagging, NER 실험에서도 POS tagging 실험과 비슷한 양상(BOF 모델이 overall accuracy는 가장 높으나, OOV word accuracy는 Char-RNN 모델이 가장 높은)이 보이면, 제안된 모델과 Char-RNN feature를 같이 사용하는 모델 실험
- 오탈자가 빈번한 데이터에 대한 실험(Robustness 검증)

## 개인 연구: Text Generation using Adversarial Training

- 최근 이미지 처리 분야에서 각광받고 있는 Generative Adversarial Network(GAN)을 이용하여 자연어를 생성하는 기술의 개선 및 응용 분야 연구, 실험

# 연구 계획 - 2018년도 과제 연구 계획

## 과제: 사용자 중심의 지능형 패션검색 및 맞춤형 코디네이션 제품 개발

- Generative Adversarial Network을 이용하여 드로잉을 이미지 수준으로 업샘플링하는 기술 개발
- 드로잉 기반 유사 이미지 검색 기술 개발
- 암묵적 사용자 취향 프로파일링 기술을 이용한 상품 추천 기술 연구 보조

## 과제: 스마트 시니어세대의 문화향유를 위한 인지반응 맞춤형 UI/UX 기술 개발

- 기계 학습 방법을 이용한 인지 반응 검사 항목과 UI/UX 구성 요소 간의 매핑 도출 실험

# 연구 계획 - 2017 겨울 방학

12월 4주 (26~30)	1월 1주 (2~6)	1월 2주 (9~13)	1월 3주 (16~20)	1월 4주 (23~27: 설날)	2월 1주 (30~3)	2월 2주 (6~10)	2월 3주 (13~17)	2월 4주 (20~24)
	Bags of Features 추가 구현 및 실험							
			ACL Conference 논문 작성 및 제출					
								다낭 컨퍼런스
지혜마켓 결과보고서 및 발표자료 작성								
NLP 교안 작업								

**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이 동엽

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. 도메인 특정 지식을 결합한 End-to-End Learning 방식의 한국어 식당 예약 대화 시스템 모델 개발

## ❖ 사용자 중심의 지능형 패션검색 코디네이션 제품 개발

1. 상품 이미지 자질 추출기 개발 및 유사 상품 이미지 검색

# 도메인 특정 지식을 결합한 End-to-End Learning 방식의 한국어 식당 예약 대화 시스템 개발

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

이동엽

# 연구 내용 - 최종 결과물

## 한국어 식당 예약 대화 시스템

```
>> 안녕하세요 어떻게 도와드릴까요
:: 서울에서 적당한 가격으로 한식 먹을만한곳 없을까?
prediction : 8
{'<party_size>': None, '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 원겠습니까
::
prediction : 9
{'<party_size>': None, '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 몇명의 인원으로 예약하실 건가요
:: 다섯명 정도
prediction : 3
{'<party_size>': '다섯', '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 네 또 변경하실게 있나요
:: 아니 없어
prediction : 15
{'<party_size>': '다섯', '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 좋아요 몇 가지 리스트를 보여드릴게요
:: 응
prediction : 15
{'<party_size>': '다섯', '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 좋아요 몇 가지 리스트를 보여드릴게요
::
prediction : 0
{'<party_size>': '다섯', '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> api_call 한식 서울 다섯 적당
::
prediction : 13
{'<party_size>': '다섯', '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 이 리스트는 어떤가요: <restaurant>
:: 괜찮아
prediction : 10
{'<party_size>': '다섯', '<rest_type>': '적당', '<cuisine>': '한식', '<location>': '서울'}

>> 예약을 진행해드리도록 하겠습니다
```



사용자

적당한 가격대로 영국음식 먹을 수 있는 식당 소개해 줄래?

알겠습니다. 몇명의 인원으로 예약하실 건가요?

여섯명

위치는 어디에 있어야 하나요?

마드리드

좋아요 몇 가지 리스트를 보여드릴게요.  
Api\_call <영국식> <마드리드> <여섯명> <적당한>

마드리드 말고 봄베이

네 또 변경하실게 있나요?

봄베이 말고 런던 근처로

네 또 변경하실게 있나요?

아니

좋아요 몇 가지 리스트를 보여드릴게요.  
Api\_call <영국식> <런던> <여섯명> <적당한>  
이 리스트는 어떤가요: <식당>

좋네

예약을 진행해드리도록 하겠습니다.

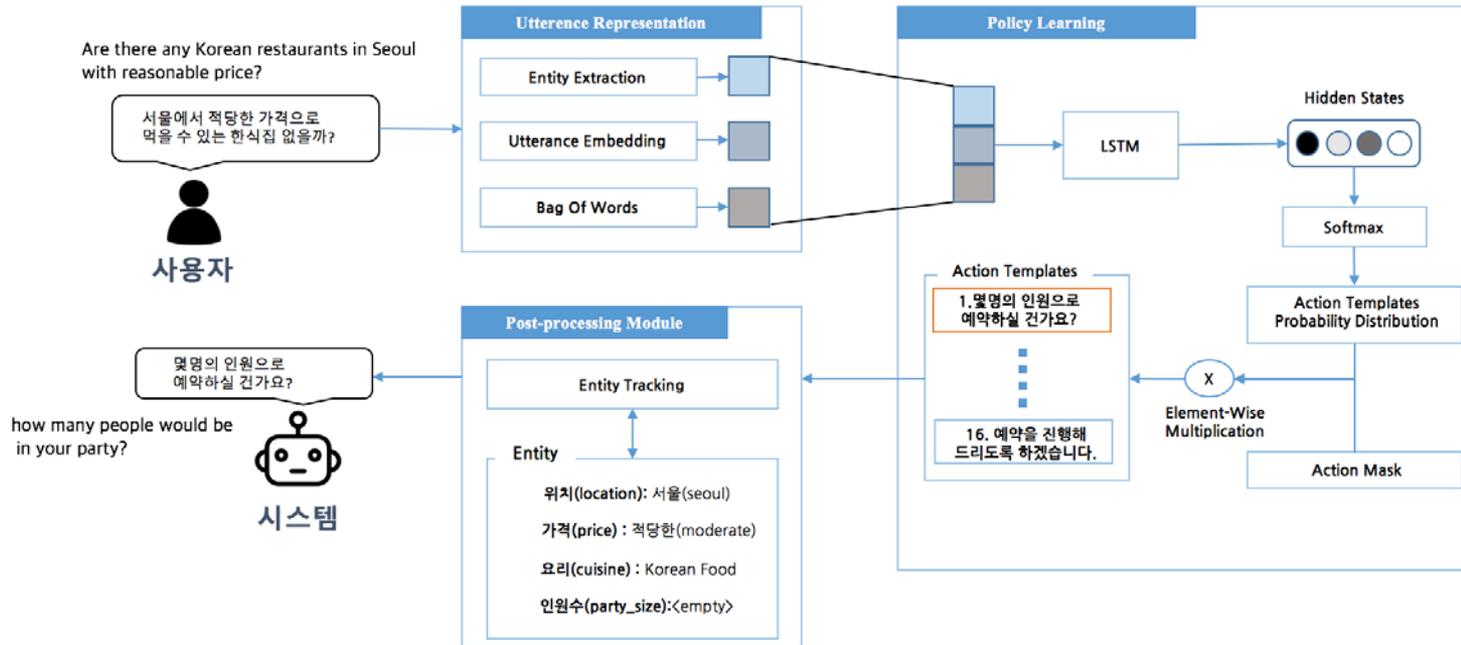


시스템

# 연구 내용 - 한국어 식당 예약 대화 시스템 특징

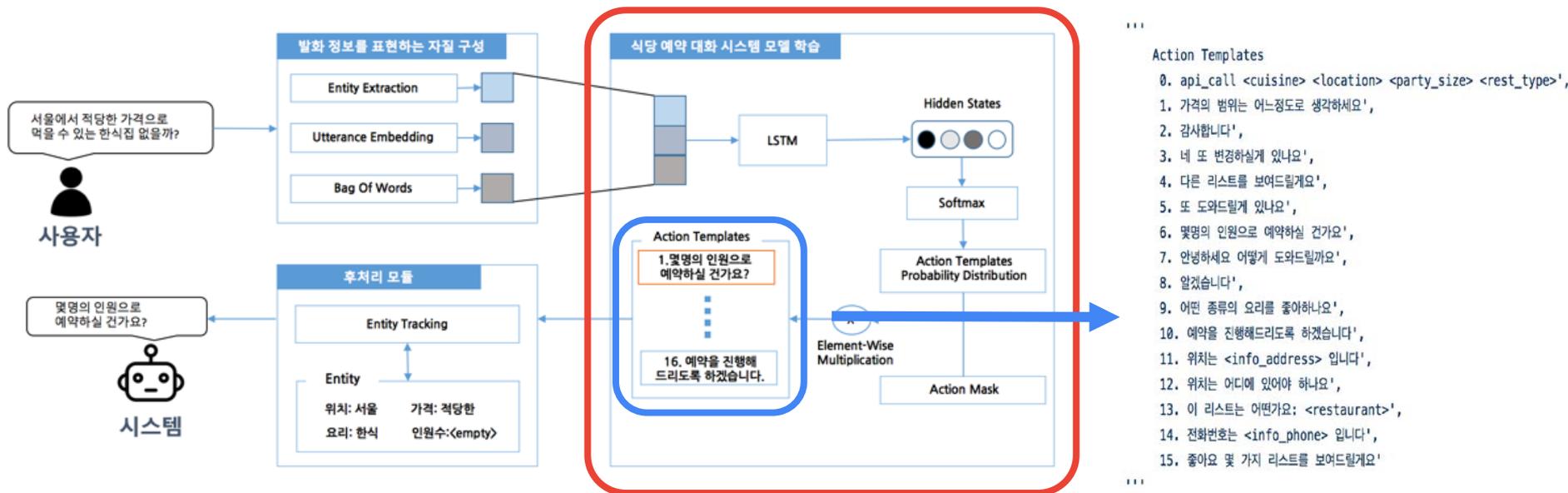
- Slot-filling 방식의 목적 대화 대화 시스템
- 도메인에 대한 지식이나 hand-craft feature 없이 학습 데이터 자체만으로 End-to-End Learning 방식으로 학습이 가능한 대화 시스템 모델들이 이전 연구로 제안되었음
- 기존 End-to-End Learning 방식의 모델들은 학습을 위해 매우 많은 양의 학습 데이터를 필요로함
- 본 연구에서는 도메인에 대한 지식을 ‘시스템 액션 템플릿’으로 정의하고 이를 활용하므로써 일반적인 End-to-End Learning 방식의 모델들보다 상대적으로 적은양의 학습 데이터로 대화 시스템 모델의 학습이 가능

# 연구 내용 - 제안 모델



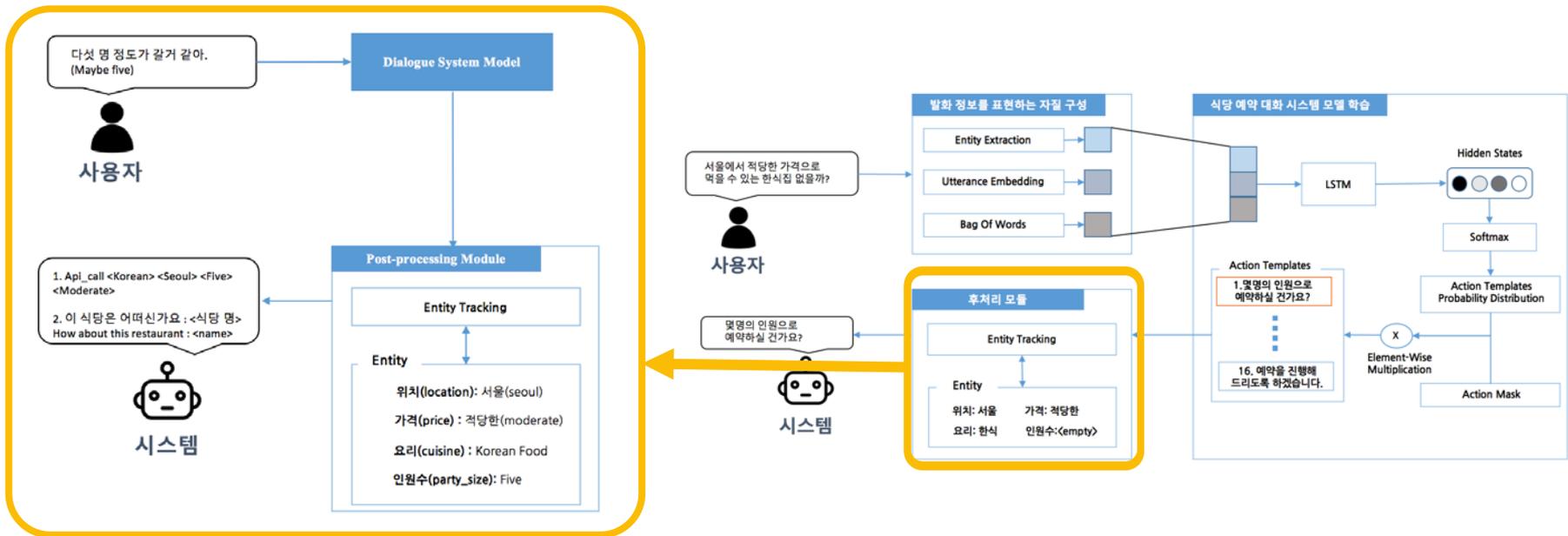
- Entity Extraction, Utterance Embedding, Bag of Words 방법을 이용한 사용자 발화 자질 구성
- Entity Extraction을 위해 사전 기반의 slot value 정의
- 한국어 위키피디아 데이터 약 345만건을 이용하여 학습시킨 word2vec 모델을 통해 Utterance Embedding 구성

# 연구 내용 - 액션 템플릿 정의를 통한 도메인 지식 표현



- 도메인 지식을 표현하기 위해 시스템 액션 템플릿 정의
- 시스템의 액션은 사용자에게 질문을 하여 식당 예약을 하는데에 필요한 slot value를 채우기 위한 시스템 발화, 예약을 진행하는 발화 등으로 구성되어 있음
- LSTM은 이전 단계에서 구성된 사용자 발화 자질을 이용하여 발화의 은닉 상태를 계산하고 이를 통해 각 시스템 액션에 대한 확률 분포를 구성함
- 각 확률 분포값은 action mask와의 product 연산을 통해 normalization되고 이를통해 모델은 올바른 시스템 액션을 선택하도록 학습됨

# 연구 내용 - 후처리 모듈을 통한 Natural Language Generation



- 선택된 시스템 응답 액션 템플릿에서 slot-value가 필요할 시, 후처리 모듈의 Entity Tracker를 통해 추적하고 있는 entity를 같이 응답할 수 있도록 함

# 연구 내용 - Evaluation

Methods	Accuracy
Per-response Accuracy	0.95
Per-dialogue Accuracy	0.71

- 학습 대화 데이터 759개, 테스트 대화 데이터 190개

- Per-response Accuracy =  $\frac{\text{시스템이 올바르게 응답한 발화의 개수}}{\text{모든 대화를 구성하는 발화의 개수}}$

- Per-dialogue Accuracy =  $\frac{\text{시스템이 모두 올바르게 응답한 대화의 개수}}{\text{모든 대화의 개수}}$

# 상품 이미지 자질 추출기 개발 및 유사 상품 이미지 검색

---

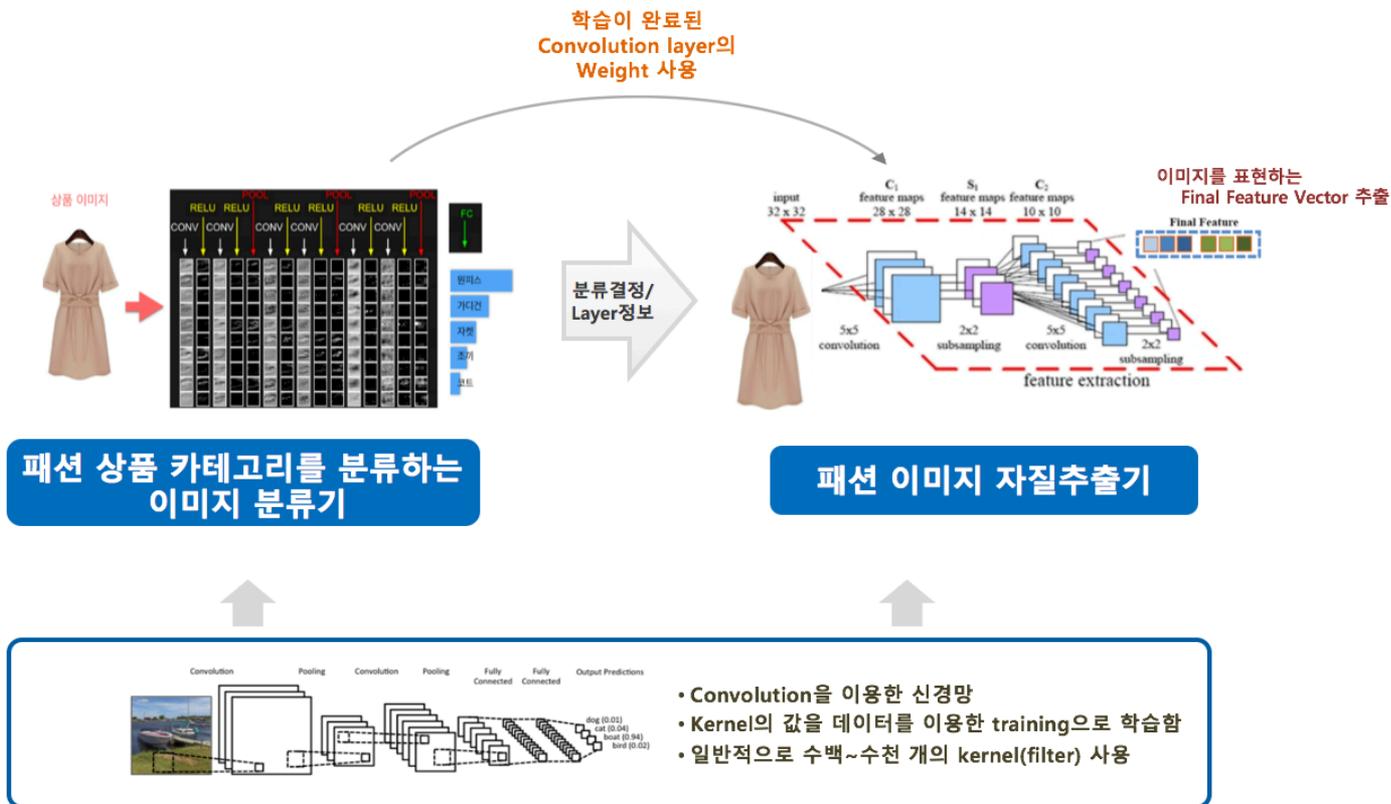
고려대학교 NLP&AI Lab.

이동엽

# 연구 내용 - 상품 이미지 분류기 개발 및 유사 상품 이미지 검색

- CNN(Convolutional Neural Network)모델을 이용하여 상품 카테고리를 분류하는 이미지 분류기를 개발
- 이미지 분류기를 구성하는 CNN의 각 레이어층(Layer)에서 패션 상품 이미지의 자질을 추출하는 모듈 개발
- 이미지 분류기의 자질 추출 기술을 활용하여 n차원의 실수 값(벡터)로 변환하고 n차원의 벡터공간에 매핑, 벡터공간상 거리를 측정하여 거리가 가까운 이미지를 찾아주는 모듈 개발
- 벡터 공간상에서 거리가 가까운 이미지는 쿼리 이미지와 유사한 이미지가 됨

# 연구 내용 - 상품 이미지 분류기 개발



# 연구 내용 - 상품 이미지 분류기 개발

```
img_url = 'https://images-na.ssl-images-amazon.com/images/I/41s8d4b0CIL._AC_SR201,266_.jpg'

image, label, temp_image = get_image_tensor(get_file_name(img_url, timestr))
init = tf.global_variables_initializer()
sess.run(init)

saver.restore(sess, os.getcwd() + '/' + ckpt_state.model_checkpoint_path)

tf.train.start_queue_runners()

img_eval = image.eval()
label_eval = label.eval()

Image.fromarray(temp_image.eval(), 'RGB').save('bbb.jpeg')
feed_dict = {images: img_eval, labels: label_eval}

predictions, labels, m_images, model.global_avg_pool = sess.run([model.predictions, model.labels, model._images
predictions = np.argmax(predictions, axis=1)

from skimage import io

io.imshow(io.imread(img_url))
io.show()
```



===== Category =====

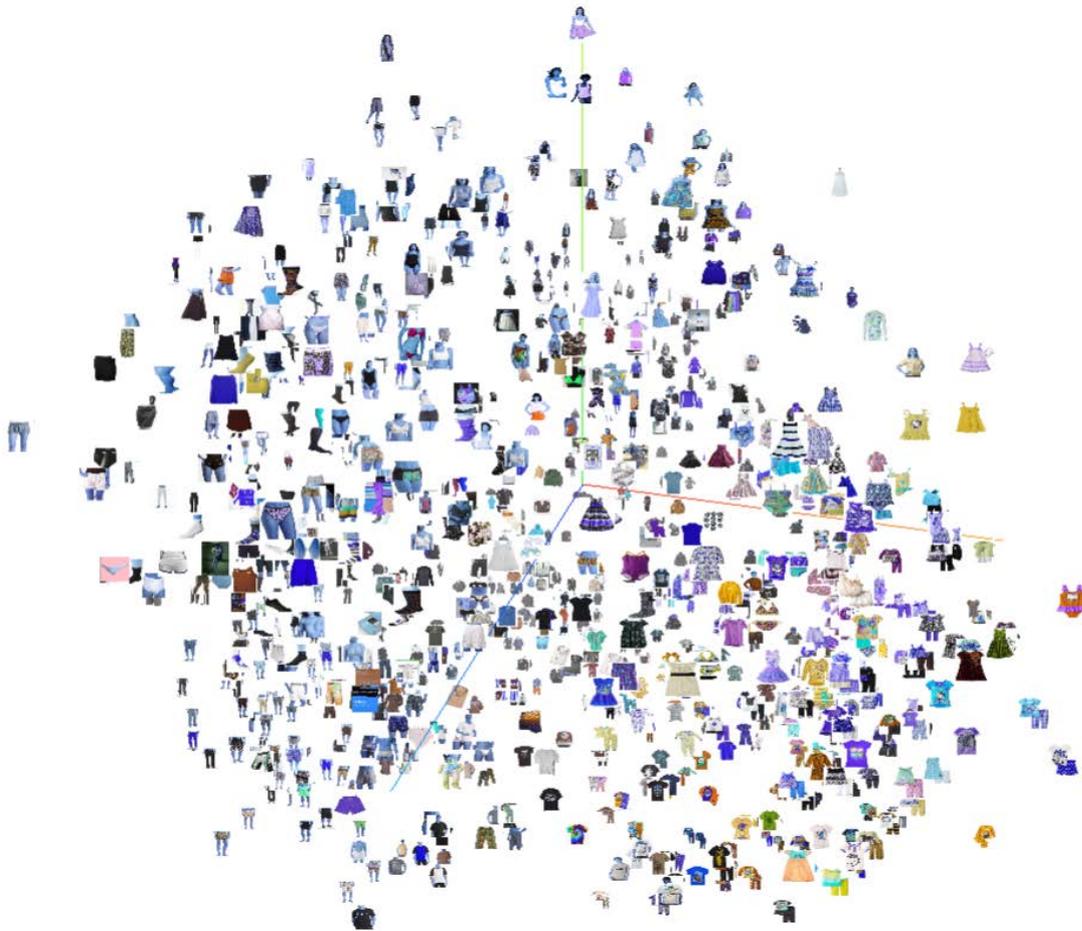
Clothing, Shoes & Jewelry||Men||Clothing||Pants

===== Image Feature Vector =====

```
[[-0.07558649  2.16240168 -0.42184603 -0.39870006  0.03916774  0.27518252
  1.7862221   0.33343628 -0.02881923  0.36220819  1.38405395 -0.19276646
  0.62053013  0.69328076  0.03741341  1.16429532 -0.53181541  0.30690709
 -0.55975258 -0.17014273 -0.15929703  0.38130242  1.48261607 -0.13506067
 -0.00274542  0.61259043 -0.14852576  0.19876912  0.70431644 -0.11990836
  1.36879015  0.29748395 -0.26051149  0.78217185 -0.00985282  1.10916114
 -0.29952109 -0.29365543 -0.32010931  0.81766123  0.00458247 -0.19918481
 -0.00289544 -0.15938796  0.64092493  0.84274119  0.11906894  0.16082053
  0.64006299  0.90724182  0.59659481 -0.3006635  -0.59405196  0.04658261
  0.56073618 -0.17401768 -0.34832662 -0.22789852  0.42312691  0.92717624
  1.37977588 -0.21212947 -0.02173169 -0.41418666]]
```

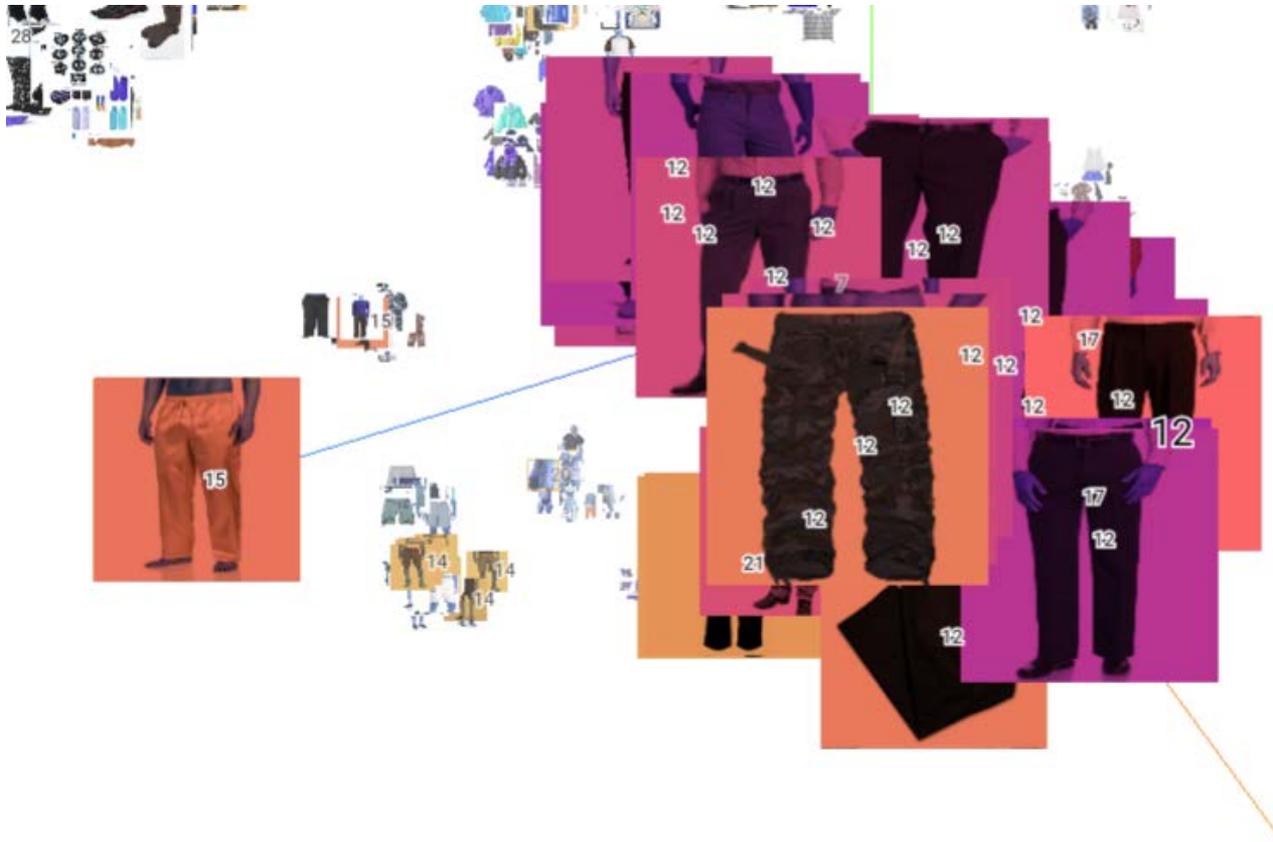
# 연구 내용 - 벡터공간 기반 유사 이미지 검색 모델 개발

- 자질 추출기를 이용한 상품 이미지 자질 추출 및 임베딩 벡터 공간 구성 (PCA)



# 연구 내용 - 벡터공간 기반 유사 이미지 검색 모델 개발

- 유사 상품 이미지의 군집화 (T-SNE)



# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 논문
- 수상

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 국내 저널지

1. 이동엽, 유원희, 임희석, “자질 보강과 양방향 LSTM-CNN-CRF 기반의 한국어 개체명 인식 모델 개발”, 한국융합학회, 제 8권 12호, 2017
2. 이동엽, 조재춘, 임희석, “User Sentiment Analysis on Amazon Fashion Product Review Using Word Embedding”, 제8권, 제4호, pp.1-8, 2017

## ❖ 국내 컨퍼런스

1. 이동엽, 이찬희, 이설화, 조재춘, 임희석, “Deep Residual Network를 이용한 패션 상품 자동 분류 및 임베딩”, 한국정보과학회, 2017
2. 이동엽, 김경민, 임희석, “도메인 특정 지식을 결합한 End-to-End Learning 방식의 한국어 식당 예약 대화 시스템 모델 개발”, 제 29회 한글 및 한국어 정보처리학회, 2017
3. 김경민, 이동엽, 임희석, “ 식당 예약 대화 시스템 개발을 위한 한국어 데이터셋 구축”, 제 29회 한글 및 한국어 정보처리학회, 2017
4. 이동엽, 허윤아, 임희석, “Hybrid Code Network를 이용한 한국어 식당 예약 시스템 모델”, 컴퓨터 교육학회, 2017
5. 이동엽, 임희석, “End-to-end learning을 이용한 한국어 단문 응답 시스템 개발”, 한국정보과학회, 2017

# 연구 실적 - 기타

## ❖ 수상

-  1. 이동엽, 임희석, “2017 국어 정보처리 경진대회 개체명 인식 분야”, 제 29회 한글 및 한국어 정보처리, 2017

**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

김규경

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. 동영상 이해 시스템의 설계 및 개발
2. 이미지 캡션 생성 개선

## ❖ 전통문화과제

1. 전통문화 이미지 캡셔닝 시스템 개발
2. 전통문화 이미지 분류 시스템 개발

# 동영상 이해 시스템의 설계 및 개발

---

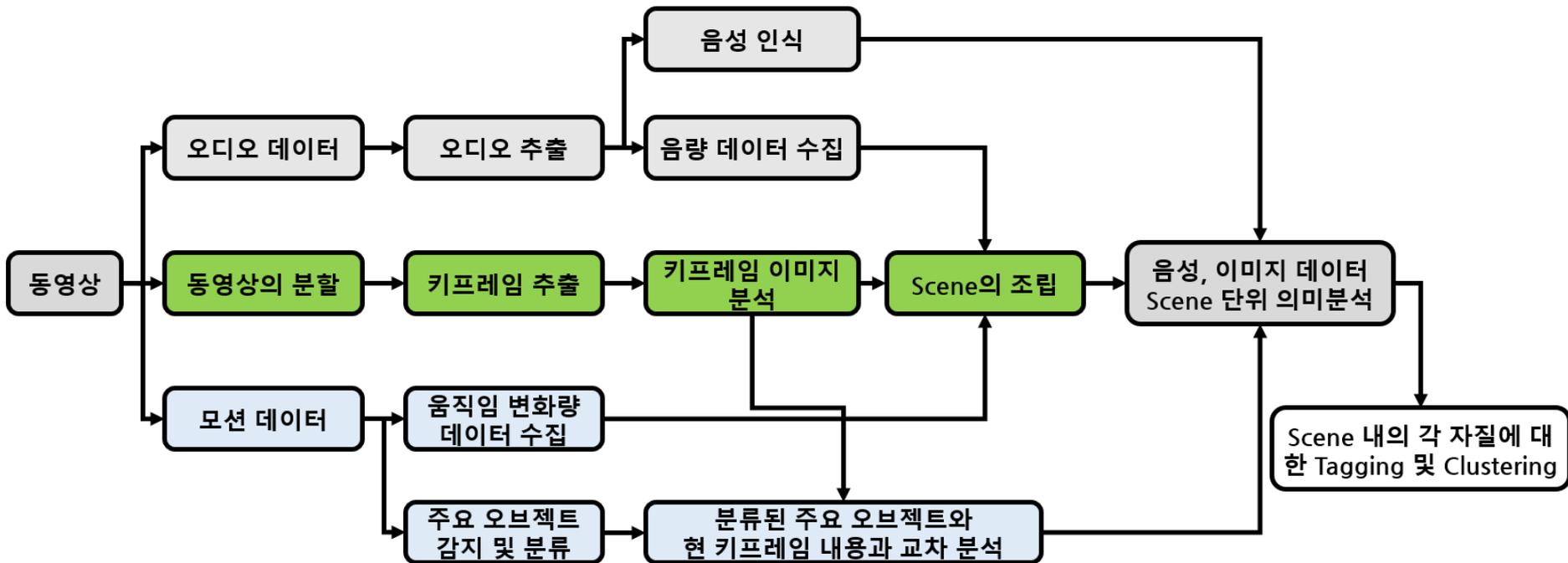
고려대학교 NLP&AI Lab.

김규경

# 연구 내용 - 동영상 이해: 개요 및 연구 구성

## ❖ 동영상이란?

시간 축으로 동기화한 음성과 음악, 이미지가 결합되어 제공되는 콘텐츠이다.  
 이미지, 오디오와 함께 가장 널리 쓰이는 멀티미디어 데이터 중 하나이다.

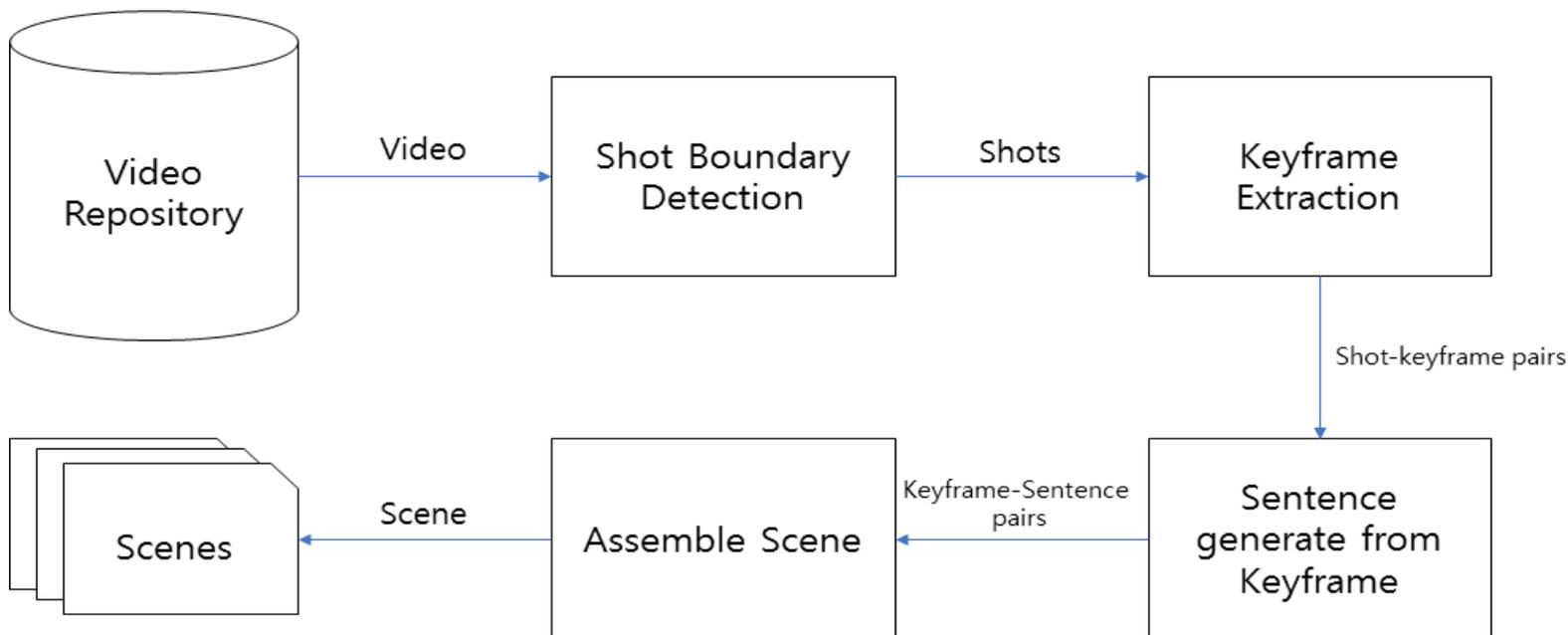


# 연구 내용 - 동영상 이해: Scene Detection

## ❖ Scene Detection이란?

Scene : 일관성이 있는 내용과 유사한 의미를 내포하는 여러 장면의 집합

Scene Detection: 한 개의 동영상 내의 Scene을 감지하여 여러 개의 하위 동영상으로 나누는 것



# 연구 내용 - 동영상 이해: Scene Detection

## ❖ Scene의 조립

- Scene의 조립을 위해서는 아래의 자료를 비교하여 Threshold( $\theta$ )을 넘으면 같은 Scene으로 취급한다.
  - 색 히스토그램의 유사도( $CDist$ ), 키프레임 묘사 텍스트의 유사도( $SDist$ ), 사람 음성의 지속 유무( $VDist$ )

*If  $ADist(CDist, SDist, VDist) \leq \theta$  then  $F_i$  &  $F_{i+1}$  is not in the same scene while  $ADist(CDist, SDist, VDist) = \alpha \cdot CDist + (1 - \alpha) \cdot SDist - VDist$*

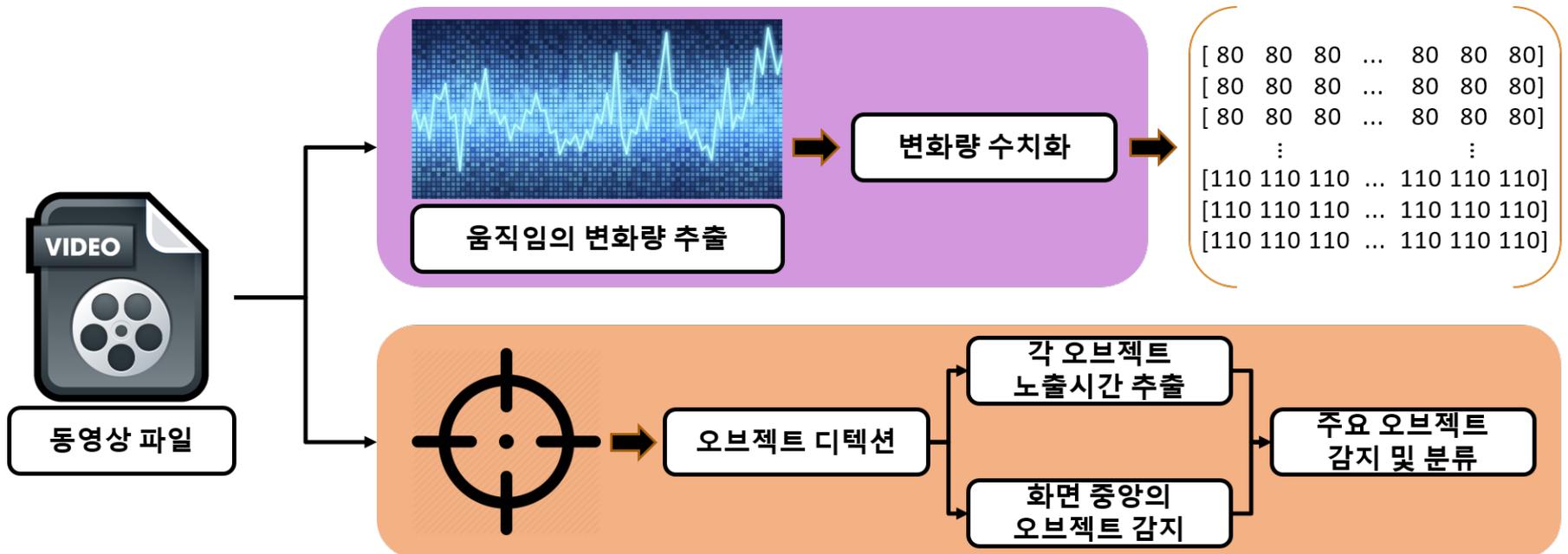
- ❖ 수집된 음량과 움직임의 절대값 및 변화량은 Threshold 값을 결정한다.
  - 음량의 절대값이 클수록 Threshold의 값이 낮아지며, 절대값이 낮으면 Threshold의 값이 높아진다.
  - 움직임, 음량의 변화량이 클수록 Threshold의 값이 높아지며, 변화량이 낮으면 Threshold의 값이 낮아진다.

# 연구 내용 - 동영상 이해: Motion Data

Motion Data:

동영상 내에서 위치를 변경하는 오브젝트 및 오브젝트들의 위치변화 데이터

- 동영상 내의 각 오브젝트 위치 감지한다.
- 동영상 내의 모든 오브젝트들의 움직임과 변화량을 수집한다.
- 동영상 내의 중심이 되는 오브젝트를 분별한다.

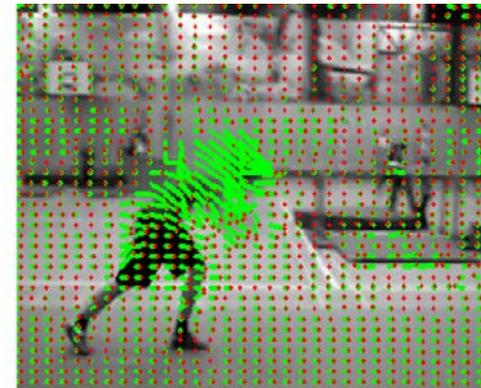
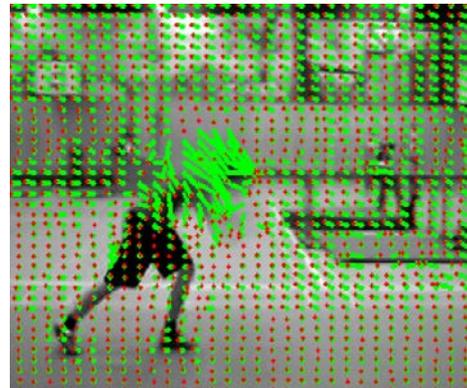


# 연구 내용 - 동영상 이해: Motion Data

- ❖ 움직이는 대상 인식  
주요 오브젝트의 검색에 활용한다.  
해당 장면에 대한 이해에 활용한다.



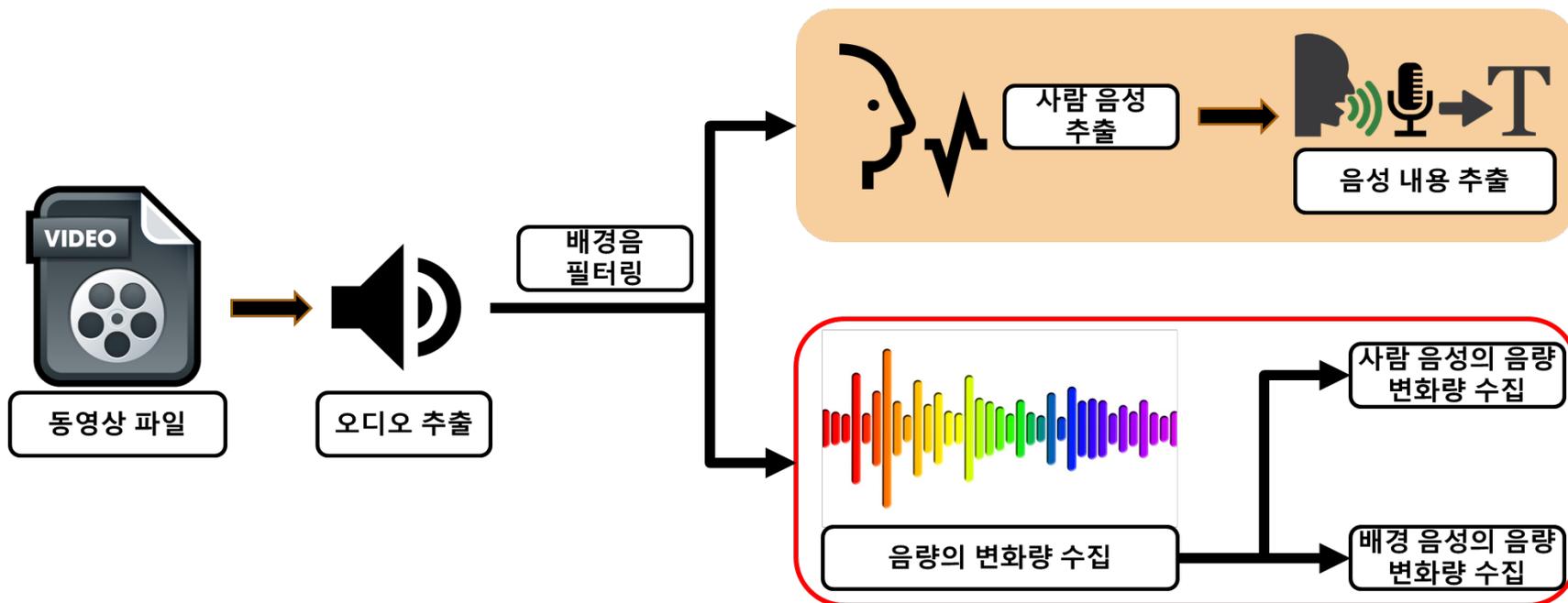
- ❖ 움직임에 대한 정보 수집  
카메라의 움직임과 오브젝트의 움직임을 분리한다.



# 연구 내용 - 동영상 이해: Audio Data

Audio Data: 동영상 내의 사람 음성, 배경 음성, 음악을 포함한 모든 음성데이터

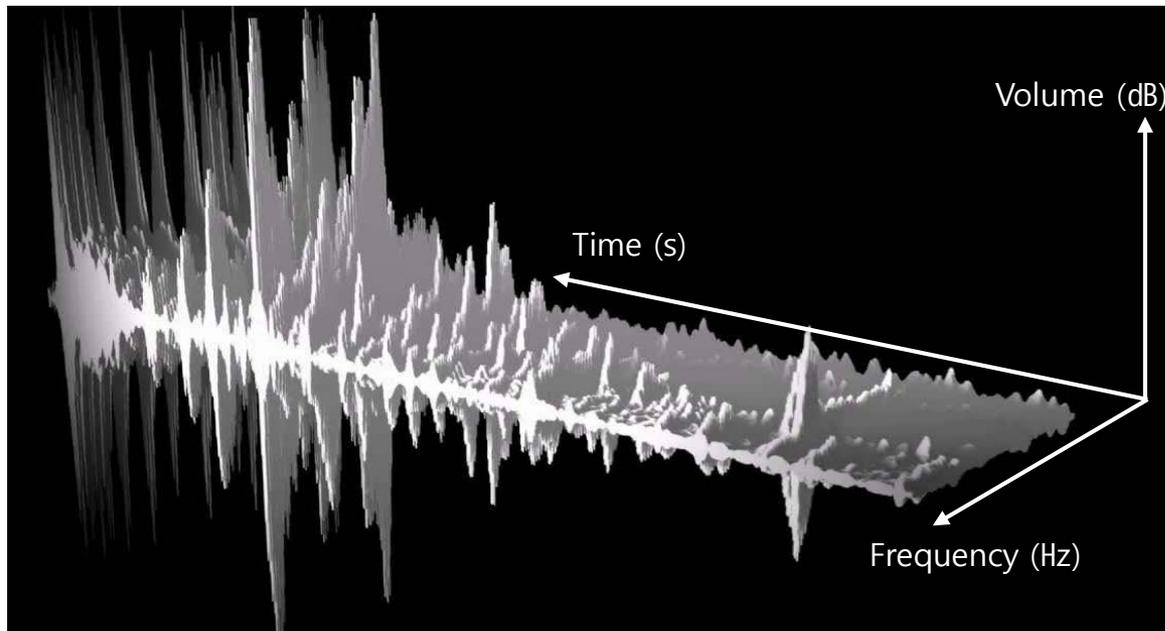
- 동영상이 진행되는 동안 감지되는 음량의 크기와 변화량을 수집한다.
- 동영상 내의 배경음과 사람 음성을 분리한다.
- 동영상 내의 사람 음성을 인식하여 자연어로 변환하여 수집한다.



# 연구 내용 - 동영상 이해: Audio Data

## ❖ Sound Spectrum

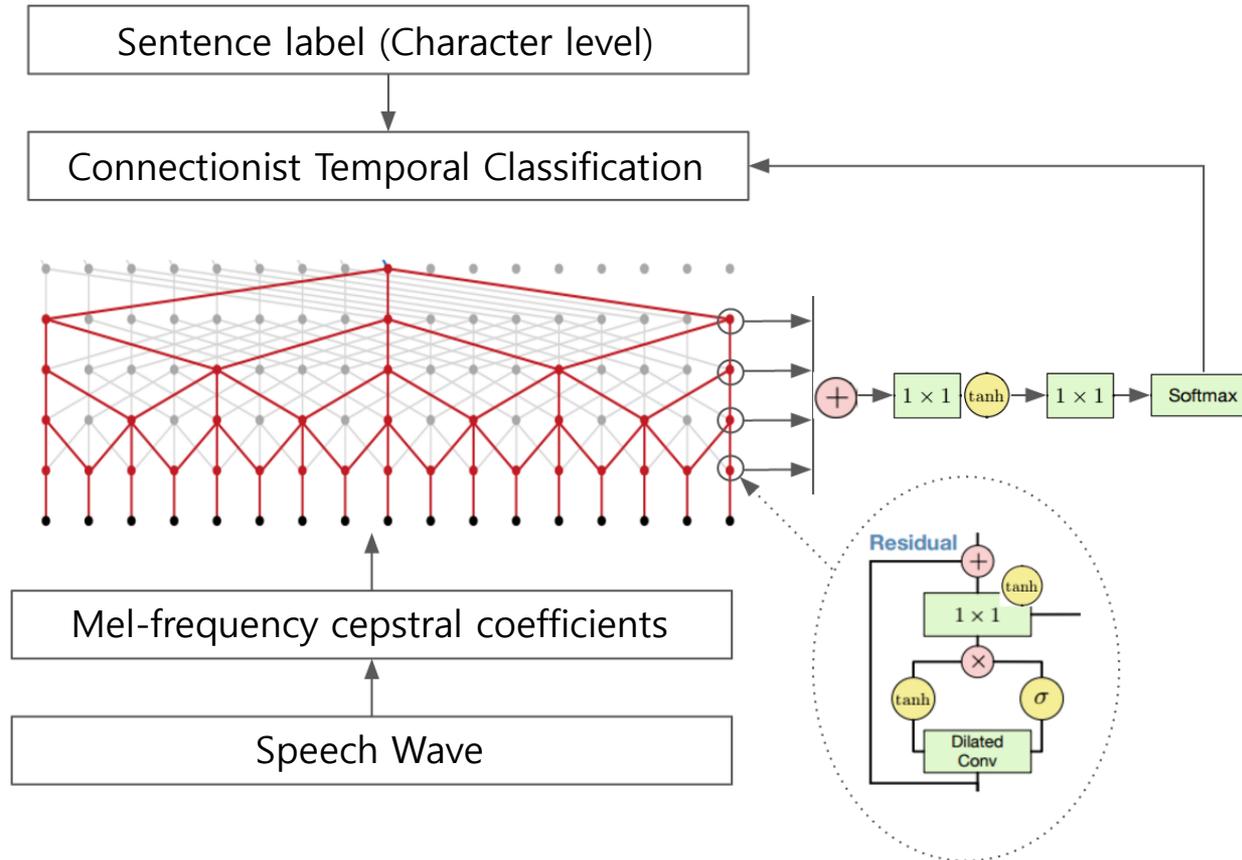
- 영상 내의 전체 음량에 대한 분석 1
- 영상 내의 사람 음성에 대한 분석 2
- 두 가지의 Spectrum 차이를 분석하여 화자의 말을 해석 할 때에 noise 필터링에 대한 parameter로써 사용한다.
- 동영상의 Scene Detection의 정확도를 높이기 위해서도 사용된다.



# 연구 내용 - 동영상 이해: Audio Data

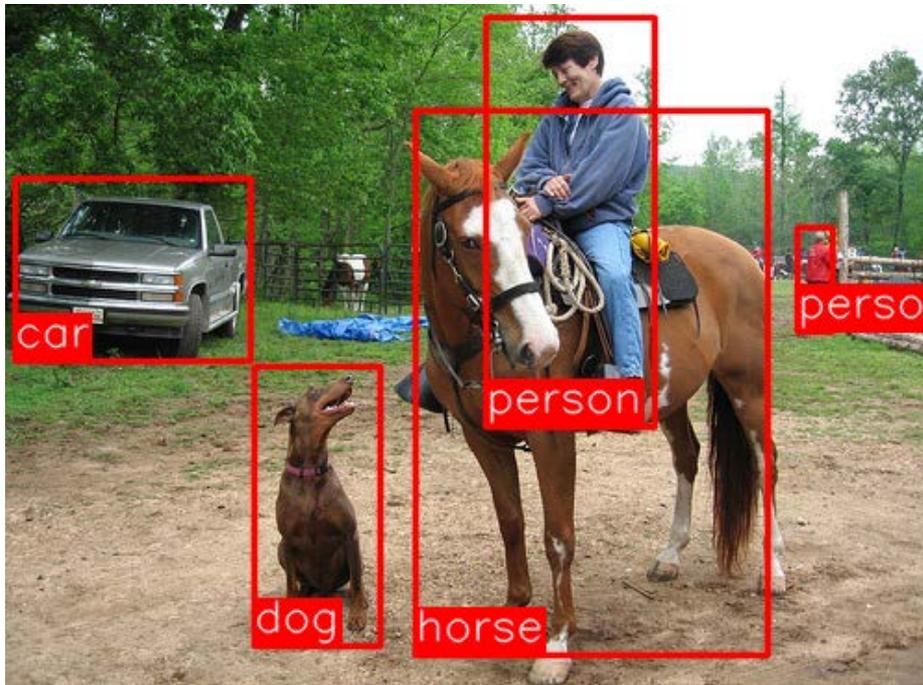
Speech-to-Text :

❖ 동영상 내의 사람 음성을 Text로 변환시키는 RNN 기반의 딥러닝 모델



# 연구 내용 - 동영상 이해: Image Feature Analysis

- ❖ Image Object Detection
  - Feature Analysis in Micro Level



- ❖ Image Caption Generator
  - Feature Analysis on Macro Level



"construction worker in orange safety vest is working on road."



"two young girls are playing with lego toy."



"black and white dog jumps over bar."



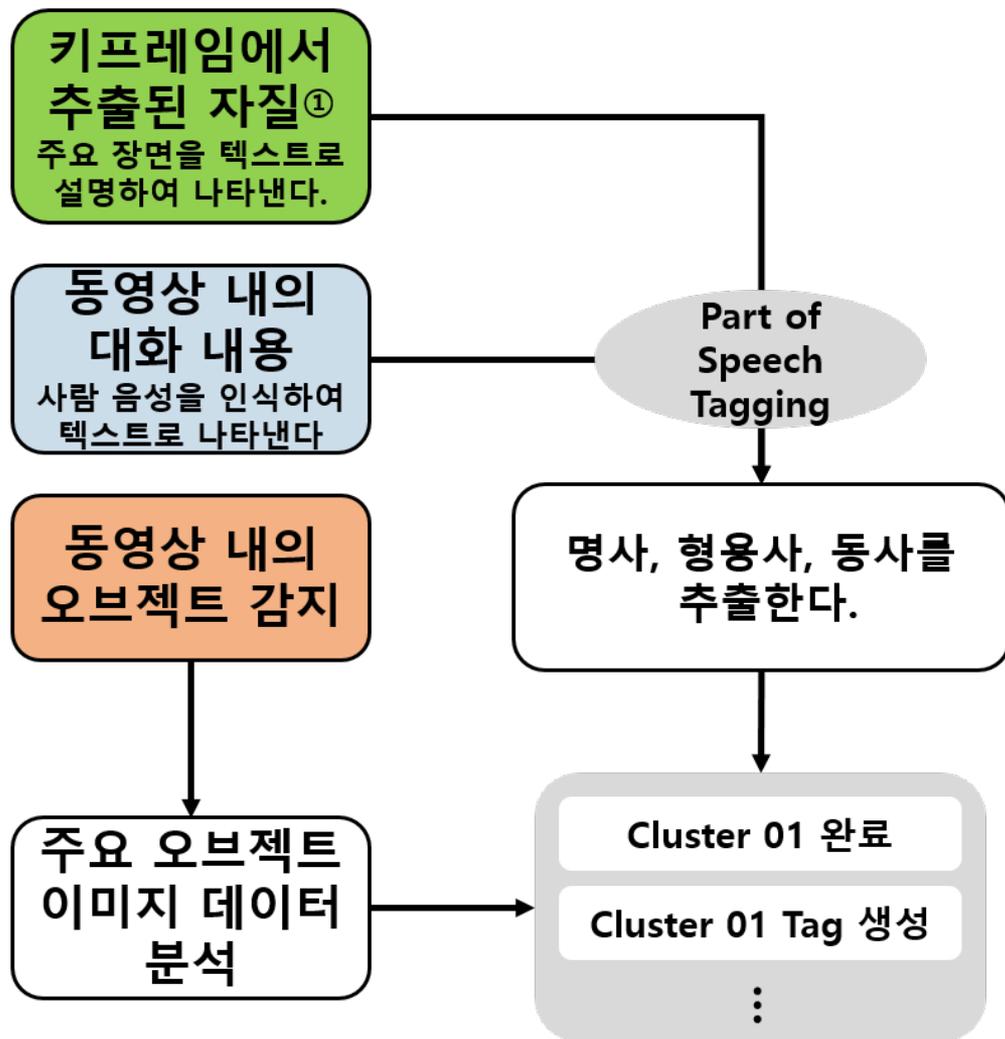
"young girl in pink shirt is swinging on swing."

# 연구 내용 - 동영상 이해: Video Understanding

## 동영상 이해

- 음성 인식 내용, 분류된 주요 오브젝트, 키프레임 묘사 텍스트를 이용한다.
- 분할된 Scene의 단위로 동영상 이해 작업을 수행한다.
  - 음성 데이터도 이에 맞춰 분할하도록 한다.
- 음성 인식 내용과 키프레임 묘사 텍스트로부터 part of speech tagging을 통하여 명사, 형용사, 동사를 추출한다.
- 음성 인식 내용과 키프레임 묘사 텍스트의 내용을 분류된 주요 오브젝트 이미지 데이터를 교차 분석하여 clustering을 실시한다.
  - 이 때 clustering은 다차원적으로 이루어지며 완성된 각 cluster에 태그를 생성한다.

# 연구 내용 - 동영상 이해: Video Understanding



1. 동영상을 여러 개의 씬(Scene)으로 분할한 뒤, 각 Scene을 대표하는 이미지인 키프레임을 추출하여 해당 이미지를 묘사함으로써 Scene 전체를 대표하는 텍스트를 얻어내는 것이다.
2. 동영상 내에서 사람들의 대화내용과, 주요장면을 묘사한 텍스트를 비교 및 조합함으로써 모델이 동영상 내용을 더 세부적으로 파악하도록 하는 것이다.

이 프로세스는 비디오의 모든 Scene마다 반복됩니다.

# 연구 내용 - 동영상 이해: Image Caption의 한계

동영상 이해 프로젝트를 수행한 결과 프로젝트에서 사용된 State-of-the-art Image Caption Generator에서 치명적인 한계점이 발견되었다.

- 훈련에 필요한 시간과 비용이 매우 크다.
- 관촬은 성능을 내기 위해 필요한 데이터셋의 크기가 매우 크다.
- 다수의 개체가 포함된 이미지를 입력할 경우 표현이 간략해지고 정확도가 떨어진다.
- 훈련 자료에 없던 개체를 입력 이미지에서 감지할 경우 정확도가 매우 떨어진다.
- 훈련 자료에 있던 이미지 개체도 익숙한 시점이 아니면 잘못 해석하는 경우가 많다.  
→ Visual Agnosia Problem이라 명명함

위의 한계들을 극복하기 위하여 성능이 개선된 Image Caption Generator가 필요하다.

# Image Caption Generator

## 성능 개선 연구

---

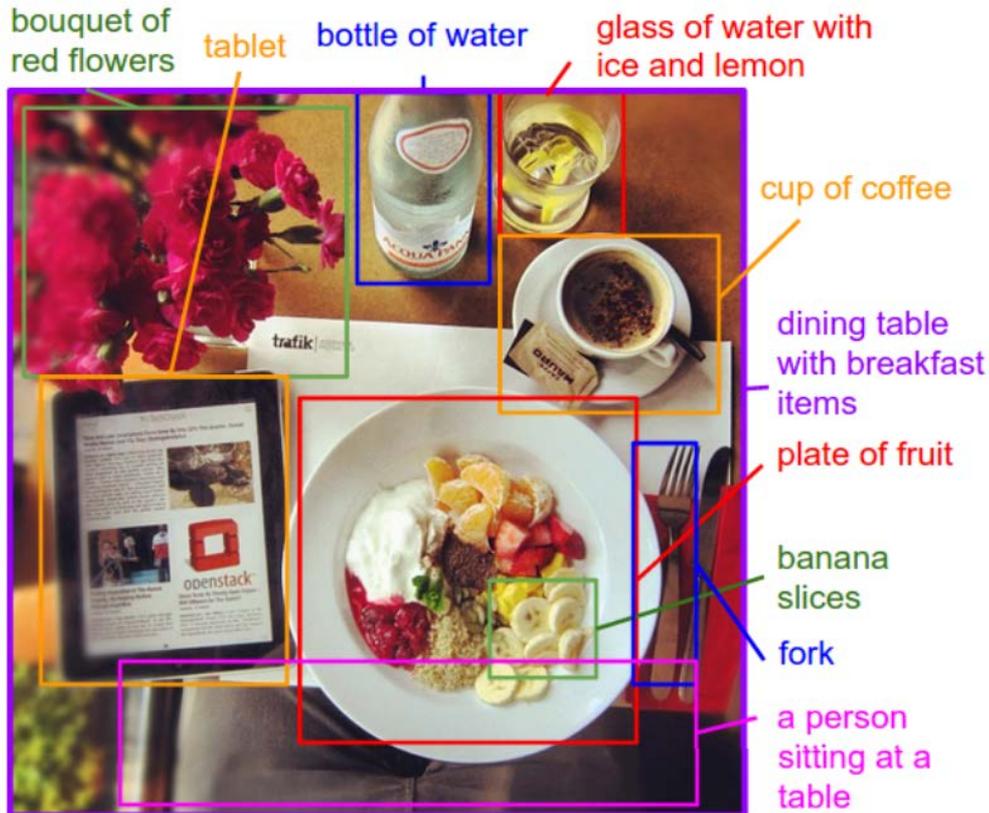
고려대학교 NLP&AI Lab.

김규경

# 연구 내용 - 이미지 캡셔닝: Image Caption 성능 향상

## ❖ 성능향상을 위한 접근 방법

- Object Detection Oriented Image Caption Generator
- Attention Based Image Caption Generator



A woman is throwing a frisbee in a park.



A little girl sitting on a bed with a teddy bear.

# 연구 내용 - Object Detection Oriented Image Caption

Image object detector + Image Caption Generator

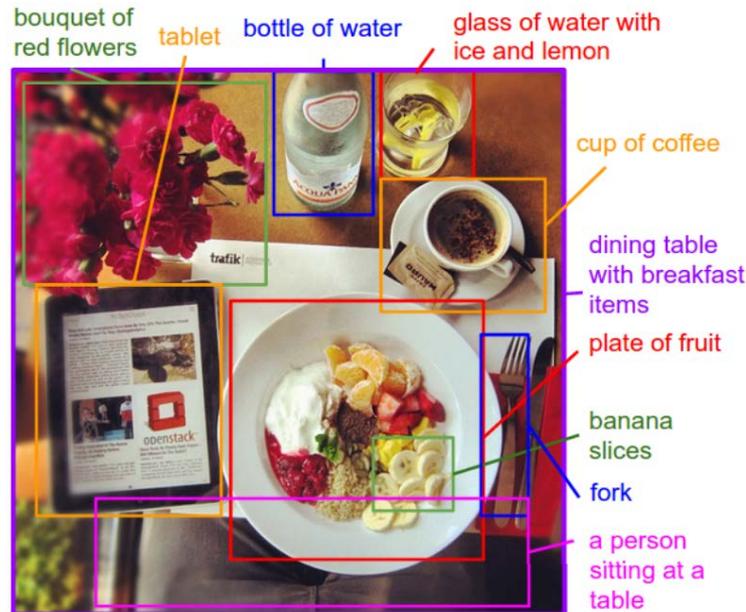
- ❖ 이미지 내에서 각각의 개체를 감지한 뒤 bounding box 내의 이미지만 Image Caption 을 생성한다.

모델의 장점

- 하나의 이미지에 다수의 개체가 포함되어도 정확도를 유지한다.
- Visual Agnosia Problem을 다소 해소한다.

모델의 단점

- 유연성이 눈에 띄게 좋아지지 않는다.
- 훈련시간이 더 길어졌다.
- 고해상도의 이미지를 입력해야 성능이 유지된다.
- 이미지 전체를 하나의 문장으로 출력하지 않는다.



# 연구 내용 - Attention Based Image Caption Generator

Attention based method을 도입한 Image Caption Generator

- ❖ 이미지 내에서 개체를 감지할 때, 해당 개체로부터 Attention을 주며 Attention을 점차 이미지 전체로 확대하는 형식이다.

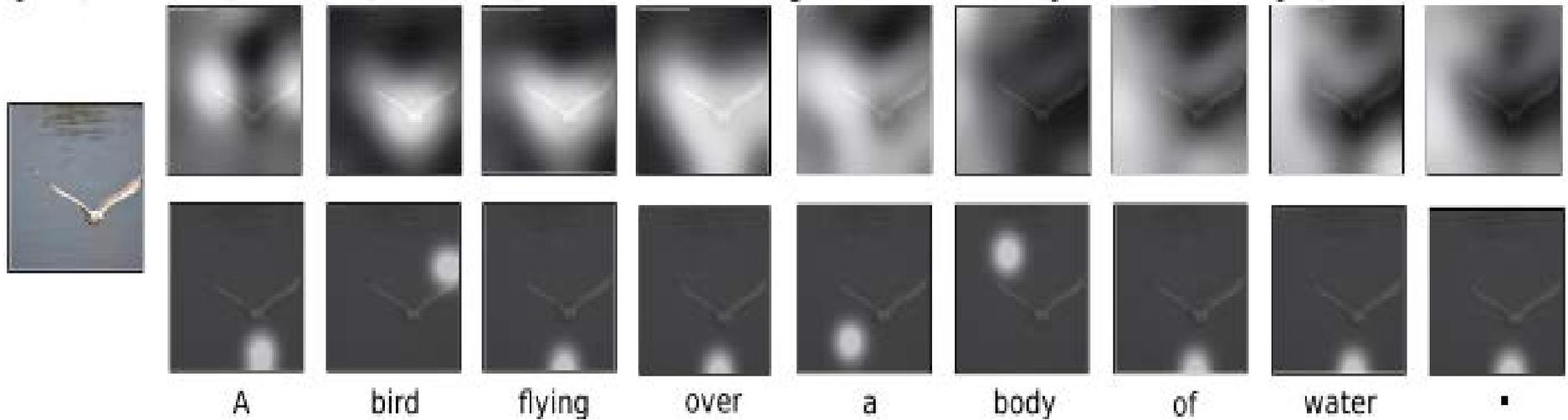
## 모델의 장점

- 이미지 내의 Attention을 받는 개체와 그 주변에 대한 묘사에 더 집중된다.
- Attention이 주어진 개체를 확인함으로써 모델이 오답을 출력할 경우 오류를 확인하기가 용이하다.

## 모델의 단점

- 유연성이 낮은 문제는 해결이 안된다.
- Attention이 어디에 주어지는지 결정할 수 없다.
- 오류 확인은 용이하나, 이에 대한 것을 모델에게 피드백을 줄 수 없는 구조이다.

# 연구 내용 - Attention Based Image Caption Generator



# 연구 내용 - 디지털 콘텐츠 동기 연구

- 온라인 교육 환경에서 비디오 콘텐츠는 대표적인 학습 자료이며 학습자는 비디오 콘텐츠를 시청하면서 학습을 함
- 이때 교수자는 학습자들의 학습 여부를 알고 싶기를 원함. 그러므로 교수자는 퀴즈를 제시하거나 과제를 제출하지만 퀴즈나 과제는 교수자의 시간과 비용을 발생시킴
- 다른 방법으로 시스템이 비디오 재생시간을 기준으로 학습여부를 자동으로 체크할 수 있지만 이 방법은 오직 비디오의 재생시간만을 기준으로 하기 때문에 학습자의 학습여부를 판단하기 어려움
- 따라서 본 연구는 교수자의 시간과 비용을 발생 시키지 않으면서 학습자의 최소한의 학습 여부를 자동으로 확인할 수 있는 최소학습 모델을 제안하고 온라인 학습자의 최소학습을 판단하기 위해 최소학습 판단 시스템을 개발을 목적으로 함

# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 논문
- 데모 시스템 개발
- 연구 계획

# 연구 실적 - 논문과 데모시스템

## ❖ 국내 학회

1. 김규경, 임희석, “동영상 이해를 위한 딥 러닝 기반의 분할 및 분석 기술”, KACE(한국컴퓨터교육학회), 2017.08.
2. 김규경, 허윤아, 김경민, 유원희, 임희석, “이미지 캡셔닝 방법의 성능 비교”, KSC(한국정보과학회), 2017.12.

## ❖ 국내 학술지

1. 김규경, 허윤아, 김경민, 유원희, 임희석, “전통문화 이미지를 위한 세부 자질 주목형 이미지 자동 분석기”, 2017.12.

## ❖ 국외 학술지

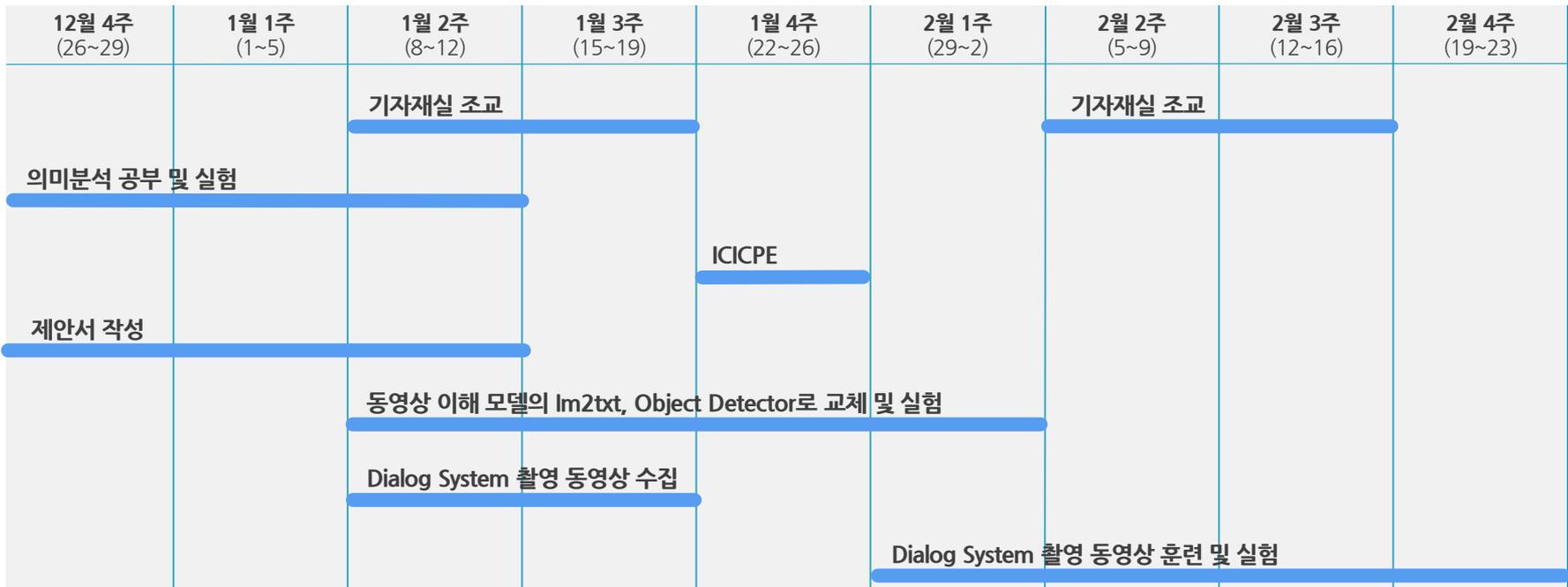
1. 김규경, 임희석, “A Review of 4 Video Key Frame Extraction Methods”, 2017.02.

## ❖ 데모 시스템 개발

1. 전통문화 이미지 분류기 개발 DEMO: [blplab.iptime.org:7012](http://blplab.iptime.org:7012)
2. 전통문화 이미지 캡셔닝 개발 DEMO: [blplab.iptime.org:7011](http://blplab.iptime.org:7011)

# 연구 계획 - 미래 연구 목표 및 계획

- Semantic Analysis에 대한 공부한다.
- Video Understanding에서 Image Caption Generator의 비중을 간소화, Image Object Detection으로 변환하여 실험해볼 계획이다.
  - 입력 동영상 대신에 Dialog System의 사용자를 촬영하는 실시간 동영상으로 바꿔 정확도를 희생하는 대신 Dialog System이 상대방의 말 이외의 더 많은 정보를 학습하여 robustness를 높이는 것이 목표다.



**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.  
Aiyanyo Imatitikua Danielle

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. RONICS: RECALL OVER NEGLECT IN CARE SERVICES

## ❖ 과제

1. 전통문화: FASTER R-CNN

# RONICS: RECALL OVER NEGLECT IN CARE SERVICES

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

Aiyano Imatitkua Danielle

# 연구 내용

Alexa, ask History Buff what happened on May 5th



# 연구 내용 - RONICS

## Create a New Alexa Skill

<b>Skill Information</b> <input checked="" type="checkbox"/>	<b>Skill Type</b> Define a custom interaction model or use one of the predefined skill APIs. <a href="#">Learn more</a>	<input checked="" type="radio"/> Custom Interaction Model
Interaction Model <input checked="" type="checkbox"/>		<input type="radio"/> Smart Home Skill API
Configuration <input checked="" type="checkbox"/>		<input type="radio"/> Flash Briefing Skill API
SSL Certificate <input checked="" type="checkbox"/>		<input type="radio"/> Video Skill API
Test <input checked="" type="checkbox"/>	<b>Language</b> Language of your skill	English (U.S.) ▼
Publishing Information <input checked="" type="checkbox"/>	<b>Name</b> Name of the skill that is displayed to customers in the Alexa app. Must be between 2-50 characters.	RONICS
Privacy & Compliance <input checked="" type="checkbox"/>	<b>Invocation Name</b> The name customers use to activate the skill. For example, "Alexa ask Tide Pooler...".	RONICS

**i** For successful Alexa Skills Certification, please review and follow our [Invocation Name Guidelines](#) as well as our [Certification Requirements](#).

### Global Fields

These fields apply to all languages supported by the skill.

#### Audio Player

Does this skill use the audio player directives?  Yes  No

[Learn more](#)

#### Video App

Does this skill use the video app directives? [Learn more](#)  Yes  No

[more](#)

#### Render Template

Does this skill use the Render Template directives?  Yes  No

[Learn more](#)

# 연구 내용 - BUILT IN INTENTS

 <b>Calendar</b> 2 Built-ins	A calendar that contains a list of events. These intents let users make requests related to calendars, such as reading back events, looking up events, and adding items to a calendar.	<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.ReadAction<object@Calendar>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.SearchAction<object@Calendar>		<input checked="" type="checkbox"/>
 <b>Event</b> 8 Built-ins	An event happening at a certain time and location, such as a meeting, concert, lecture, or festival. These intents let users make requests related to events, such as adding an event to a calendar, or looking up details of an event.	<input type="checkbox"/>
 AMAZON.AddAction<object@Event>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.ChooseAction<object@Event>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.DeleteAction<object@Event>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.ReplaceAction<object@Event>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.SearchAction<object@Event>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.SearchAction<object@Event[eventStatus]>		<input checked="" type="checkbox"/>
 AMAZON.SearchAction<object@Event[location]>		<input type="checkbox"/>
 AMAZON.SearchAction<object@Event[startDate]>		<input checked="" type="checkbox"/>

# 연구 내용 - ConfirmationIntent

- Ronics what time do I have to take
  - Ronics remind me to take

ConfirmationIntent

Ronics when last did I take



# 연구 내용 - Lambda Function

The screenshot displays the AWS Lambda console configuration page for a function named "Carer". At the top right, the ARN is shown as "arn:aws:lambda:us-east-1:058090188666:function:Carer". Below this are buttons for "Qualifiers", "Actions", and a dropdown menu currently set to "Carer", along with "Test" and "Save" buttons.

The main configuration area shows a key icon on the left. The function is connected to two services:

- Alexa Skills Kit**: A blue box with a "Saved" status and a close button. Below it is a dashed box containing the text "Add triggers from the list on the left".
- Amazon CloudWatch Logs**: A green box with a close button. Below it is a dashed box containing the text "Resources the function's role has access to will be shown here".

At the bottom right, there is a toggle switch labeled "Enabled" which is currently turned on, and a "Delete" button.

# Project: 전통문화

---

# 연구 내용 - Faster R-CNN

- We used the Faster R-CNN from TensorFlow as a baseline implementation
- As for our dataset, we retrained using 1000 images and 5 categories, creating an average of 200X5 images.
- The five categories classified were ceramics, food, building, painting and clothes.
- We also utilized the boundary regions in order to detect the images
- Top K region score = 0.8

	Ceramics	Food	Building	Painting	Clothes	MeanAP
AP	0.930	0.903	0.822	0.896	0.810	0.87



# 연구 계획 - 2017 겨울 방학



**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

허윤아

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. Massive Open Online Textbook 학습자 분석 및 시각화 연구

## ❖ 전통문화 융복합 지원을 위한 지능형 검색 플랫폼 구축

1. 콘텐츠 항목별 자동분류 기술 개발

# Massive Open Online Textbook

## 학습자 분석 및 시각화 연구

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

허윤아

# 연구 내용 - 최종 결과물

## MOOT 사이트

- <http://www.kucomputationalthink.org>

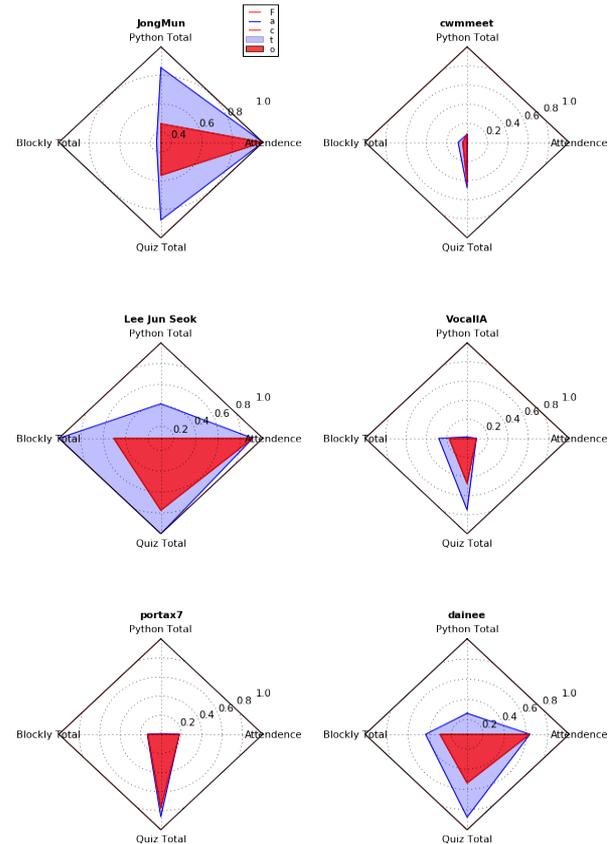
## Ranking

<b>ID</b>	comphinking	<b>Score</b>	327
<b>등수</b>	257		

## 전체현황

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

랭킹 시스템



학습자 행동 시각화

# 연구 내용 - 최소학습 판단 모델 특징

Online  
Textbook

대규모의 학습자들이  
학습할 수 있는  
Online Textbook

MOOT는 Massive Open Online Textbook의 약자로 대규모의 사용자에게 제공되는 온라인 교재이다. MOOT는 단순한 온라인 교재가 아닌 실시간 상호작용을 할 수 있으며, 별도의 교수자가 필요하지 않다.

자기주도  
학습

Textbook에서 제공하는 Online 실습환경을 통해 자기주도적 학습 가능

Text기반으로 학습이 이루어지는 MOOT에서는 교수자와 학습자로 구분하지 않는다. MOOT내에서 제공하는 단계적인 학습에 따른 Quiz, Blockly나 Python과 같은 실습을 통해 능동적인 학습이 가능하다.

게임화

게임 요소가 적용되어 학습자들의 지속적인 학습 참여와 학습 동기 향상

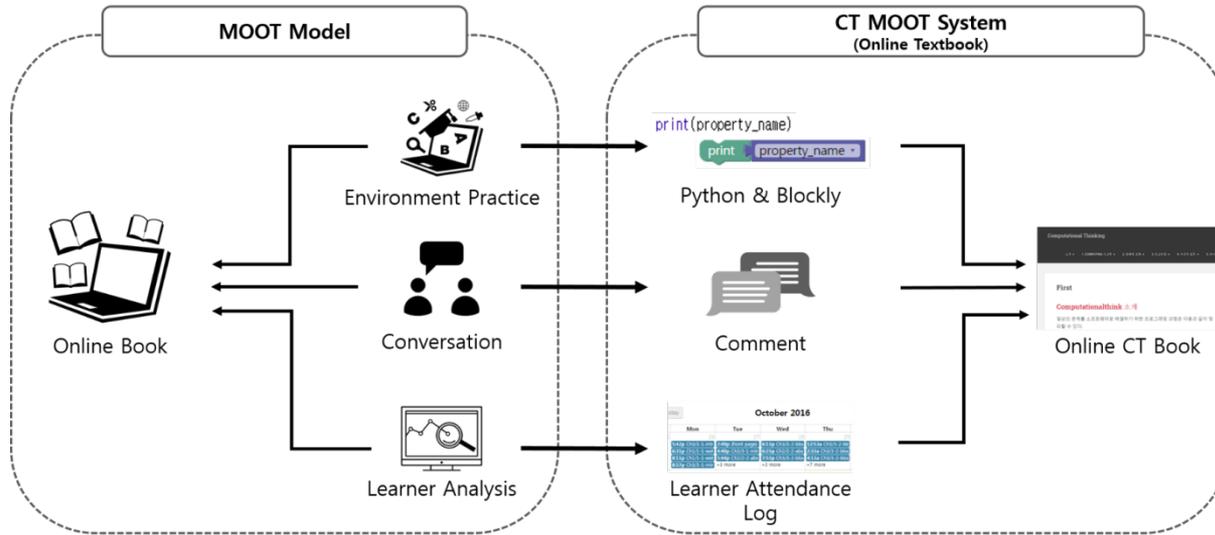
Zichermann의 게임화 모델과 Keller의 동기 이론이 시스템에 적용되어 학습자 그룹 간의 랭킹, 배지, 도전과제 등의 게임적 요소로 학습자의 집중, 자신감, 만족감을 최적으로 향상시켜 학습 참여와 학습 동기를 지속적으로 향상시킨다.

시각화

시각화 요소가 적용되어 학습자들의 학습현황을 확인할 수 있으며 학습 참여와 학습 동기 향상

MOOT내에서 실습할 수 있는 Quiz, Blockly, Python, Page 학습한 시간과 같은 실습을 통해 학습자들의 행동을 시각화 한다. 교수는 학습자의 현황을 한눈에 파악할 수 있고, 학습자에게는 동기부여가 되어 학습을 지속적으로 하도록 한다.

# 연구 내용 - MOOT 정의



- MOOT (Massive Open Online Textbook)
- 대규모의 사용자에게 제공되는 Text기반의 온라인 교재
- 온라인으로 제공하기 때문에 누구나 언제 어디서든 쉽게 접근이 가능
- MOOT의 특징
  1. 대규모의 학습자들이 학습 가능
  2. 비디오 강의 중심이 아닌 교재 중심 학습
  3. 교수자 없이 학습자 중심의 학습
  4. 학습자 간의 커뮤니티 중심의 학습
  5. 교재 안에서 실시간 실습이 가능
  6. 학습 데이터 분석을 통한 동기부여

# 연구 내용 - 랭킹시스템 개발

## 게임화(Gamification)

### 게임화 7요소

점수

초심자 적용

레벨

리더보드

배지

몰입 루프

도전 과제

### CT-MOOT 시스템 게임 기능



Blockly



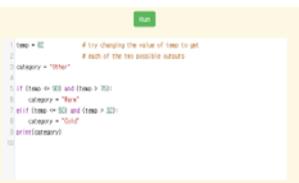
로그인 기록

주상화면??

- ⓐ) 문맥을 통해 사물의 모든 것을 요약하는 것
- ⓑ) 컴퓨터에게 입력될 일련의 명령어들
- ⓒ) 실세계 현상, 사물, 사건에 대한 핵심을 단순하게 표현하는 것

Check Me COMPARE ME

퀴즈



Python

### 랭킹 시스템

#### Ranking

ID	compthinking	Score	209
등수	94		

#### 전체현황

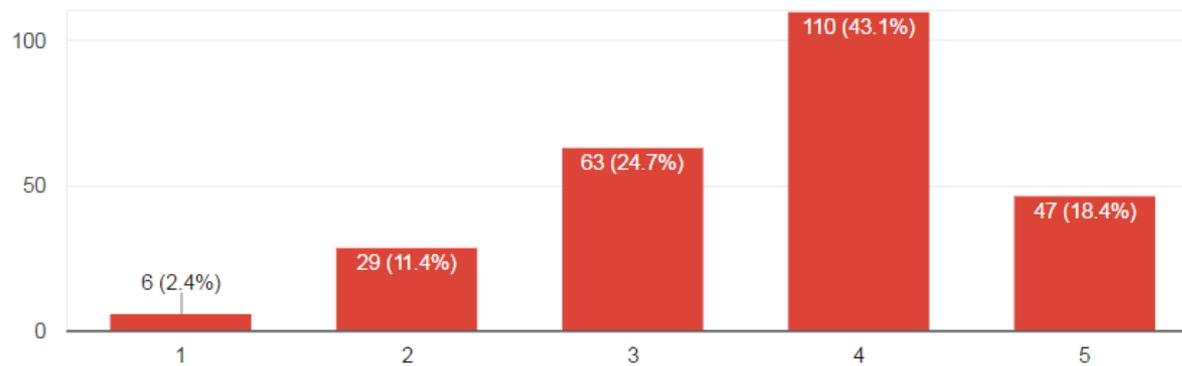
Rank	Student	Score
1	jedo0328	1639
2	praesentia7	1591
3	hanjin	1576
4	msm2551	1519
5	Ktw	1486
6	Daeyoun	1371
7	kgh905	1351
8	dmwn1224	1324

# 연구 내용 - 랭킹시스템 개발

- 국내 대학생 281명 (남학생: 207명, 여학생: 74명)

〈표〉 MOOT 시스템 만족도

문항	평균
1. "컴퓨팅 사고력과 일상의 빅데이터" 사이트가 컴퓨팅 사고력 (Computational Thinking)을 이해하는데 많은 도움이 되었다고 생각하십니까?	3.7
2. "컴퓨팅 사고력과 일상의 빅데이터" 사이트가 읽기 편리했다고 생각하십니까?	3.45
3. 내가 만약 컴퓨팅 사고력을 다른 사람에게 가르친다면, 나는 "컴퓨팅 사고력과 일상의 빅데이터" 사이트를 사용하고 싶습니까?	3.57
4. 교재의 내용을 배제하고, KUCT 시스템(Quiz, Blockly, Python, Ranking 등)을 사용하기에 편리하셨나요?	3.62



랭킹 시스템에 대한 평가

# 연구 내용 - 학습자 행동 분석 시각화

## Contribution

- MOOT 사이트에서 학생들의 학습활동을 전체적으로 볼 수 있도록 시각화함
- 이를 통해 교수자는 학생들이 어느 부분이 부족한지 파악할 수 있으며, 이에 적절한 피드백을 제공함에 따라 학생들의 학습 능률을 향상시킬 수 있음
- 또한 학습자들에게는 확률을 높이기 위한 동기부여가 될 수 있어 끝까지 학습하는데 도움을 줌
- 본 연구는 Starplot을 이용하여 학습자 행동 분석한 결과를 시각화 함

## Data Collection

- 총 347명의 학생 대상으로 수업을 진행하여 Data를 수집함
- 각 학습자들의 학습활동을 보기 위해 CT MOOT 시스템을 통해 Quiz, Python, Blockly, Attendance을 이용함
- Star plot으로 시각화하기 위해 총 Quiz, Python, Blockly, Attendance의 count함
- 각 factor의 성공률이 필요했다

# 연구 내용 - 학습자 행동 분석 시각화 Data

## Data Collection

- 국내 대학생 총 347명
- 4개월간 비전공자 대상으로 교양 수업에 적용
- 각 학습자들의 학습활동을 보기 위해 CT MOOT 시스템을 통해 Quiz, Python, Blockly, Attendance을 이용함
- CT MOOT Data를 이용하여 Star plot으로 시각화 함

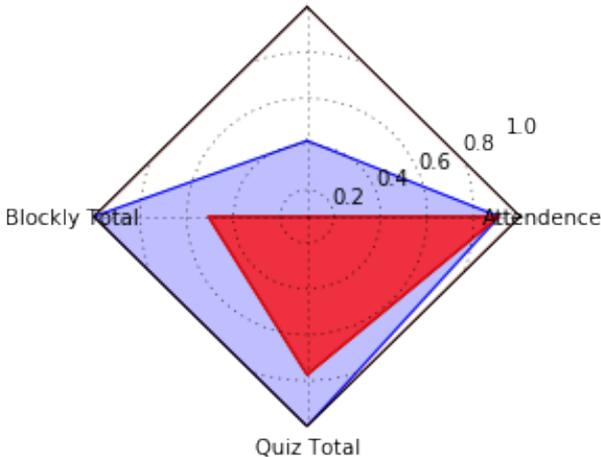
## Data Preprocessing

- 1학기 학습자 대상으로 총 347명의 Data를 이용하여 3~6월의 Data를 적용함
- Quiz, Python, Blockly, Attendance의 총 학습자 행동을 각 feature의 기준을 적용하여 Count함
- 또한 Quiz, Python, Blockly의 성공률도 count함
- Ranking은 Quiz, Python, Blockly, Attendance를 포함하고 있으므로 시각화에 포함하지 않음

# 연구 내용 - 학습자 행동 분석 시각화 결과

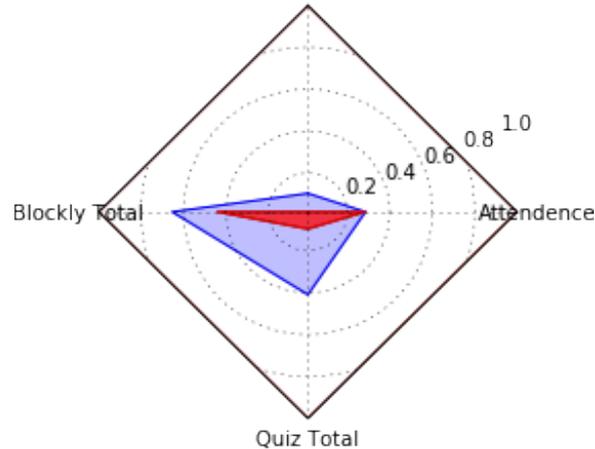
- 69 Rank를 보면 Quiz, Blockly, Python, Attendance 다 전체적인 활동은 높지만 성공률이 Python에서는 거의 나타나지 않음
- 213 Rank와 228 Rank는 Quiz의 성공률은 228Rank가 좀 더 많지만 213 Rank는 228 Rank보다 Blockly 실습과 성공률이 추가되어 있음

Lee Jun Seok  
Python Total



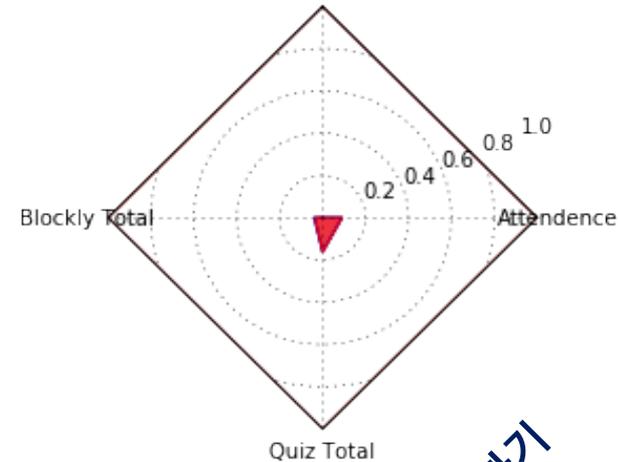
69 Rank

comphinking  
Python Total



213 Rank

cch  
Python Total



228 Rank

보완하기

# 전통문화 융복합 지원을 위한 지능형 검색 플랫폼 구축

---

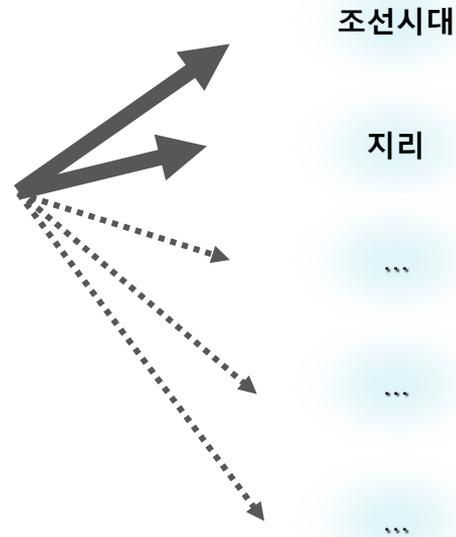
고려대학교 NLP&AI Lab.

허윤아

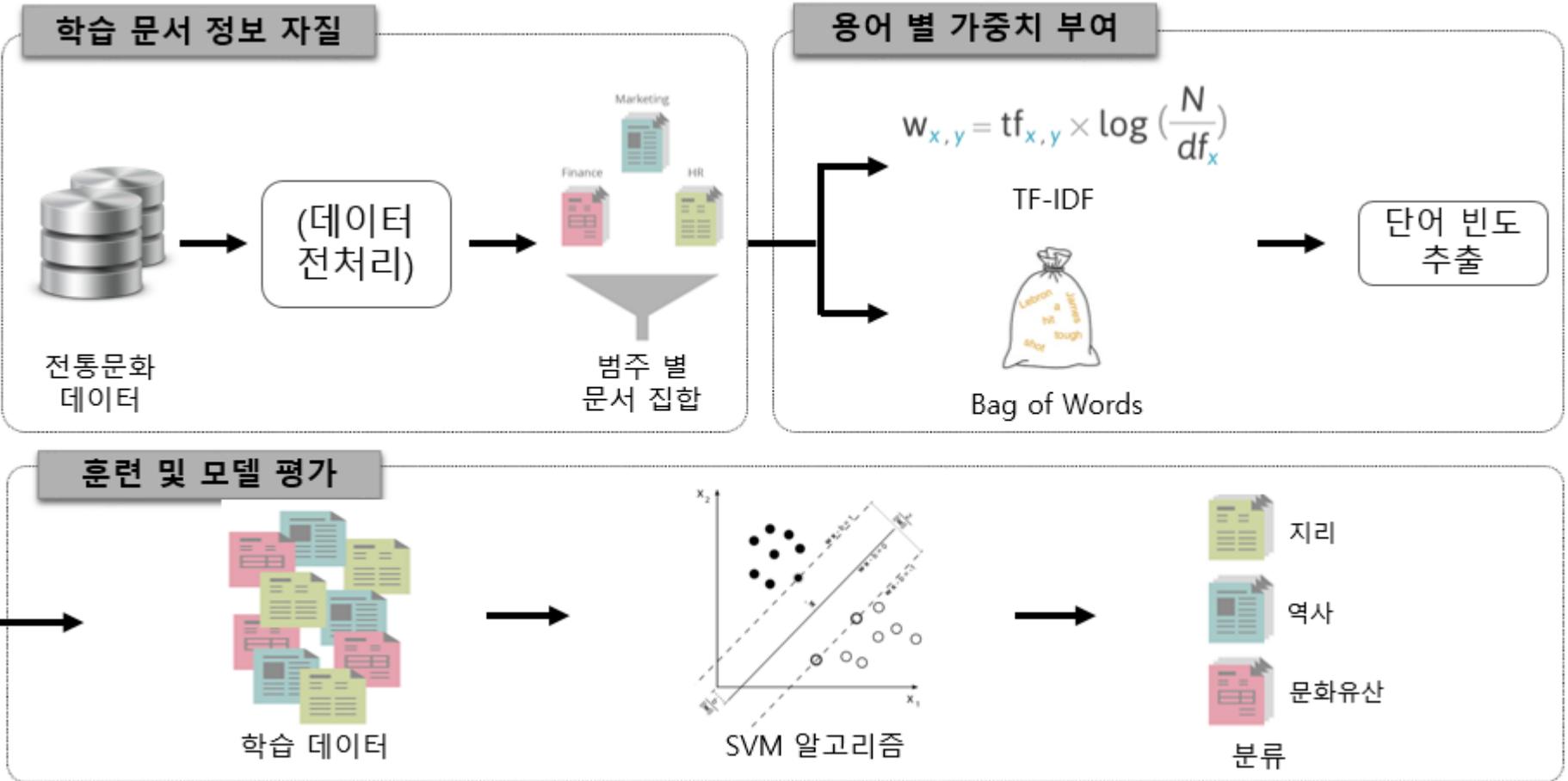
# 연구 내용 - 콘텐츠 항목별 자동 분류 기술 개발

- 분류하고자 하는 각 문헌들을 가장 적합한 카테고리로 배정해 줄 수 있는 자동 분류시스템 개발

<title> 충무공 이순신장군 동상  
<contents>  
당항포는 충무공 이순신의 기백이 숨쉬는 곳으로 1592년 7월 거북선을 앞세운 이순신 휘하의 조선 수군이 이곳 당항포에서 왜선 26척을 순식간에 격침시켰다. 그리고 다시 2년 뒤 충무공은 당항포에서 31척의 왜선을 또 다시 격침시켰다. 전쟁에서 압승을 거둔 당항포 해전은 임진왜란 5대 해전으로 꼽힐 정도다..



# 연구 내용 - 콘텐츠 항목별 자동 분류 모델



# 연구 내용 - 콘텐츠 항목별 자동 분류 개발 결과

TEXT CLASSIFICATION ABOUT

**TEXT CLASSIFICATION VERSION 1**

본 문서(텍스트) 분류기는 SVM(Support Vector Machine) 학습 방법을 이용한 문서(텍스트) 분류기의 데모시스템입니다.

본 연구는 전통문화 콘텐츠 데이터를 이용했으며, 세부 카테고리는 총 76개로 구성되어 있습니다. 전통문화 콘텐츠 텍스트 데이터의 자질을 추출하여 정보 검색 기법에서 사용되는 TF/IDF 기법을 이용하여 자질의 weight 값을 만들었고, SVM을 통해 텍스트를 분류하였습니다.

아래의 창에 분류하고자하는 텍스트를 입력하고 'TAG'버튼을 누르시면 해당 텍스트의 분류 결과가 나타납니다.

황수영의 조사보고서를 검토하니 현지에서 본 건 연구에 노력하였으나 여러 가지 문제점이 있으니 계속 연구 검토하도록 전문위원회에 지시하기 바란다는 내용

**TAG**

Sample 문장

황수영의 조사보고서를 검토하니 현지에서 본 건 연구에 노력하였으나 여러 가지 문제점이 있으니 계속 연구 검토하도록 전문위원회에 지시하기 바

**CB000701**  
**표준 분류 코드 : B0114 역사 -> 광복이후 -> 광복이후**

# 2017 연구 실적

고려대학교 NLP&AI Lab.

---

- 논문

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 해외 컨퍼런스

1. YunA Hur, Heuseok Lim, "Development of Learner Activity Collection Model through Online Textbook Computational Thinking MOOT", The 1th International Conference on Interdisciplinary research on Computer Science, Psychology, and Education, 2017.

## ❖ 국내 컨퍼런스

1. 허윤아, 임희석, "Massive Open Online Textbook 개발 및 만족도 조사", 한국컴퓨터교육학회, 동계학술발표논문집, 제 21권, 1호, pp. 33-35, 2017.
2. 허윤아, 임희석, "온라인 교재 MOOT를 통한 학습자의 활동 수집 모델 개발", 한국컴퓨터교육학회, 동계학술발표논문집, 제 21권, 1호, pp. 38-39, 2017.
3. 허윤아, 임희석, "컴퓨팅 사고력 기반의 온라인 학습 시스템을 위한 게임화 설계", 한국정보과학회, 한국컴퓨터종합학술대회 논문집, pp. 555-557, 2017.
4. 허윤아, 이동엽, 임희석, "온라인 학습 활동 데이터의 시각화를 위한 요소 설계", 한국컴퓨터교육학회, 학술발표논문집, 제 21권, 2호, pp,143-145, 2017

# 연구 실적 - 논문

## ❖ 국내 컨퍼런스

1. 허윤아, 김규경, 임희석, “ 전통 문화 콘텐츠의 텍스트 메타데이터를 이용한 자동 분류”, 한국정보과학회(Korea Software Congress), 2017.

## ❖ 국내 학술지

1. 허윤아, 이동엽, 김규경, 유원희, 임희석, “전통문화 콘텐츠 표준체계를 활용한 자동 텍스트 분류 시스템”, 한국융합학회지, 2017.

**감사합니다**

---

# 2017 연구 NLP&AI 연구실

---

고려대학교 NLP&AI Lab.

Andrew Matteson

# 연구 및 과제

## ❖ 개인 연구

1. Korean Morphological Analyzer Development
2. Dependency Parser Development

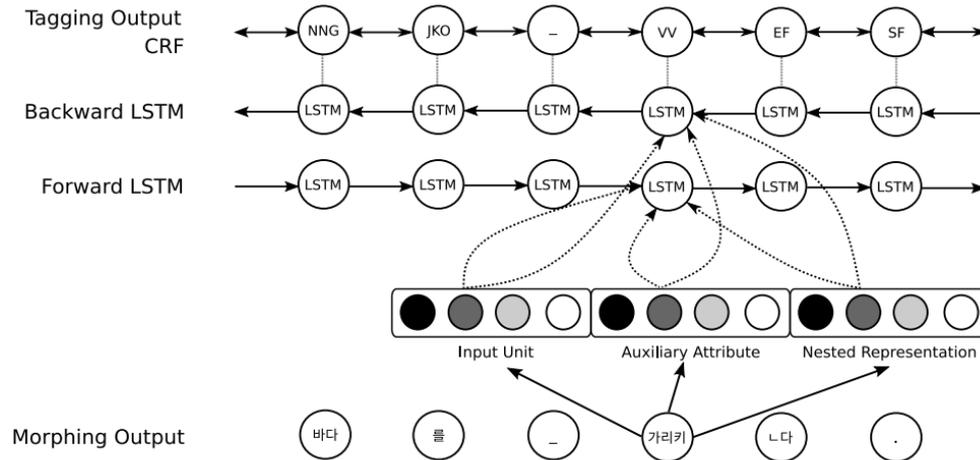
# Korean Morphological Analyzer Development

---

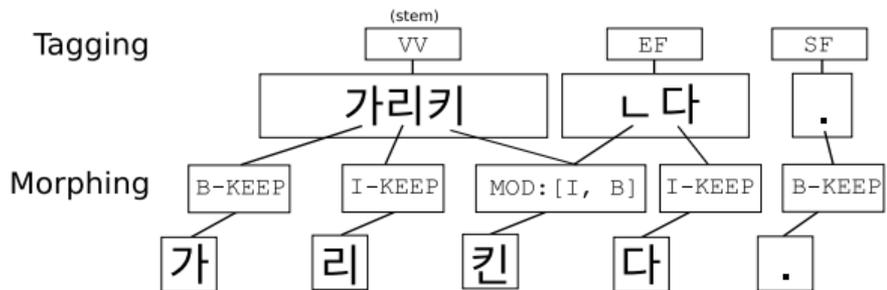
고려대학교 NLP&AI Lab.

Andrew Matteson

# 연구 내용 - Morph Analysis: Overview



## Model Architecture

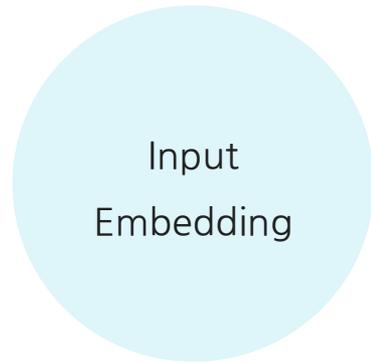


## Model Actions

백제/NNP + 의/JKG  
 흥망/NNG + 을/JKO  
 지키/VV + 어/EC + 보/VX + ㄴ/ETM  
 애뜻/XR + 하/XSA + ㄴ/ETM  
 역사/NNG + 가/JKS  
 간직/NNG + 되/XSV + ㄴ/ETM  
 곳/NNB + 이/VCP + 다/EF + ./SF+

## Model Output

# 연구 내용 - Korean Morph. Analysis



Embed the input sentence

The input sentence is split by character and whitespace is represented either by a reserved whitespace token or by a break-level attribute.



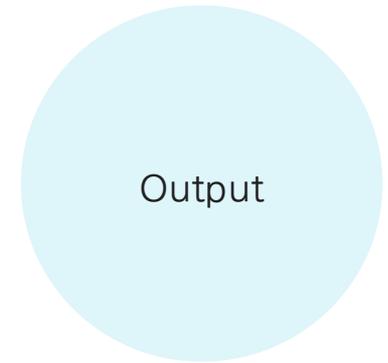
Transform and handle spelling changes

Spelling modifications required for recovering original forms are handled in the Morphing Stage.



Assign tag to each morpheme

The Tagging Stage assigns a part of speech tag to each original form, corresponding to the tags specified in the Sejong Corpus.



Present output sentence

The output is then recombined and presented to the user, combining original word-level whitespace with annotated morpheme units.

# 연구 내용 - Korean Morph. Analysis: Definition

- Detect original morphemes when given inflected input
- Tag parts of speech for each morpheme
- Adapt to flexible requirements of tagging Korean language
  - Identify original inflected form
  - Identify honorifics and other agglutinative forms
  - Match output of Sejong corpus
- Discover innate patterns that can be used to tag even when tokens are OOV (out-of-vocabulary)
- Handle and preserve input whitespace
- Split output units at proper position

- 1 백제의 → 백제 /NNP + 의 /JKG
- 2 흥망을 → 흥망 /NNG + 을 /JKO
- 3 지켜본 → 지키 /VV + 어 /EC + 보 /VX + ㄴ /ETM
- 4 애똥한 → 애똥 /XR + 하 /XSA + ㄴ /ETM
- 5 역사가 → 역사 /NNG + 가 /JKS
- 6 간직된 → 간직 /NNG + 되 /XSV + ㄴ /ETM
- 7 곳이다. → 곳 /NNB + 이 /VCP + 다 /EF + . /SF

# 연구 내용 - Training: Alignment Oracle

---

## Algorithm 1: Alignment oracle

---

**Input** : A lexical form *Form* and target lemma *Lemma*

**Output**: A list of actions *ActionList*

```

1 ActionList ← [];
2 IndexMap ← {};
3 FormEnd ← len(Form);
4 LemmaEnd ← len(Lemma);
5 while FormEnd > 0 and LemmaEnd >
  0 do
6   if Form[FormEnd] is
   Lemma[LemmaEnd] then
7     IndexMap[formEnd - 1] ←
      (KEEP);
8     FormEnd ← FormEnd-1;
9     LemmaEnd ← LemmaEnd-1;

```

...

## Algorithm

<b>c</b>	<b>r</b>	<b>e</b>	<b>d</b>	<b>i</b>	<b>b</b>	<b>i</b>	<b>l</b>	<b>i</b>	<b>t</b>	<b>y</b>
KEEP	KEEP	KEEP	KEEP	KEEP	KEEP	MOD:l	MOD:e	NOOP	NOOP	NOOP
<b>c</b>	<b>r</b>	<b>e</b>	<b>d</b>	<b>i</b>	<b>b</b>	<b>l</b>	<b>e</b>			

Figure 1: Actions for transformation of form “credibility” to lemma “credible”

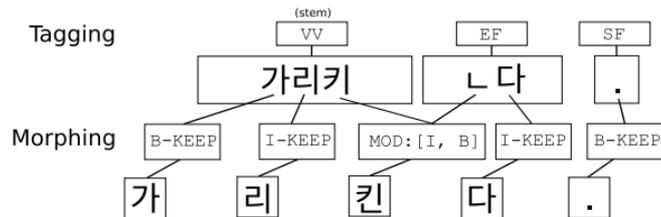
## Output Actions

- Find character alignment between inflected form and lemma
- Most languages inflect at the beginning or end of the form
- Maintain beginning and end as much as possible
- Isolate a modified middle portion
- **KEEP**: keep character as-is
- **MOD**: modify character
- **NOOP**: no operation (ignore input character)
- **B-**: start new output unit
- **I-**: continue existing output unit

# 연구 내용 - Training Data

```
; 21세기 세종계획 균형말뭉치(2000).zip,
Written/news/8/CA96F343.txt.tag: sentence 648
1 백제의 백제/NNP + 의/JKG _ _ _ 0 _ _ _
2 흥망을 흥망/NNG + 을/JKO _ _ _ 0 _ _ _
3 지켜본 지키/VV + 어/EC + 보/VX + ㄴ/ETM _ _ _ 0 _ _ _
4 애뜻한 애뜻/XR + 하/XSA + ㄴ/ETM _ _ _ 0 _ _ _
5 역사가 역사/NNG + 가/JKS _ _ _ 0 _ _ _
6 간직된 간직/NNG + 되/XSV + ㄴ/ETM _ _ _ 0 _ _ _
7 곳이다. 곳/NNB + 이/VCP + 다/EF + ./SF _ _ _ 0 _ _ _
```

Corpus Input



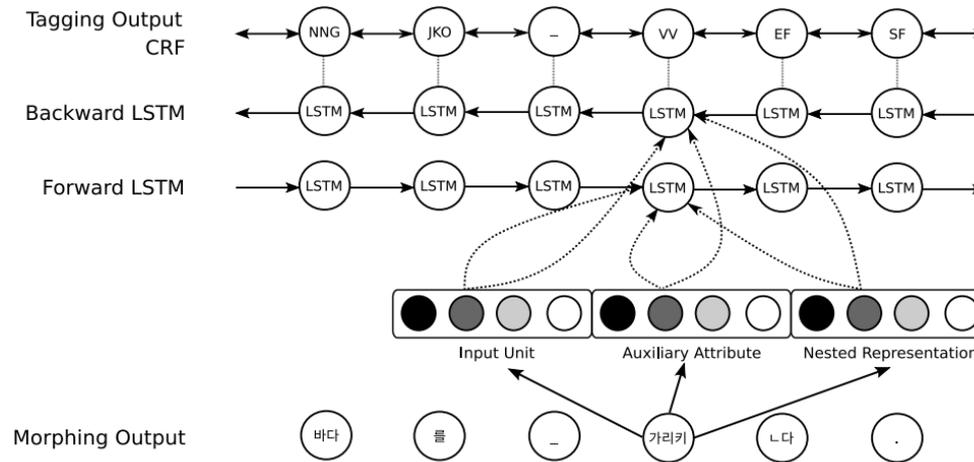
B- / I- actions



```
백 B-KEEP
제 I-KEEP
의 B-KEEP
_ B-KEEP
흥 B-KEEP
망 I-KEEP
을 B-KEEP
_ B-KEEP
지 B-KEEP
켜 MOD:['I-키','B-어','B-보','B-ㄴ']
본 NOOP
_ B-KEEP
애 B-KEEP
뜻 I-KEEP
한 MOD:['B-하','B-ㄴ']
...
```

Output Actions

# 연구 내용 - Architecture (Bi-LSTM-CRF)



- **Input unit:** unit embedding vector of lemma recovery result
- **Auxiliary attribute:** “break-level method” and “spacing method”
  - **Break-level method:** break-level attribute with BIO annotation of word
- **Spacing method:** whitespace is appended to the input unit stream as a special token
- **Nested representation:** character-level embedding vector of input unit contents

# 연구 내용 - Universality

- Does not require any language-specific features (not even graphemes for Korean)
- No dictionary required
- No morphosyntactic rules required
- Arbitrary input size allows input of sub-characters, characters, morphemes, words, or even entire sentences
- One stage is enough to tag many languages
- One-stage system can provide one morphological tag per input unit
- Two-stage system can provide morphological transformation and morpheme-based tagging (such as in Korean)

# Dependency Parser Development

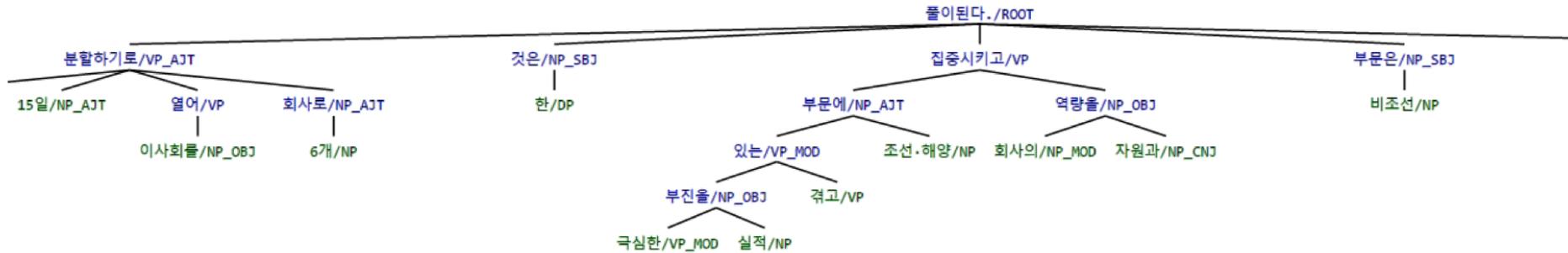
---

고려대학교 NLP&AI Lab.

Andrew Matteson

# 연구 내용 - Parsing: Overview

## Visualization



Parsing Tree

1 POS Tagging		2 Dependency Parsing		3 Reassembly		4 Semantic Analysis		D Debug Logs	
ID	FORM	DEPREL	Categories	Synonyms					
1	현대중공업이	NP_SBJ	1978년 해체 중립성에 이의가 제기된 문서/2013년 5월 대한민국의 조선업 기업 대한민국의 중공업 기업 한국거래소 상장 기업 현대중공업그룹 순치가 필요한 글/2016년 2월 대한민국의 군수산업체 1978년 설립 1973년 설립	Hyundai Heavy Industries 현대조선중공업 현대중공업					
2	15일	NP_AJT	동음이의어 문서						
3	이사회를	NP_OBJ	회사법 상법 경영	Board of directors 이사회					
4	열어	VP							

Semantic Analysis (Additional)

# 연구 내용 - Korean Dependency Parsing

POS  
Tagging of  
Input

Input sentence  
format

The input sentence is first input into an external Korean POS tagger (KoNLPy / Komoran3) and the morpheme pieces are given to the SyntaxNet parser.

Parsing  
Model  
Inference

Inference time

During parsing inference, the greedy or beam search SyntaxNet model parses the input sentence according to Arc-Standard rules.

Reassembly  
Tree Repair

Reassemble  
morpheme nodes

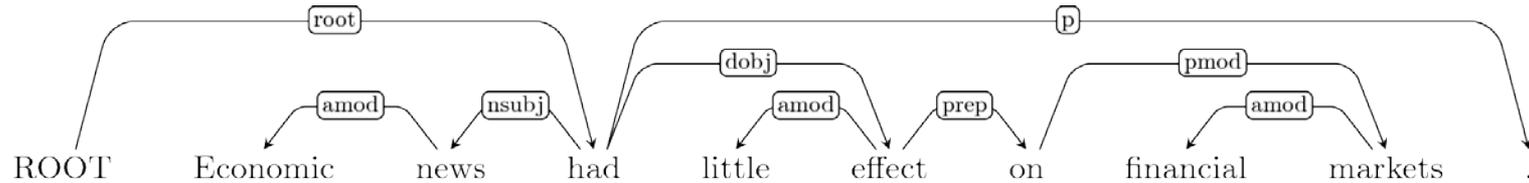
Since parsing is done at the morpheme level, we need to reassign each constituent morpheme to its input word.

Output and  
Visualization

Present output tree

SyntaxNet CoNLL format is then converted to a tree and visualized in terms of parent-child dependency relationship.

# 연구 내용 - Korean Dep. Parsing: Definition



- Establish dependency relationship between parent and child words in sentence
- Assign parent (HEAD) to each morpheme in sentence
- Assign label (DEPREL) to each parent-child relationship
- After parsing, reassemble morphemes that constitute part of words

ID	FORM	LEMMA	UPOSTAG	XPOSTAG	FEATS	HEAD	DEPREL	DEPS	MISC
1	나	_	NP	NP	_	2	MOD	_	_
2	는	_	JX	JX	_	5	NP_SBJ	_	_
3	자연언 어처리	_	NNP	NNP	_	4	MOD	_	_
4	를	_	JKO	JKO	_	5	NP_OBJ	_	_
5	좋아하	_	VV	VV	_	6	MOD	_	_
6	니다	_	EF	EF	_	7	MOD	_	_
7	.	_	SF	SF	_	0	ROOT	_	_

# 연구 내용 - Training: SyntaxNet

- Architecture is transition system based on Arc-Standard (Nivre, 2004)
- Offers greedy and structured (beam-search) models
- **LEFT-ARC:** Assert a head-dependent relation between the word at the top of stack and the word directly beneath it; remove the lower word from the stack.
- **RIGHT-ARC:** Assert a head-dependent relation between the second word on the stack and the word at the top; remove the word at the top of the stack;
- **SHIFT:** Remove the word from the front of the input buffer and push it onto the stack.

Step	Stack	Word List	Action	Relation Added
0	[root]	[book, me, the, morning, flight]	SHIFT	
1	[root, book]	[me, the, morning, flight]	SHIFT	
2	[root, book, me]	[the, morning, flight]	RIGHTARC	(book → me)
3	[root, book]	[the, morning, flight]	SHIFT	
4	[root, book, the]	[morning, flight]	SHIFT	
5	[root, book, the, morning]	[flight]	SHIFT	
6	[root, book, the, morning, flight]	[]	LEFTARC	(morning ← flight)
7	[root, book, the, flight]	[]	LEFTARC	(the ← flight)
8	[root, book, flight]	[]	RIGHTARC	(book → flight)
9	[root, book]	[]	RIGHTARC	(root → book)
10	[root]	[]	Done	

# 연구 내용 - Training: Data Preprocessing

; 프랑스의 세계적인 의상 디자이너 엠마누엘 웅가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나섰다.

```
(S (NP_SBJ (NP (NP_MOD 프랑스/NNP + 의/JKG)
  (NP (VNP_MOD 세계/NNG + 적/XSN + 이/VCP + ㄴ/ETM)
    (NP (NP 의상/NNG)
      (NP 디자이너/NNG))))))
(NP_SBJ (NP 엠마누엘/NNP)
  (NP_SBJ 웅가로/NNP + 가/JKS)))
(VP (NP_AJT (NP (NP (NP 실내/NNG)
  (NP 장식/NNG + 용/XSN))
  (NP 직물/NNG))
  (NP_AJT 디자이너/NNG + 로/JKB))
  (VP 나서/VV + 었/EP + 다/EF + ./SF)))
```



ID	FORM	LEMMA	UPOSTAG	XPOSTAG	FEATS	HEAD	DEPREL	DEPS
1	프랑스	_	NNP	NNP	_	2	MOD	_
2	의	_	JKG	JKG	_	10	NP_MOD	_
3	세계	_	NNG	NNG	_	4	MOD	_
4	적	_	XSN	XSN	_	5	MOD	_
5	이	_	VCP	VCP	_	6	MOD	_
6	ㄴ	_	ETM	ETM	_	10	VNP_MOD	_
7	의상	_	NNP	NNP	_	8	NP	_
8	디자이너	_	NNG	NNG	_	9	NP	_
9	엠마	_	NNP	NNP	_	10	NP	_
10	누에	_	NNG	NNG	_	11	MOD	_
11	ㄹ	_	JKO	JKO	_	19	NP_OBJ	_
12	웅가로가	_	NA	NA	_	13	NP	_
13	실내	_	NNG	NNG	_	19	NP_AJT	_
14	장식	_	NNG	NNG	_	15	MOD	_

Corpus Input

CoNLL

# 연구 내용 - Training: Arc-Std. Static Gold Oracle

Training Data  
CoNLL Input

ID	FORM	LEMMA	UPOSTAG	XPOSTAG	FEATS	HEAD	DEPREL	DEPS
1	프랑스	_	NNP	NNP	_	2	MOD	_
2	의	_	JKG	JKG	_	10	NP_MOD	_
3	세계	_	NNG	NNG	_	4	MOD	_
4	적	_	XSN	XSN	_	5	MOD	_
5	이	_	VCP	VCP	_	6	MOD	_
6	ㄴ	_	ETM	ETM	_	10	VNP_MOD	_
7	의상	_	NNP	NNP	_	8	NP	_
8	디자이너	_	NNG	NNG	_	9	NP	_
9	엠마	_	NNP	NNP	_	10	NP	_
10	누에	_	NNG	NNG	_	11	MOD	_
11	≡	_	JKO	JKO	_	19	NP_OBJ	_
12	옹가로가	_	NA	NA	_	13	NP	_
13	실내	_	NNG	NNG	_	19	NP_AJT	_
14	장식	_	NNG	NNG	_	15	MOD	_



Transitions Log:

의상 ㄴ 의 <ROOT>	디자이너 엠마 누에 ≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	SHIFT
디자이너 의상 ㄴ 의 <ROOT>	엠마 누에 ≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(NP)
디자이너 ㄴ 의 <ROOT>	엠마 누에 ≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	SHIFT
엠마 디자이너 ㄴ 의 <ROOT>	누에 ≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(NP)
엠마 ㄴ 의 <ROOT>	누에 ≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	SHIFT
누에 엠마 ㄴ 의 <ROOT>	≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(NP)
누에 ㄴ 의 <ROOT>	≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(VNP_MOD)
누에 의 <ROOT>	≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(NP_MOD)
누에 <ROOT>	≡ 옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	SHIFT
≡ 누에 <ROOT>	옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(MOD)
≡ <ROOT>	옹가로가 실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	SHIFT
옹가로가 ≡ <ROOT>	실내 장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	SHIFT
실내 옹가로가 ≡ <ROOT>	장식 용 직물 디자이너 로 나서 었 다 .	LEFT_ARC(NP)

Arc-Standard Actions

# 연구 내용 - Architecture (SyntaxNet FFNN)

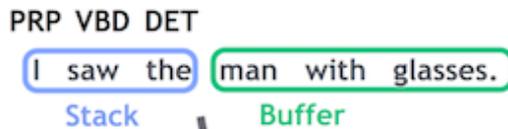
## Input/TransitionState (C++)

Sentence w/ partial annotations

Parsing:

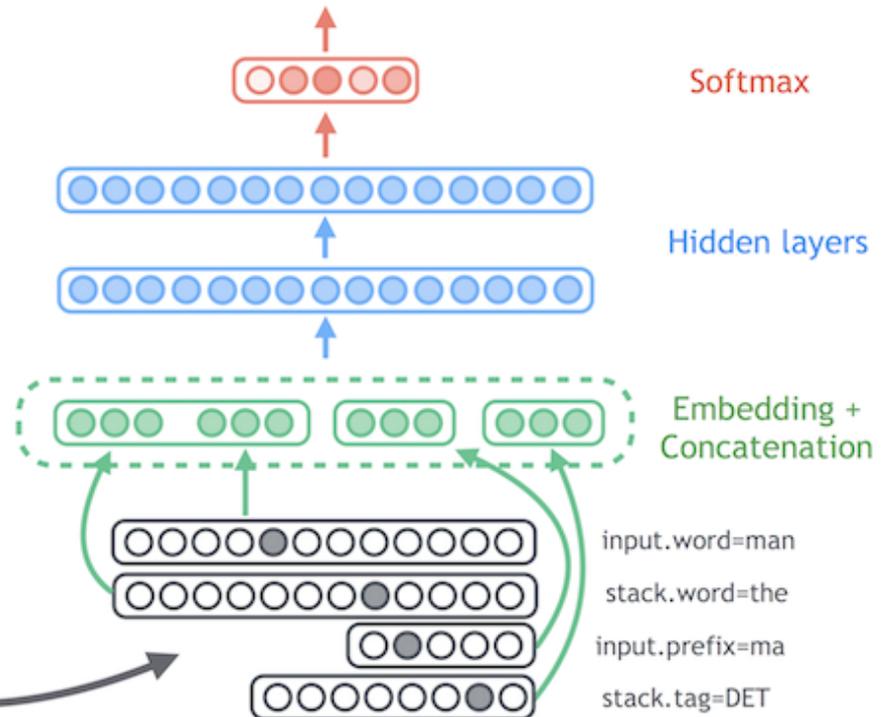


Tagging:



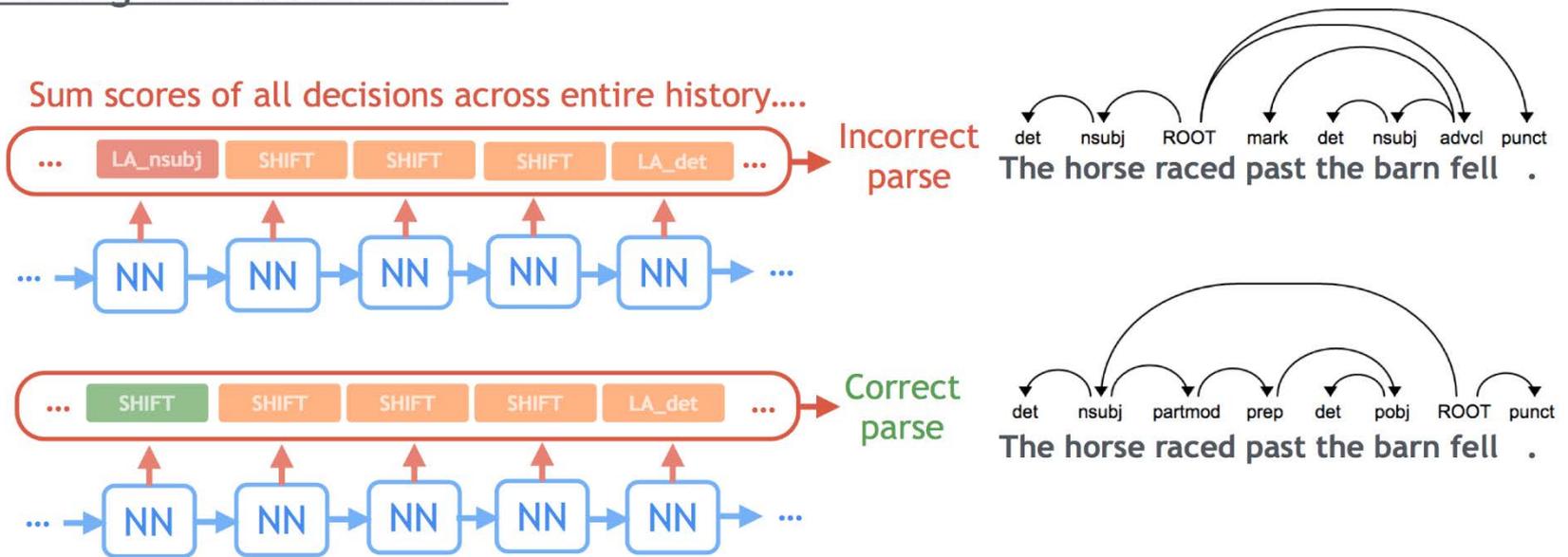
Sparse feature extraction

## Network (TensorFlow)



# 연구 내용 - Architecture (SyntaxNet Beam Search)

## Training with Beam Search:



Update: maximize  $P(\text{correct parse})$  relative to the set of alternatives

Globally Normalized SyntaxNet Architecture (Overview)

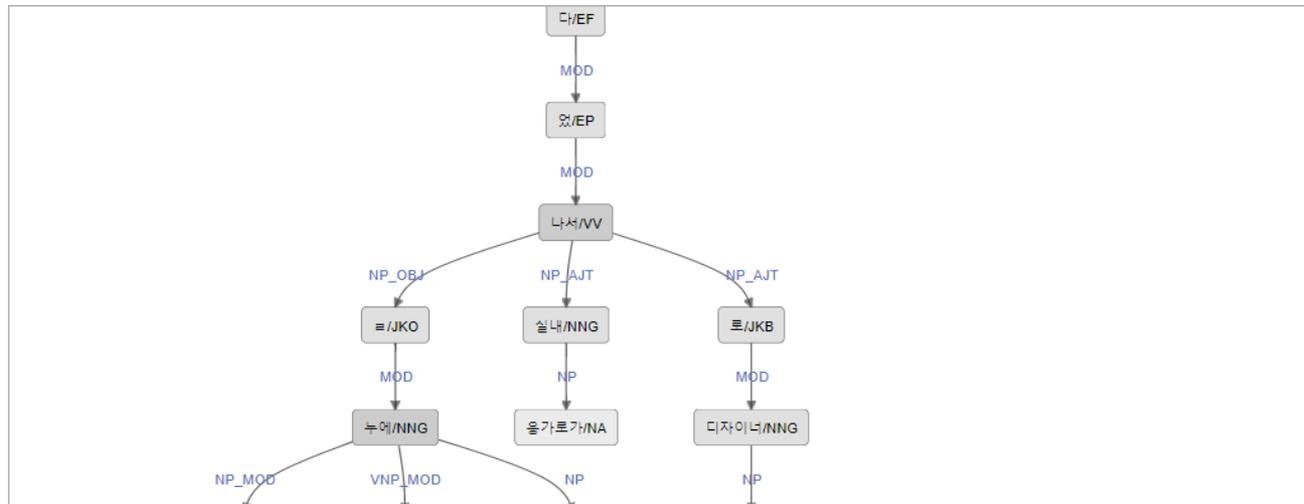
# 연구 내용 - Visualization: Arc-Standard Transition

Stack Size Limit:

(-1 for unlimited)

Gold Parse

Parsing success: all arcs match



Transitions Log:

엠마 디자이너의 <ROOT>	누에 ≒ 용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	LEFT_ARC(IP)
엠마 L 의 <ROOT>	누에 ≒ 용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	SHIFT
누에 엠마 L 의 <ROOT>	≒ 용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	LEFT_ARC(IP)
누에 L 의 <ROOT>	≒ 용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	LEFT_ARC(VN)
누에 의 <ROOT>	≒ 용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	LEFT_ARC(IP)
누에 <ROOT>	≒ 용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	SHIFT
≒ 누에 <ROOT>	용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	LEFT_ARC(MO)
≒ <ROOT>	용가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	SHIFT
용가로가 ≒ <ROOT>	실내 장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	SHIFT
실내 용가로가 ≒ <ROOT>	장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	LEFT_ARC(IP)
실내 ≒ <ROOT>	장식용 직물 디자이너로 나서 있다 .	SHIFT
장식 실내 ≒ <ROOT>	용 직물 디자이너로 나서 있다 .	SHIFT

# 연구 내용 - Visualization: Input POS Tags (external)

- [http://andrewmatteson.name/psg\\_tree.htm](http://andrewmatteson.name/psg_tree.htm)

Sentence to Parse:

프랑스의 세계적인 의상 디자이너 엠마누엘 응가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나섰다.

Submit

## Visualization

프랑스	NNP	의	JKG	세계	NNG	적	XSN	이	VCP
ㄴ	ETM	의상	NNP	디자이너	NNG	엠마	NNP	누에	NNG
ㄹ	JKO	응가로가	NA	실내	NNG	장식	NNG	용	XSN
직물	NNP	디자이너	NNG	로	JKB	나서	VV	었	EP
다	EF	.	SF						

프랑스의 세계적인 의상 디자이너 엠마 누에 ㄹ 응가로가 실내 장식용 직물 디자이너로 나서 었 다 .

# 연구 내용 - Visualization: Dependency Parsing

- [http://andrewmatteson.name/psg\\_tree.htm](http://andrewmatteson.name/psg_tree.htm)



## CoNLL-U Output

Details

1 POS Tagging

2 Dependency Parsing

3 Reassembly

D Debug Logs

ID	FORM	LEMMA	UPOSTAG	XPOSTAG	FEATS	HEAD	DEPREL
1	프랑스의	프랑스/NNP + 의/JKG	-	-	-	5	NP_MOD
2	세계적인	세계/NNG + 적/XSN + 이/VCP + ㄴ/ETM	-	-	-	5	VNP_MOD
3	의상	의상/NNP	-	-	-	4	NP
4	디자이너	디자이너/NNG	-	-	-	5	NP
5	엠마누엘	엠마/NNP + 누예/NNG + ㄹ/JKO	-	-	-	11	NP_OBJ
6	웅가로가	웅가로가/NA	-	-	-	7	NP
7	실내	실내/NNG	-	-	-	11	NP_AJT
8	장식용	장식/NNG + 용/XSN	-	-	-	9	NP
9	직물	직물/NNP	-	-	-	10	NP
10	디자이너로	디자이너/NNG + 로/JKB	-	-	-	11	NP_AJT
11	나셨나셨다.	나서/VV + 었/EP + 다/EF + ./SF	-	-	-	0	ROOT

**감사합니다**

---