

헌법소원판결 결정문 학습을 통한 헌법소원 판결 결과 예측

산업경영공학과 김선웅 정지혜

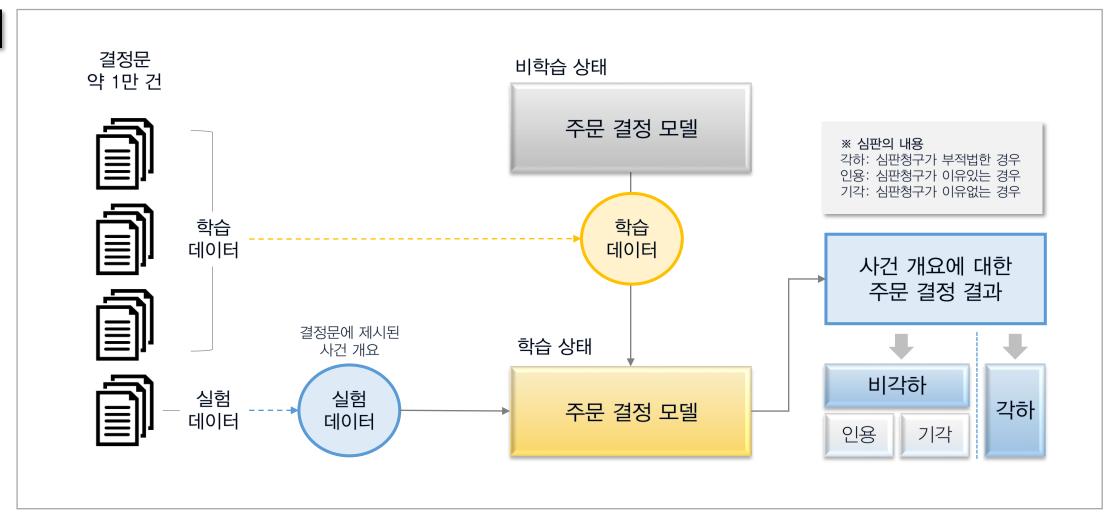
- 1. 프로젝트 개요
- 2. 프로젝트 진행 단계
- 3. 지난 발표에서 제공받은 피드백
- 4. Document Representation: Doc2Vec
- 5. Document Classification: k-NN/SVM
- 6. 예측 결과 및 분석
- 7. 결론 및 제언

1. 프로젝트 개요

목표

헌법재판소의 헌법소원판결 결정문 학습을 통해 사건 개요를 입력할 시 각하/인용/기각 여부를 결정하는 모델 개발

개요

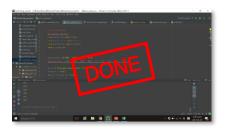


2. 프로젝트 진행 단계

피드백: 판결과 관련된 텍스트 수작업으로 제거







진행 완료

진행 완료

① 데이터 수집

② 데이터 전처리

③ 데이터 시각화

④ 데이터 학습

⑤ 실험 및 분석

공공데이터 포털 API 활용

XML 형식으로 정 리된 결정문 수집

계정 당 1일 처리 가능 건수 500건 메타정보를 포함 필드 별로 정리

DB화 프로토콜을 지키지 않은 오래 된 데이터 제외

사건 개요가 작성 되지 않은 데이터 제외 Python 활용해 wordcloud 생성

Konlpy(Kkma)

Pytagcloud

Support Vector Machine

K-Nearest Neighbor

Classification Tree 구현한 classifier 에 대한 실증 데 이터 적용

3. 지난 발표에서 제공받은 피드백

피드백 #1

1. 분류 방식의 문제점

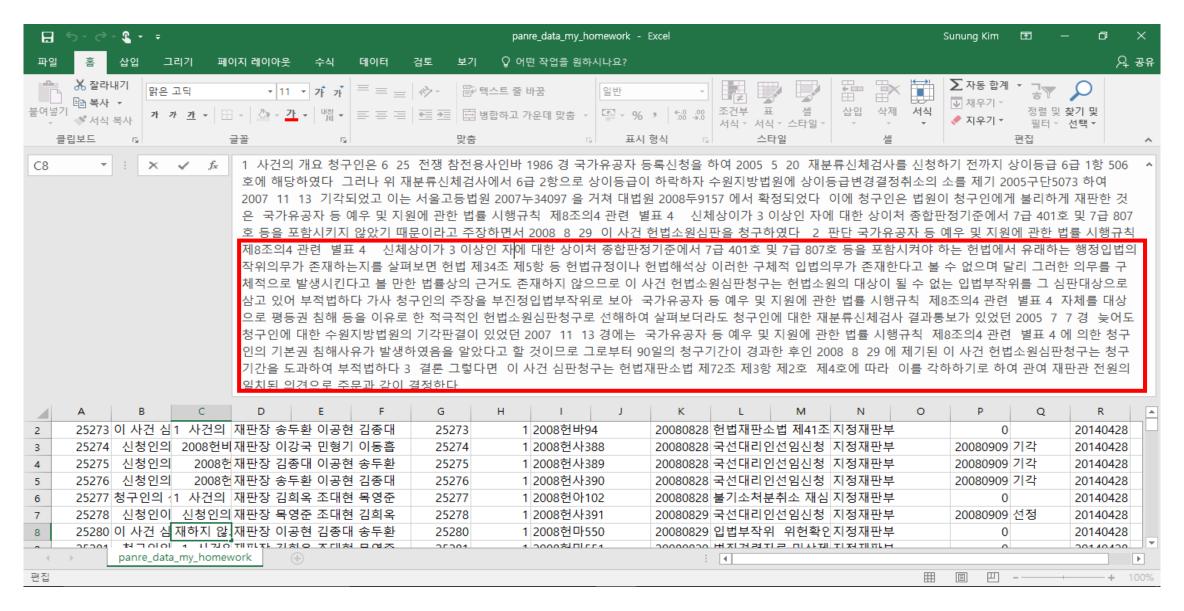
- 판결의 유형중 기각된 판결과 그렇지 않은 판결로 나누는 것은 '각하'와 '인용'의 데이터 성질이 다르기 때문에 부적절해 보임
- 2-phase classification을 통해 실제 판결 방식과 마찬가지로 '각하'여부를 먼저 결정지은 후, 그렇지 않은 데이터에 대해 '인용'과 '기각'을 분류

피드백 #2

2. 사용 데이터의 문제점

- 판결문이기 때문에 결과를 예측하는 모형이 아닌 결과를 미리 학습하는 모형이 될 것으로 보임
- XML format 내부의 판결문의 형식이 규칙적이지 않아 코딩을 통해 데이터 처리 불가능
- 22000여개의 데이터 중 수작업을 통해 청구인 및 피청구인의 주장, 판단, 추가의견 등을 모두 삭제한 11000여개 데이터 이용

3. 지난 발표에서 제공받은 피드백



4. Document Representation: Doc2Vec

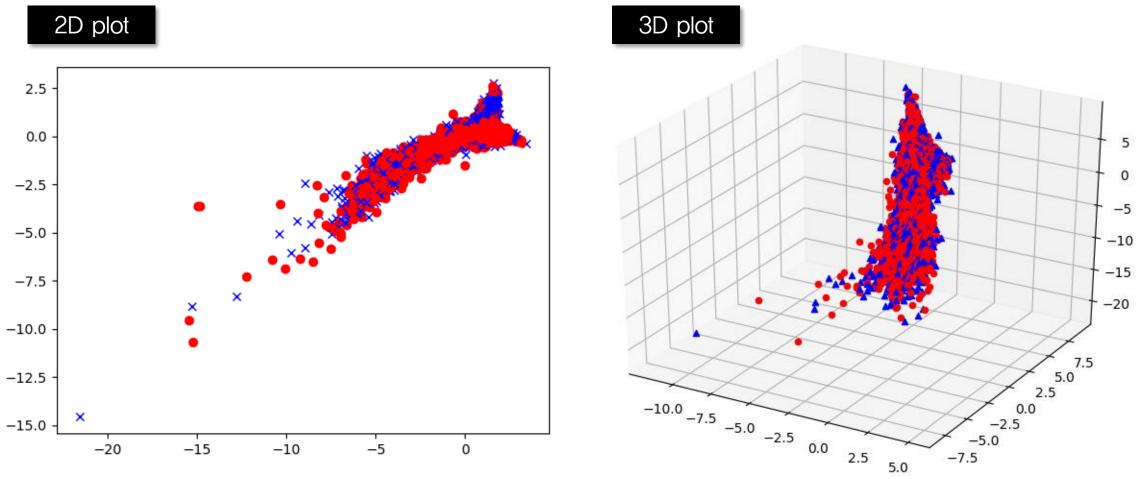
```
python example 2.py × back to list.py × wordcloud ex.py ×
                                                             kkma please.py
         import pandas as pd
         import numpy as np
        from gensim.models import Doc2Vec
        from collections import namedtuple
        from konlpy.tag import Twitter
        pos_tagger = Twitter()
        panres = pd.read_csv('panre_jihye.csv', enco
                                                        g = 'cp949')
        panres.head()
        reasons list = list(panres['reason'])
        reasons = reasons list[:18]
        tags = [str(i+1) for i in range(len(reasons))]
```

(◀ 코드 일부 캡처)

- 총 10956개 document에 대해 파이썬 이용해 Doc2Vec 구현
- Gensim 라이브러리의 doc2vec 모듈 사용
- 전처리가 끝난 문서에 대해 konlpy.tag의
 Twitter 형태소 분석기를 이용해 tokenize 및 stemming
- Tokenize된 document를 negative sampling을 적용한 doc2vec을 통해 distributed representation으로 변환
- Negative sampling의 옵션 값은 genism 공식
 튜토리얼에서 제공하는 추천 값 사용
- 변환된 벡터를 다음 단계의 classification에 사용

4. Document Representation: Doc2Vec

- 각 2차원과 3차원에 document를 embedding한 결과
- 차원을 낮추면 정보량의 손실이 클 것으로 예상해 vector의 차원을 순차적으로 최대 1000차원까지 늘려 document vector를 생성 후 각 결과를 이용해 classification에 이용



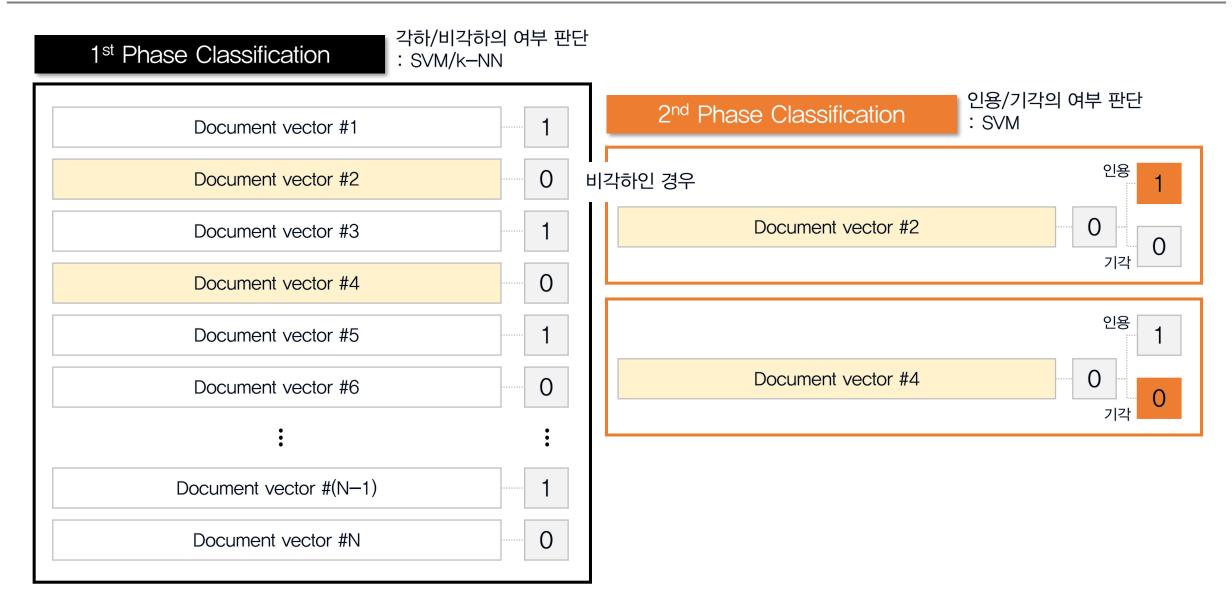
5. Document Classification: k-NN/SVM

```
data = np.loadtxt('DocumentVectors_1000.txt')
print np.shape(data)
panre = pd.read_csv('on_test.csv', encoding='cp949')
panre.head()
rsta = list(panre['rstaRsta'])
reasons = list(panre['reason'])
for i in range(len(reasons)):
    if pd.isnull(reasons[i]) is True:
       rsta.remove(rsta[i])
is_gigak = np.zeros(len(rsta))
is_inyong = np.zeros(len(rsta))
# if row!= '기각' and row!= '합헌' and row!= '선정' and pd.isnull(row) is False:
for i in range(len(rsta)):
    if pd.isnull(rsta[i]) is True or rsta[i] == '각하':
        is_gigak[i] = 1
    if rsta[i] == '선정' or rsta[i] == '위헌' or rsta[i] == '위헌확인' or rsta[i] == '영
        is_inyong[i] = 1
print sum(is_inyong[i] for i in range(len(is_inyong)))
```

(◀ 코드 일부 캡처)

- sklearn 라이브러리의 svm, neighbors 모듈 사용
- 각하여부 인용여부에 걸친 2-phase 분석 시 도
- SVM을 이용하여 doc2vec의 vector size를 20~1000까지 조절하여 적절한 matrix size 탐 색 시도
- k-NN을 이용하여 matrix size를 100으로 고정 해 두고, n-neighbors를 조절하여 적절한 정확 도를 주는 n 탐색 시도
- Training data: Test data 각 8:2의 비율로10 fold cross validation을 통해 실험 계획

5. Document Classification: 2-Phase Classification



6. 예측 결과 및 분석: Phase 1/SVM

- 모든 실험에서 큰 차이 없이 50%를 웃도는 정확도를 보였으나, 60% 이상의 성능을 낸 경우는 없었음
- Vector size에 따라 연산 시간이 증가하는 것을 관찰할 수 있음

Vec = 20	실제			
		각하	비각하	
예측	각하	555.3	475.9	
	비각하	519.4	641.4	
정확도	54.59%	시간	4.43	

Vec = 100	실제			
		각하	비각하	
예측	각하	610.5	538	
	비각하	464.2	579.3	
정확도	54.28%	시간	15.54	

Vec = 200	실제			
		각하	비각하	
예측	각하	584.3	527	
	비각하	490.4	590.3	
정확도	53.59%	시간	19.34	

Vec = 1000	실제			
		각하	비각하	
예측	각하	411.7	364.8	
	비각하	663	752.5	
정확도	53.11%	시간	74.50	

6. 예측 결과 및 분석: Phase 1/k-NN

- 모든 실험에서 큰 차이 없이 50%를 웃도는 정확도를 보였으나, 60% 이상의 성능을 낸 경우는 없었음
- Vector size를 100으로 고정한 후 neighbor의 개수를 변경해가며 실험 진행

n = 5	실제			
	비각하			
예측	각하	526.4	507.4	
	비각하	548.3	609.9	
정확도	51.84%	시간	2.91	

n = 30	실제				
	각하 비각형				
예측	각하	510.7	468.3		
	비각하	564	649		
정확도	52.91%	시간	3.02		

n = 10	실제			
		각하	비각하	
예측	각하	530.1	497.6	
	비각하	544.6	619.7	
정확도	52.45%	시간	2.86	

n = 50	실제				
	각하 비각히				
예측	각하	483.4	454.1		
	비각하	591.3	663,2		
정확도	52.31%	시간	3.21		

6. 예측 결과 및 분석: Phase 2/SVM

Vec = 20	실제				
			フトニー	비각하	
		각하	인용	기각	
예측	2	각하	501.8 427.5		.5
	비 인용 각 하 기각	인용	467.7	0	0
			62.2	513.6	
정확도	46.32%		시간	4.9	6

Vec = 100	실제				
			フレニリ	비각하	
			각하	인용	기각
예측	. 2	수하	547.6	483	.4
	비		404.0	0	0.8
	각 하	기각	421.9	56.3	462.8
정확도	46.09%		시간	11.5	52

7. 결론 및 제언

- 각 classification 실험에서 대부분의 케이스가 정확도 50% 근방의 결과를 보임
- 데이터 수작업으로 인한 유의미한 데이터의 손실 가능성 존재
- 인용의 경우 해당 레이블이 부착된 데이터가 절대적으로 부족해 2nd phase의 정확도를 기대할 수 없음 (Training data의 비율을 줄일 경우 인용 레이블이 부착된 데이터가 training set에 아예 포함되지 않는 경우도 존재)
- 공공 데이터로서 제공되는 판결문의 정형화된 프로토콜이 존재할 경우 더 정확도 높은 결과를 기대할 수 있음



경청해주셔서 감사합니다