

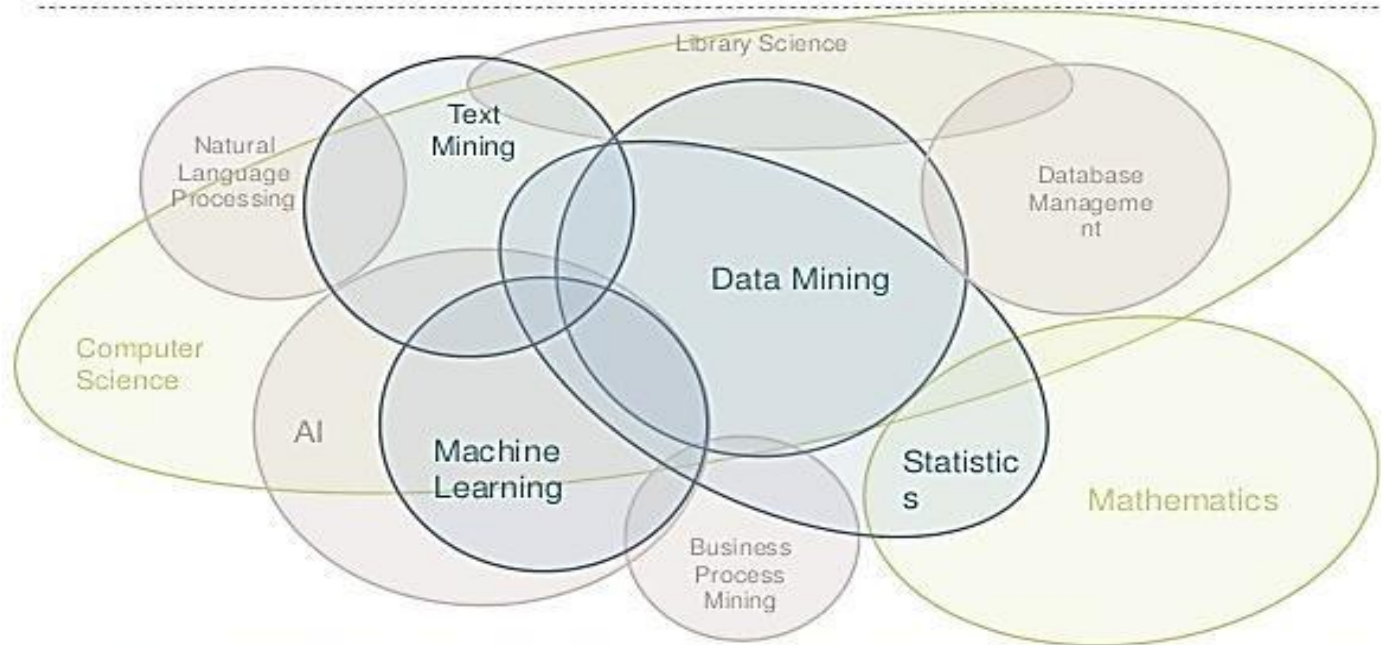
Text Mining

Introduction

- 텍스트 마이닝이란?

- ✓ 자연어 처리 기술(Natural Language Processing)을 기반으로 (대규모) 텍스트 데이터로 부터 의미 있는 **정보**와 **지식**을 추출 하는 기술
- ✓ 텍스트를 컴퓨터가 인지할 수 있는 **수치 데이터**로 변환 하여 알고리즘을 적용하는 것!

Multidisciplinary Subject



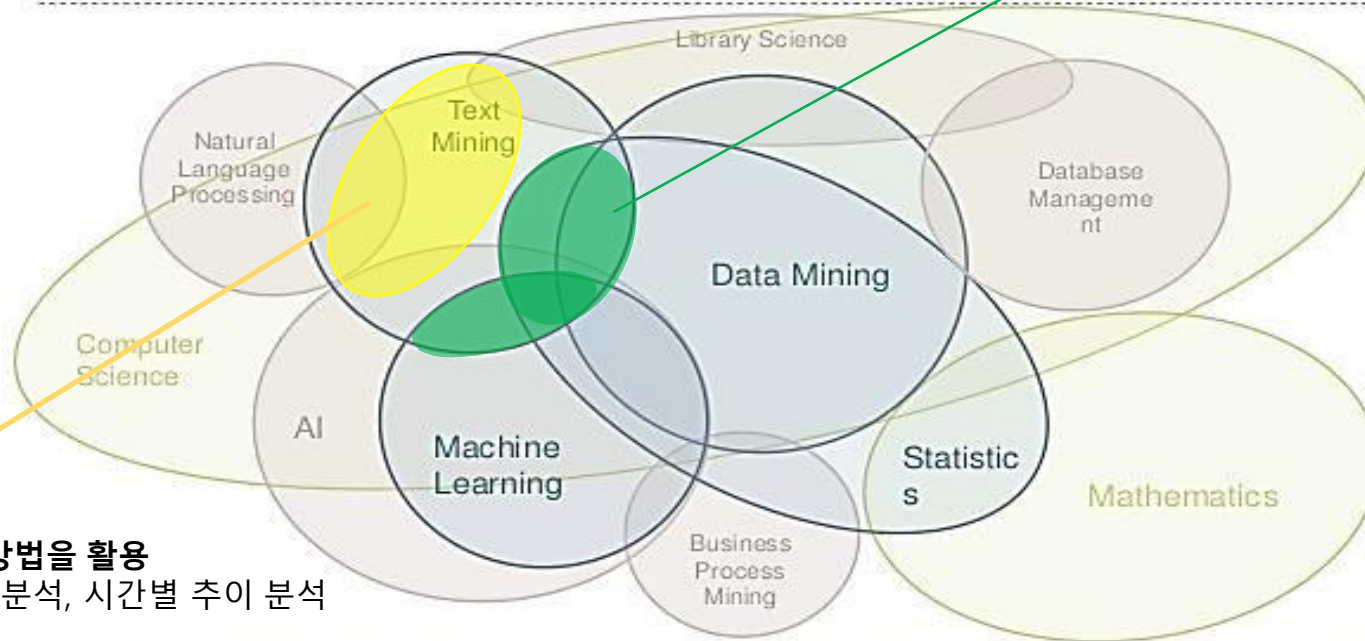
출처 : <http://www.slideshare.net/AdrianCuyugan/text-mining-association-rules-and-decision-tree-learning-48455111>

Introduction

- 텍스트 마이닝이란?

- ✓ 자연어 처리 기술(Natural Language Processing)을 기반으로 (대규모) 텍스트 데이터로부터 의미 있는 **정보**와 **지식**을 추출 하는 기술
- ✓ 텍스트를 컴퓨터가 인지할 수 있는 **수치 데이터**로 변환 하여 알고리즘을 적용하는 것!

Multidisciplinary Subject



• 데이터 마이닝 문제를 활용하여 해결!
e.g. 분류/예측, 군집화, 이상치 탐색...

- 기존 분석 방법을 활용
e.g. 빈도수 분석, 시간별 추이 분석

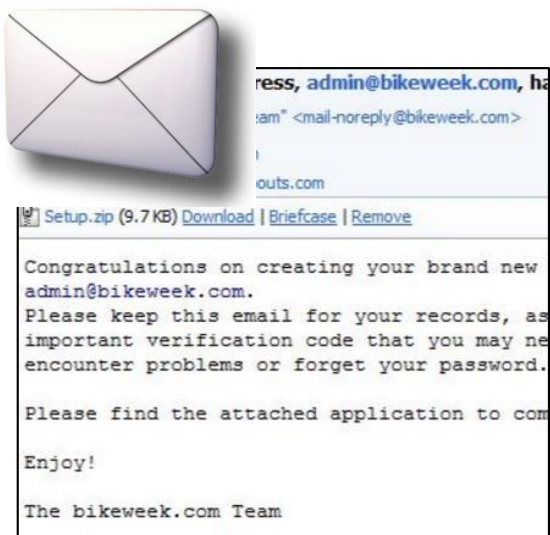
출처 : <http://www.slideshare.net/AdrianCuyugan/text-mining-association-rules-and-decision-tree-learning-48455111>

적용 분야

1. 문서 분류 - 스팸 메일 분류하기

- ✓ 계정을 통해 전달되는 메일의 내용을 사용자가 직접 확인하지 않고 메일 서버에서 자동으로 스팸 메일인지 아닌지를 구분
- ✓ 유해 정보나 바이러스 노출로부터 사용자 보호

데이터 마이닝 문제 - 분류 알고리즘을 활용!



<전달된 메일>

수치 데이터

$\begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 4 \\ 7 \\ : \\ 1 \end{bmatrix}$

<변환된 수치 데이터>

Classification

- Linear regression
- SVM
- Random Forest



Or

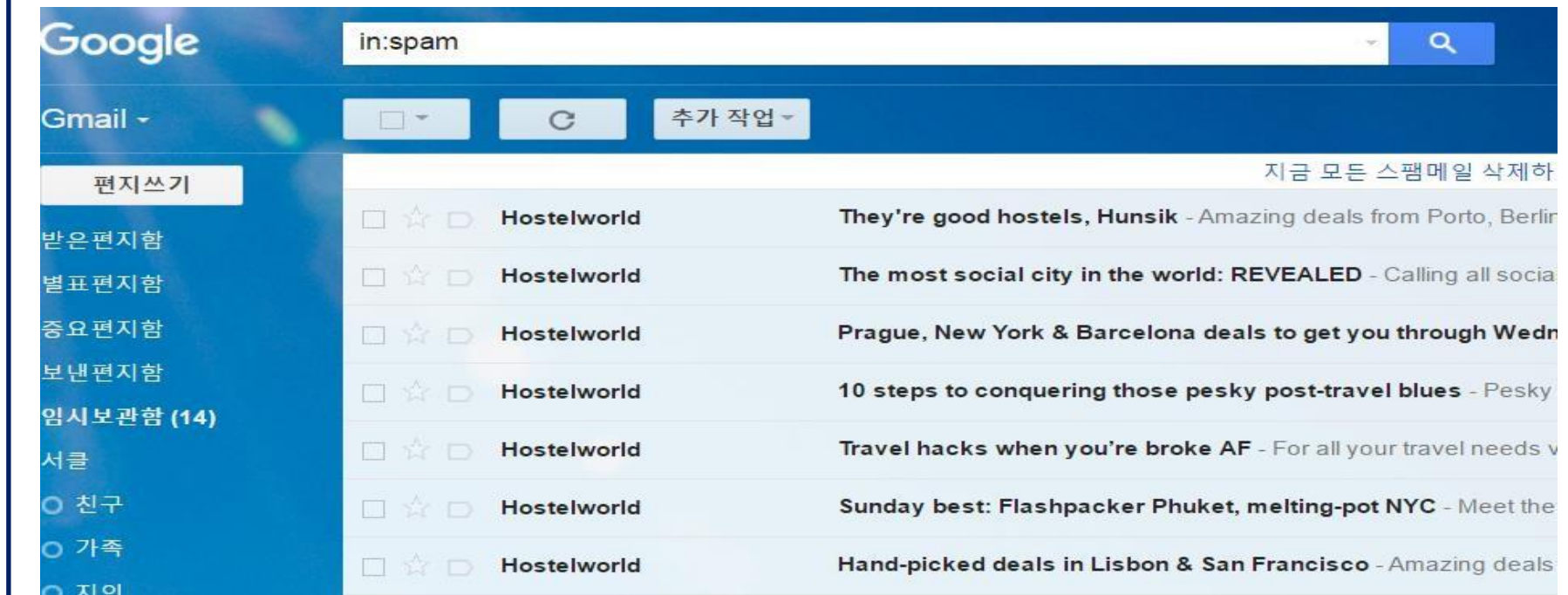


적용 분야

1. 문서 분류 - 스팸 메일 분류하기

- ✓ 계정을 통해 전달되는 메일의 내용을 사용자가 직접 확인하지 않고 메일 서버에서 자동으로 스팸 메일인지 아닌지를 구분
- ✓ 유해 정보나 바이러스 노출로부터 사용자 보호

스팸 메일 분류 예시 - Gmail



적용 분야

1. 문서 분류 - 스팸 메일 분류하기

- ✓ 계정을 통해 전달되는 메일의 내용을 사용자가 직접 확인하지 않고 메일 서버에서 자동으로 스팸 메일인지 아닌지를 구분
- ✓ 유해 정보나 바이러스 노출로부터 사용자 보호

데이터 마이닝 문제 - 분류 알고리즘을 활용!

Journal of Artificial
Intelligence Research

JAIR is a referred journal, covering
the areas of Artificial Intelligence,
which is distributed free of charge
over the Internet ...

0
1
2
1
0
.
.
.
1

< 정상 메일 >

< 변환된 수치 데이터 >

Google lottery international
Promotion/prize award

Congratulations to you as we bring
to your notice the results of the fir
st promotion have emerged. This
promotion ...

1
0
1
1
3
.
.
.
1

< 스팸 메일 >

< 변환된 수치 데이터 >

적용 분야

2. 문서 검색 – 주어진 단어(문장)와 가장 비슷한 문서 검색

- ✓ 전체 문서로부터 주어진 단어와 문장과 유사도(가까운 정도)를 계산하여 원하는 문서를 검색(e.g. 구글링)
- ✓ 유사문서 검색 및 유사 문서 군집화 가능

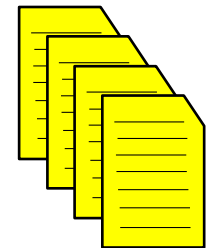
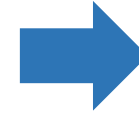
주어진 단어(문장)과 문서의 유사도 계산



<검색 엔진>



<전체 문서>



<검색 결과>

적용 분야

2. 문서 검색 – 주어진 단어(문장)와 가장 비슷한 문서 검색

- ✓ 전체 문서로부터 주어진 단어와 문장과 유사도(가까운 정도)를 계산하여 원하는 문서를 검색(e.g. 구글링)
- ✓ 유사문서 검색 및 유사 문서 군집화 가능

주어진 단어(문장)과 문서의 유사도 계산

Google Scholar search results for "Hot topic extraction". The search bar shows "Hot topic extraction" and the results are sorted by relevance. The first result is "Hot topic extraction based on timeline analysis and multidimensional sentence modeling" by KY Chen, L Luesukprasert, et al. (2007). The second result is "Hot topic extraction apparatus and method, storage medium therefor" by F Nishino, H Tsuda (2008). The third result is "(PDF) Topic Extraction from News Archive Using TF*PDF Algorithm" by KK Bun, M Ishizuka (2002). The fourth result is "Hot topic: physical-layer network coding" by S Zhang, SC Liew, PP Lam, et al. (2006). The fifth result is "[HTML] Hot topic: A unified approach to utilize phenotypic, full pedigree, and genomic information for genetic evaluation of Holstein final score" by Aguilar, I Misztal, DL Johnson, A Legarra, et al. (2010). The sixth result is "... Hot topic: A unified approach to utilize phenotypic, full pedigree, and genomic information for genetic evaluation of Holstein final score 1. ... A typical evaluation requires 1) traditional evaluation with an animal model, 2) extraction of pseudo-observations such as deregressed ...".

유사도(낮음) <google scholar>

DBpia search results for "Hot topic extraction". The search bar shows "Hot topic extraction" and the results are sorted by relevance. The first result is "Image Retrieval Method Based on IPDSH and SRIP [SCIE, SCOPUS, KCI통제]" by Xu Zhang, Baolong Guo, Yunyi Yan, Wei Sun, Meng Yi, et al. (2014). The second result is "무연 헬리콥터 사전항영시스템을 이용한 도로 정거지 통과시엔 3차원 입체 지형 추출 [SCOPUS, KCI통제]" by 장호석, 한국측량학회, 한국측량학회지 28(5), 2010.10, 485-491 (7 pages). The third result is "무연 헬리콥터 사전항영시스템을 이용한 도로 정거지 통과시엔 3차원 입체 지형 추출 [SCOPUS, KCI통제]" by 장호석, 한국측량학회, 한국측량학회지 28(5), 2010.10, 485-491 (7 pages).

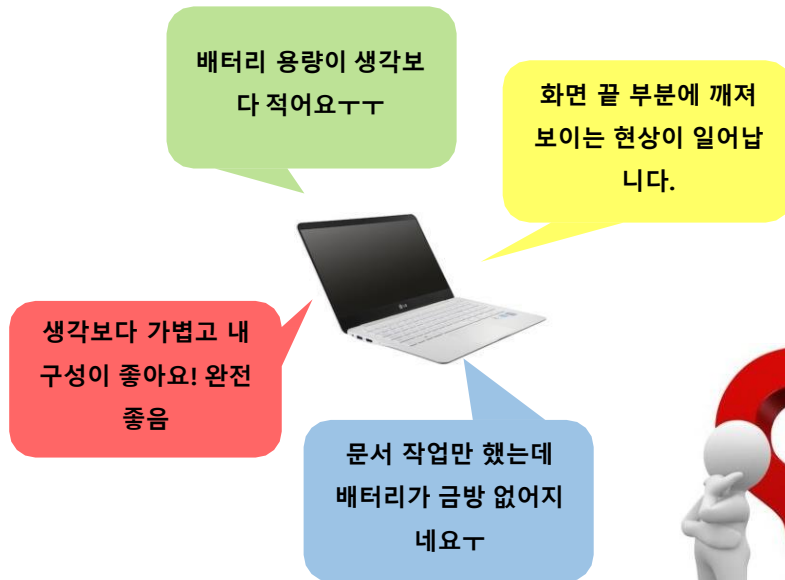
<dbpia>

실제 사례 (1)

• 제품 리뷰 데이터 분석

- ✓ 특정 제품에 대해 소비자가 어떻게 생각하는지 파악하는 것은 판매자 입장에서 매우 중요하다.
- ✓ 소비자 역시 제품을 구매하기 전, 제품에 대한 평가 또는 사용 리뷰에 대해 정보를 얻는 것은 현명한 소비를 위해 중요.
- ✓ 판매자, 소비자 모두 제품에 대한 리뷰는 생산, 구매 입장에서 중요한 정보

판매자 입장



소비자 입장



실제 사례 (1)

- **제품 리뷰 데이터 분석**

- ✓ 특정 제품에 대해 소비자가 어떻게 생각하는지 파악하는 것은 판매자 입장에서 매우 중요하다.
- ✓ 소비자 역시 제품을 구매하기 전, 제품에 대한 평가 또는 사용 리뷰에 대해 정보를 얻는 것은 현명한 소비를 위해 중요.
- ✓ 판매자, 소비자 모두 제품에 대한 리뷰는 생산, 구매 입장에서 중요한 정보



<연관어 네트워크 분석>

2009년				2010년				2011년				2012년			
No.	보형도	빈도	비율	No.	보형도	빈도	비율	No.	보형도	빈도	비율	No.	보형도	빈도	비율
1	들어올다	1710	13.0%	1	외출하다	487	11.2%	1	외출하다	511	14.6%	1	외출하다	622	13.7%
2	외출하다	1591	12.1%	2	들어올다	434	10.0%	2	어렵다	357	10.2%	2	길다	292	6.4%
3	길다	752	5.7%	3	우려하다	204	4.7%	3	들어올다	300	8.6%	3	들어올다	276	6.1%
4	어렵다	670	5.1%	4	어렵다	190	4.4%	4	우려하다	184	5.3%	4	어렵다	262	5.8%
5	심각하다	524	4.0%	5	심각하다	166	3.8%	5	심각하다	152	4.3%	5	우려하다	243	5.3%
6	필요하다	448	3.4%	6	힘들다	139	3.2%	6	길다	88	2.5%	6	심각하다	160	3.5%
7	힘들다	365	2.8%	7	물어보다	104	2.4%	7	자랑하다	84	2.4%	7	선호하다	154	3.4%
8	감화하다	343	2.6%	8	머하다	102	2.3%	8	불안하다	76	2.2%	8	충분하다	149	3.3%
9	선호하다	316	2.4%	9	길다	91	2.1%	9	드르다	71	2.0%	9	드르다	125	2.7%
10	가능하다	276	2.1%	10	바꾸다	90	2.1%	10	뜨다	71	2.0%	10	가작하다	96	2.1%
11	뜨다	249	1.9%	11	적다	88	2.0%	11	필요하다	62	1.8%	11	심하다	91	2.0%
12	다르다	242	1.8%	12	심하다	88	2.0%	12	어쉽다	60	1.7%	12	물리다	81	1.8%
13	우려하다	229	1.7%	13	뜨다	88	2.0%	13	힘들다	55	1.6%	13	싸다	66	1.4%
14	바꾸다	218	1.7%	14	가능하다	87	2.0%	14	유용하다	54	1.5%	14	나비지다	65	1.4%
15	감하다	184	1.4%	15	필요하다	87	2.0%	15	바꾸다	47	1.3%	15	필요하다	64	1.4%
16	비슷하다	167	1.3%	16	머오하다	84	1.9%	16	바다	45	1.3%	16	힘들다	59	1.3%
17	머오하다	167	1.3%	17	화인하다	82	1.9%	17	선호하다	43	1.2%	17	지니치다	53	1.2%
18	꺼리다	146	1.1%	18	선호하다	79	1.8%	18	감하다	42	1.2%	18	익숙하다	53	1.2%
19	저렴하다	141	1.1%	19	바르다	69	1.6%	19	형용하다	42	1.2%	19	물드명하다	52	1.1%
20	총다	138	1.1%	20	부룩하다	69	1.6%	20	꺼리다	41	1.2%	20	저리다	52	1.1%
21	부룩하다	133	1.0%	21	싸다	67	1.5%	21	익숙하다	40	1.1%	21	저렴하다	52	1.1%
22	물드명하다	114	0.9%	22	비비다	61	1.4%	22	총오하다	40	1.1%	22	개선하다	51	1.1%
23	각과 보다	113	0.9%	23	익숙하다	59	1.4%	23	부룩하다	38	1.1%	23	뜨다	49	1.1%
24	익숙하다	110	0.8%	24	사름다	57	1.3%	24	어름다	37	1.1%	24	감화하다	48	1.1%
25	각과보다	108	0.8%	25	감화하다	55	1.3%	25	틀리다	35	1.0%	25	사름다	44	1.0%

<시기별 키워드 변화 추이 분석>

실제 사례 (2)

- **영화 리뷰 데이터 분석**

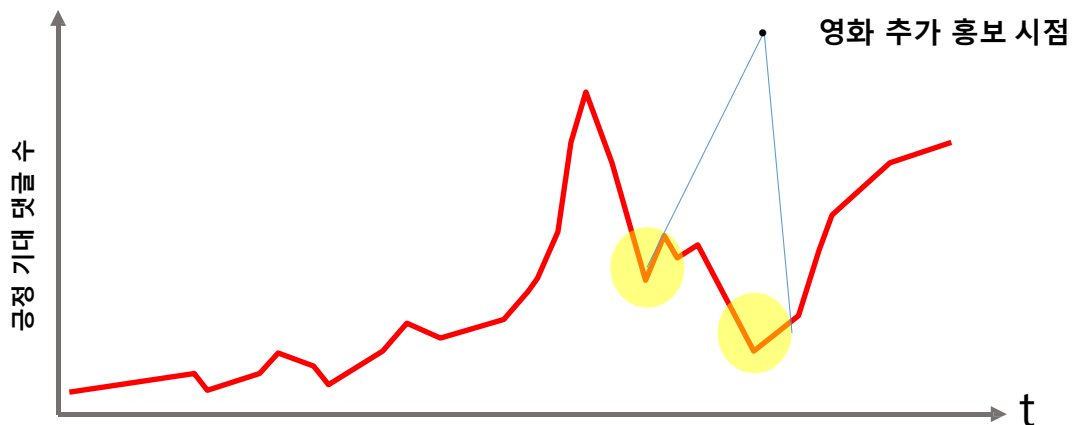
- ✓ 영화 개봉 이후 관람객의 리뷰 텍스트 분석하여 긍정과 부정 댓글 차이를 비교
- ✓ 개봉 전 영화 기대에 대한 댓글 추이를 분석하여 영화 홍보 시점 탐색



<네이버 긍정 리뷰 워드클라우드>



<네이버 부정 리뷰 워드클라우드>



네티즌 평점 · 140자평

현재 상영작 평점 · 140자평 보기

현재 상영작

개봉 예정작 평점 · 140자평 보기

개봉 예정작

전체 리스트

총 8843397개의 평점 · 140자평이 있습니다

개봉 전 평점

개봉 후 평점

번호	평점	140자평	글쓴이·날짜
11954776	★★★★★ 8	스물셋 감동도 있고 재미도 있습니다!! 럭키랑은 또 다르게 재밌네 요~~ 신고	qkqh**** 16.11.13
11954775	★★★★★ 10	주만지 재밌을 토먼트 잇게 해주는 영화가 10점 받아야 마땅하다고 생각함 신고	dark**** 16.11.13
11954774	★★★★★ 10	사이비 먹먹하네요 좋은작품 입니다 신고	king**** 16.11.13
11954773	★★★★★ 10	위자 : 저주의 시작 진짜 장광 무섭고 겹쳐서!!! 신고	hdd**** 16.11.13

<네이버 영화 평점 및 리뷰>

실제 사례 (3)

• 소셜 미디어 분석

- ✓ 트위터와 같은 소셜 미디어에서 특정 사건에 대한 사용자들의 생각과 의견을 분석



<다음소프트 - 국내 트위터, 블로그 키워드 분석>

실습 범위

- 텍스트 표현법

- Discrete representation(Bag-of-words)
- Distributed representation(word2vec, doc2vec)

- 분석기법

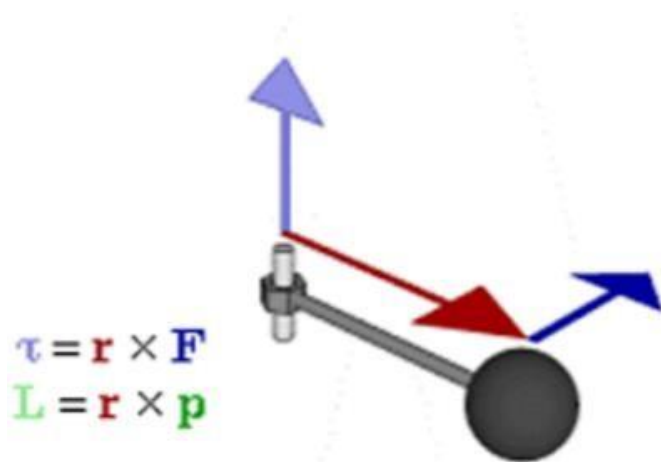
- 문서 분류(+감성 분석)
- 유사 문서 검색 및 군집화

텍스트 표현법

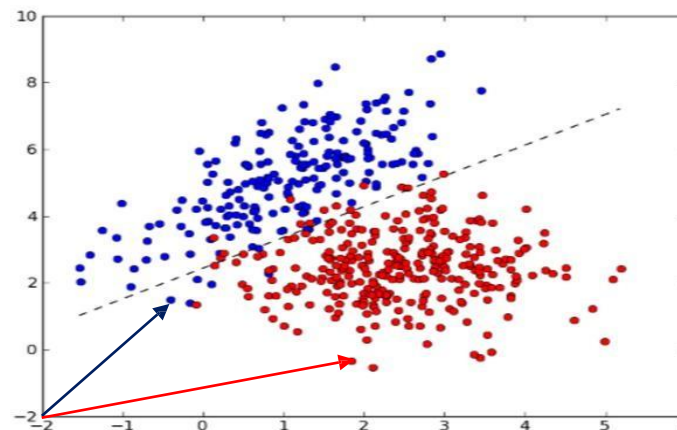
- 텍스트 데이터에 기존의 기계학습 알고리즘을 적용하거나 유사도와 같은 척도(measure)를 사용하기 위해서는 텍스트를 컴퓨터가 인식할 수 있는 수치로 표현해야 함

벡터(Vector) 표현법

- 물리 벡터 : 벡터란 크기와 방향을 갖는 물리량
- 위치벡터 : 유클리드 공간의 모든 벡터들을 평행이동하여 특정 시점(보통 원점)을 같게하여 표현



< 물리 벡터 - torque >



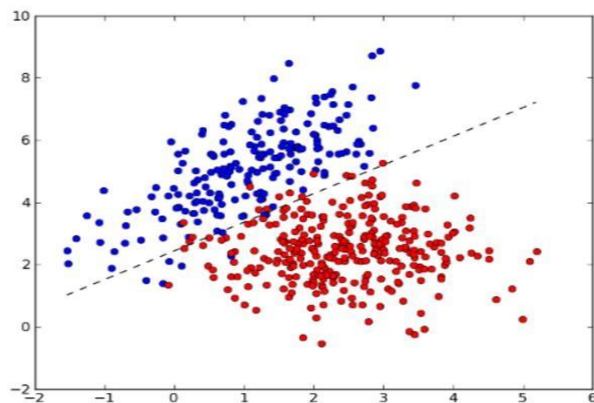
< 위치 벡터 >

텍스트 표현법

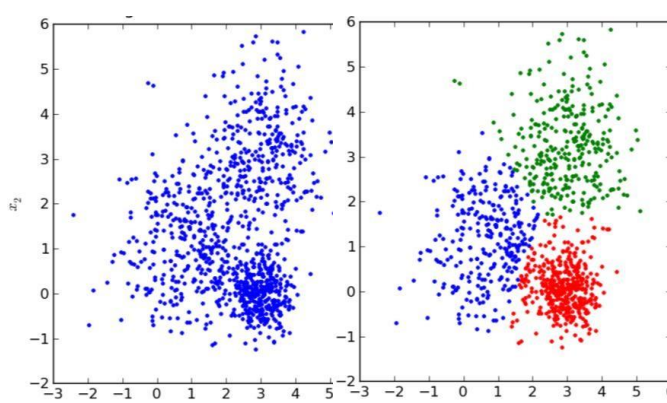
- 텍스트 데이터에 기존의 기계학습 알고리즘을 적용하거나 유사도와 같은 척도(measure)를 사용하기 위해서는 텍스트를 컴퓨터가 인식할 수 있는 수치로 표현해야 함

벡터(Vector) 표현법 - 위치벡터

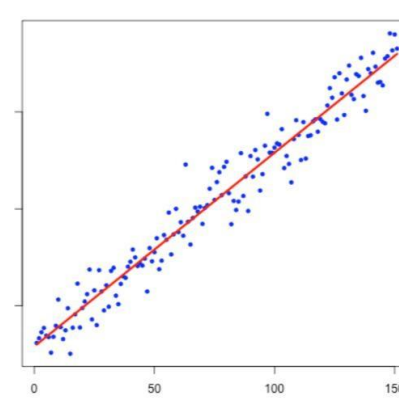
- 위치벡터 : 유클리드 공간의 모든 벡터들을 평행이동하여 특정 시점(보통 원점)을 같게하여 표현
 - 데이터를 수치 (위치)벡터로 표현하여 다양한 기계학습 알고리즘(분류, 군집화 및 회귀분석) 적용 가능
 - 텍스트를 수치 벡터로 표현 필요



< classification task >



< clustering task >



< regression task >

텍스트 표현법

- 텍스트 데이터에 기존의 기계학습 알고리즘을 적용하거나 유사도와 같은 척도(measure)를 사용하기 위해서는 텍스트를 컴퓨터가 인식할 수 있는 수치로 표현해야 함
- 최근에는 단순히 수치로 표현하는 것이 아니라 문서, 문장 및 단어 의미를 고려할 수 있음

Discrete representation

- One-hot vector/ Bag-of-words vector

$$\text{'dog'} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{'cat'} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{Doc1} = \begin{bmatrix} 12 \\ 0 \\ 0 \\ 3 \\ 1 \\ 0 \\ 5 \end{bmatrix}$$

- Frequency 기반으로 표현하는 방법
- 구성 변수들을 직관적으로 이해 가능함
- 전처리 과정이 뚜렷하지 않으며 단어 빈도가 낮은 경우 중요하지 않게 판별됨

Distributed representation

- Word2vec, Doc2vec

$$\text{'dog'} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.3 \\ -0.1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{'cat'} = \begin{bmatrix} 0.8 \\ -0.3 \\ -0.2 \\ 0.6 \end{bmatrix} \quad \text{Doc1} = \begin{bmatrix} 0.68 \\ 0.23 \\ 0.10 \\ -0.41 \\ 0.90 \\ 0.51 \\ -0.33 \end{bmatrix}$$

- Neural Network를 통해 continuous vector로 변환 가능
- 단어 별 유사도 계산가능
 - 'king' - 'man' + 'woman' → closest('Queen')

텍스트 표현법 : Bag-of-words

- Bag-of-words : 문서를 문법과 단어의 순서를 고려하지 않고 단어들의 빈도수로 표현하는 방법

Bag-of-words model 예시

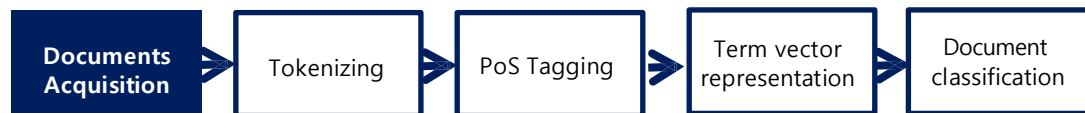
- **Doc1** : { "You are a very good boy." } →
- **Doc2** : { "You are also a good girl too." } →
- **Doc3** : { "We are the world" } →

X1 "You"	X2 "are"	X3 "a"	X4 "good"	X5 "boy"	X6 "girl"	X7 "the"	X8 "world"
1	1	1	1	1	0	0	0
1	1	1	1	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	1

Bag-of-words model 장단점

- **장점**
 - Frequency 기반으로 표현하는 방법으로 구성 변수들을 직관적으로 이해 가능함
Ex) Sports 관련 문서의 경우 'player'나 'referee' 단어의 빈도수가 다른 문서에 비해 높음
- **단점**
 - 단어의 수가 증가할 수록 차원이 엄청나게 증가함.(이는 분류, 군집화 등의 성능을 떨어뜨림)
 - 빈도가 낮은 단어의 경우 중요하지 않게 판별됨
 - 문맥을 고려하지 않음. 즉, '밤이 길다' 와 '밤이 맛있다' 의 '밤'을 동일하게 여김

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Documents Acquisition

- Transform from 'JSON(JavaScript Object Notation)' type to 'txt' type

```
2008-07-03-stocks-fall-in-europe-asia-uks-ftse-100-enters-bear-market.json •
1  {"crawledAt":"2015-06-30 19:54","thumbnail":"http://media.gotraffic.net/images/iRlI.nGleFlE/v1/400x225.jpg",
2    "writtenAt":"2008-07-03T07:20:57+00:00",
3    "bodySnippest":"July 3 (Bloomberg) -- Stocks dropped in Europe and Asia as oil topped $145 a barrel, damping earnings prospects f
4    "topics":["Canada","Oil","Bear Market","Stocks","Asia","Europe","London","Earnings","Dow Jones Industrial Average","Germany"],
5    "headline":"Stocks Decline in Europe, Asia; U.S. Index Futures Advance",
6    "articleUrl":"http://www.bloomberg.com/news/articles/2008-07-03/stocks-fall-in-europe-asia-uks-ftse-100-enters-bear-market",
7    "content":"Share on Facebook Share on Twitter Share on LinkedIn Share on Reddit Share on Google+ E-mail July 3 (Bloomberg) -- Sto
8    "crawlerVersion":"1.0"}
```

Json type

파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)

Share on Facebook Share on Twitter Share on LinkedIn Share on Reddit Share on Google+ E-mail July 3 (Bloomberg) earnings, said Mark Bon, a London-based fund manager at Canada Life, which oversees about \$15 billion. ``Sentim sses and the worst housing slump in 30 years dimmed the earnings outlook for banks and retailers. The index re according to a survey by the Chartered Institute of Purchasing and Supply, adding to evidence that Britain is elmaker, dropped 4.6 percent to 53.37 euros. BHP Billiton, the world's biggest mining company, lost 1.9 percen n this story: Sarah Jones in London at sjones35@bloomberg.net To contact the editor responsible for this story

txt type

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Tokenizing

- Separate each document into an ordered sequence of terms

'U.S. stocks extended a four-day rally as retailers gained after reporting claims dropped more than forecast'



'U.S.', 'stocks', 'extended', 'a', 'four-day', 'rally', 'as', 'retailers', 'gained', 'a
fter', 'reporting', 'claims', 'dropped', 'more', 'than', 'forecast'

텍스트 표현법 : Bag-of-words



PoS Tagging

- Assign each term to a PoS tag such as noun, verb adjective and adverb etc.

파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)

Earnings, Season, The, earnings, season, picks, up, tomorrow, when, JPMorgan, Chase, &, Co., and, Wells, Fargo, &, Co., , the, biggest, U.S., Retailers, in, the, S, &, P, 500, advanced, 1.2, percent, as, a, group, for, the, second-biggest, gain, among, 24, industries, today, , Rite, Aid, Corp., jumped, 18, percent, to, \$, 2.12, , the, highest, closing, level, in, more, than, three, years, , after, the, drugstore, ch Pfizer, Inc., , Travelers, Cos., and, Verizon, Communications, Inc., rallied, at, least, 1.3, percent, to, lead, gains, in, the, Dow, Jones, I Computer, and, software, makers, slumped, , sending, S, &, P, 500, technology, shares, to, the, only, decline, among, 10, groups, , after, ID Microsoft, and, Hewlett-Packard, Co., lost, at, least, 4.4, percent, , Ashmore, Assets, About, three, stocks, gained, for, every, one, that, declined, in, the, Stoxs, 600, ,

Form	Category	Tag
go	base	VB
goes	3rd singular present	VBZ
gone	past participle	VBN
going	gerund	VBG
went	simple past	VBD

Table 1. Morphology in PoS Tagsets

파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)

June/NNP 4/CD (/CD Bloomberg/NNP)/NNP --/: The/NNP following/NN events/NNS and/CC economic/JJ reports/NNS may/ Bond/NN yields/NNS and/CC exchange/NN rates/NNS are/VBP from/IN the/DT previous/JJ trading/NN session/NN unless Japan/NNP :/: The/DT Democratic/JJ Party/NNP of/IN Japan/NNP will/MD choose/VB a/DT new/JJ prime/NN minister/NN Chief/NN Cabinet/NNP Secretary/NNP Hirofumi/NNP Hirano/NNP will/MD hold/VB a/DT regular/JJ media/NNS briefing/V The/DT yield/NN on/IN the/DT 1.3/CD percent/NN government/NN bond/NN due/JJ March/NNP 2020/CD was/VBD 1.28/CD p The/DT ven/NN traded/VBD at/LN 92.58/CD per/IN dollar/NN at/LN 7/CD a.m./NNP in/IN Tokyo/NNP /

Ex)

- 'Hold', 'hold' → 'hold/VB'
- 'was' → 'was/VBD'

Format : Lower 'word' / Upper 'tag'

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

- Make a numerical vector with words to represent documents

Document #1

파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)
June/NNP 4/CD (/CD Bloomberg/NNP)/NNP --/: The/NNP following/NN events/NNS and/CC economic/JJ reports/NNS may/ ^
Bond/NN yields/NNS and/CC exchange/NN rates/NNS are/VBP from/IN the/DT previous/JJ trading/NN session/NN unless
Japan/NNP :/: The/DT Democratic/JJ Party/NNP of/IN Japan/NNP will/MD choose/VB a/DT new/JJ prime/NN minister/NN
Chief/NN Cabinet/NNP Secretary/NNP Hirofumi/NNP Hirano/NNP will/MD hold/VB a/DT regular/JJ media/NNS briefing/V
The/DT yield/NN on/IN the/DT 1.3/CD percent/NN government/NN bond/NN due/JJ March/NNP 2020/CD was/VBD 1.28/CD p
The/DT yen/NN traded/VBD at/IN 92.58/CD per/IN dollar/NN at/IN 7/CD a m /NNP in/IN Tokyo/NNP /

'mexico/NNP', 'stock/NN', 'index/NN', 'demand/NN', 'Companies/NNS',
'retreat/NN', 'management/NNP', 'economists/NNS', 'supply/NNP',
'indicators/NNS', 'movil/NNP', 'enthusiasm/NN', 'latin/NNP', 'america/NNP',
'argentina/NNP', 'chile/NNP', 'colombia/NNP', 'peru/NNP'

Filtering

Adjective, preposition, adverb,
conjunction, **noun**, numeral,
particle, pronouns, **verb**,
i

Term vector

Term	stock/NN	demand/NN	economists/NNS	supply/NNP	...
Frequency	45	23	12	31	...

∴ Document #1 = (45, 23, 12, 31, 0, 0, 0, 1, 0, 3, 2)

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

Doc1 : { "You are a very good boy." }



{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy" }

Doc2 : { "You are a good girl too." }



{ "You", "are", "a", "good", "girl", "too" }

Doc3 : { "We are the world" }



{ "We", "are", "the", "world" }

- An unique set of all terms from news articles

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy", "girl", "too", "We", "the", "world" }

- Filtering 1 : Selecting PoS-tag terms

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "We", "the", "world" }

- Filtering 2 : Minimum level of frequency

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "the", "world" }

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

Doc1 : { "You are a very good boy." }

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy" }

Doc2 : { "You are a good girl too." }

{ "You", "are", "a", "good", "girl", "too" }

Doc3 : { "We are the world" }

{ "We", "are", "the", "world" }

- An unique set of all terms from news articles

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy", "girl", "too", "We", "the", "world" }

- Filtering 1 : Selecting PoS-tag terms

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "We", "the", "world" }

- Filtering 2 : Minimum level of frequency

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "the", "world" }

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

Doc1 : { "You are a very good boy." }

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy" }

Doc2 : { "You are a good girl too." }

{ "You", "are", "a", "good", "girl", "too" }

Doc3 : { "We are the world" }

{ "We", "are", "the", "world" }

- An unique set of all terms from news articles

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy", "girl", "too", "We", "the", "world" }

- Filtering 1 : Selecting terms by PoS-tag

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "We", "the", "world" }

- Filtering 2 : Minimum level of frequency

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "the", "world" }

- Remove "adverb" terms

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

Doc1 : { "You are a very good boy." }



{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy" }

Doc2 : { "You are a good girl too." }



{ "You", "are", "a", "good", "girl", "too" }

Doc3 : { "We are the world" }



{ "We", "are", "the", "world" }

- An unique set of all terms from news articles

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy", "girl", "too", "We", "the", "world" }



- Filtering 1 : Selecting PoS-tag terms

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "**We**", "the", "world" }



- Filtering 2 : Minimum level of frequency

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "the", "world" }

- Remove terms which "# ≤ 20"

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

Doc1 : { "You are a very good boy." }



{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy" }

Doc2 : { "You are a good girl too." }



{ "You", "are", "a", "good", "girl", "too" }

Doc3 : { "We are the world" }



{ "We", "are", "the", "world" }

- An unique set of all terms from news articles

{ "You", "are", "a", "very", "good", "boy", "girl", "too", "We", "the", "world" }



- Filtering 1 : Selecting PoS-tag terms

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "We", "the", "world" }



- Filtering 2 : Minimum level of frequency

{ "You", "are", "a", "good", "boy", "girl", "the", "world" }

Term vector Feature set

텍스트 표현법 : Bag-of-words



Term vector representation

- Doc1 : { "You are a very good boy." } →
- Doc2 : { "You are also a good girl too." } →
- Doc3 : { "We are the world" } →

X1 "You"	X2 "are"	X3 "a"	X4 "good"	X5 "boy"	X6 "girl"	X7 "the"	X8 "world"
1	1	1	1	1	0	0	0
1	1	1	1	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	1

**Bloomberg
Business**



Bow matrix

	X1	X2	X3	X4	X5	...	Xn
Doc1	1	0	0	1	2	...	0
Doc2	0	2	1	1	0	...	3
...
Doc m	4	0	0	1	3	...	0

분석 기법

- TF-IDF : 특정 단어가 문서 내에서 얼마나 중요한지를 나타내는 수치
- TF-IDF = Term frequency-inverse document frequency

- TF - ‘Term Frequency’

- 특정 단어가 특정 문서에 얼마나 나오는가를 나타냄

X1 "You"	X2 "are"	X3 "a"	X4 "good"	X5 "boy"	X6 "girl"	X7 "the"	X8 "world"
1	1	1	1	1	0	0	0
1	1	1	1	0	1	0	0
0	1	0	0	0	0	1	1

- IDF - ‘Inverse Document Frequency’

- 특정 단어를 포함한 문서가 얼마나 많은가를 나타냄

$$= \log \frac{N-n}{n}$$

- N = 전체 문서의 개수
- n = 특정 단어가 포함된 문서의 개수

- TF-IDF = TF X IDF

- 중요한 단어는 특정 문서에서는 많이 나와야 하지만 다른 문서에는 많이 포함되지 않아야 함
 - TF - IDF 값이 크면 중요한 단어로 생각할 수 있음

분석 기법

- TF-IDF : 특정 단어가 문서 내에서 얼마나 중요한지를 나타내는 수치
- TF-IDF = Term frequency-inverse document frequency
- 예시 - '북한 관련 뉴스기사'

TF가 높고 IDF가 낮은 경우

- '북한'이라는 단어
 - ✓ 특정 문서에서 발견되는 Frequency가 높음(TF ↑)
 - ✓ 북한 관련 문서 corpus에서 많은 문서가 '북한'이라는 단어를 포함하고 있음 (IDF ↓)
 - ✓ TF X IDF 값이 크지 않음

TF가 높고 IDF가 높은 경우

- '5차 핵실험'이라는 단어
 - ✓ 최근 문서에서 발견되는 Frequency가 높음(TF ↑)
 - ✓ 북한 관련 문서 corpus에서 일부 문서만 '5차 핵실험'이라는 단어를 포함하고 있음 (IDF ↑)
 - ✓ TF X IDF 값이 큼

	TF	n	IDF	TF X IDF
북한	30	2,000,000	0.176	5.282
5차 핵실험	12	100,000	1.770	21.25

분석 기법

- TF-IDF : 특정 단어가 문서 내에서 얼마나 중요한지를 나타내는 수치
- TF-IDF = Term frequency-inverse document frequency
- 예시 : TF-IDF 변형을 이용한 전자 뉴스에서의 키워드 추출 방법
 - 각각의 TF와 IDF의 가중치 계산을 변형하여 중요한 정도를 달리 할 수 있다.

순위	기존 TF-IDF	기존 TF-IDF의 수정		
		BTF	NTF1	NTF2
1	일부	이명박 후보	이명박 후보	서울
2	박수	후보	후보	무단전제
3	협력	기자	기자	한국언론뉴스허브
4	한나라당	에리카 김	에리카 김	뉴스스통신사
5	서울	무단전제	무단 전제	재배포 금지
6	대표	광고	광고	모바일연합뉴스
7	오후	서울	서울	재배포금지
8	조성	재배포 금지	재배포 금지	저작권자연합뉴스
9	통합	검찰	검찰	오전
10	협상	이명박	이명박	오후

분석 기법 – 실습 예시

- 실제 연합 뉴스 기사

“아시아 대중음악 축제인 아시아송페스티벌이 10월 7일부터 9일까지 부산아시아드 경기장에서 열린다. 부산시는 10월 7일과 8일 부산아시아드 보조경기장에서 2016 아시아송페스티벌 전야행사를 하고, 10월 9일 부산아시아드 주경기장에서 본행사를 한다고 밝혔다. 2014년부터 시작한 아시아송페스티벌은 대중음악을 매개체로 아시아의 화합과 문화교류 활성화를 도모한다. 전체기사 본문배너 올해 축제는 대한민국을 대표하는 K팝 아티스트와 중국, 일본, 베트남, 싱가포르, 인도네시아, 필리핀 등 아시아 주요 국가들의 최정상급 아티스트가 대거 출연한다. 10월 9일 열리는 본행사에는 엑소, NCT 127, 세븐틴, 트와이스, AOMG 사이먼 도미닉 등이 참여를 확정해 아시아 한류팬들의 관심을 불러일으킬 것으로 기대된다. 행사를...”



<TF기반 워드클라우드>



<TF-IDF기반 워드클라우드>

분석 기법

- 이외에도 Bigram, Trigram(연어, collocation)을 고려한 모델도 있음
 - 단어를 하나씩만 보지 말고 두 개, 세 개씩 보자
- Ex) "남녀 관계는 정말 모르겠다.", "대북 관계에서 큰 합의점을 찾지 못했다."
- 일반적인 word vector로 표시하면 두 문장 모두 '관계'라는 단어가 포함됨
 - "남녀 관계 " 와 "대북 관계"는 전혀 다른 표현
 - 연어(collocation)을 고려한다면?
-
- 형태소 분석의 한계점을 보완해 줄 수 있다.

분석 기법 – 유사도 문서 검색

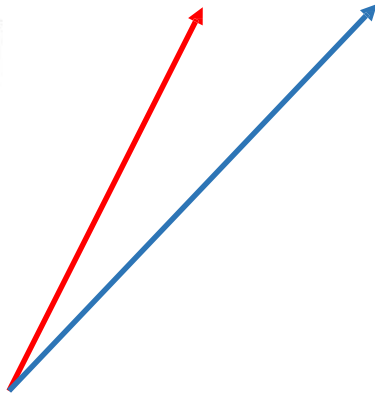
• 문서 비교 – 유사도 계산

- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산하는 방법은 여러가지 있다.
- 문서가 Bag-of-word를 통해 벡터로 표현 가능하기 때문에 문서의 유사도 또한 계산할 수 있다.

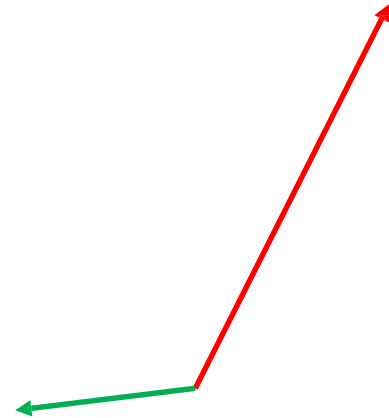
코사인 유사도(Cosine Similarity)

- 벡터의 내적 값을 이용하여 코사인 값을 계산하는 것으로 두 벡터가 유사할 수록 값이 큼(0~1)

- $\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|}$



< 코사인 값이 큼/ 두 벡터 유사 >

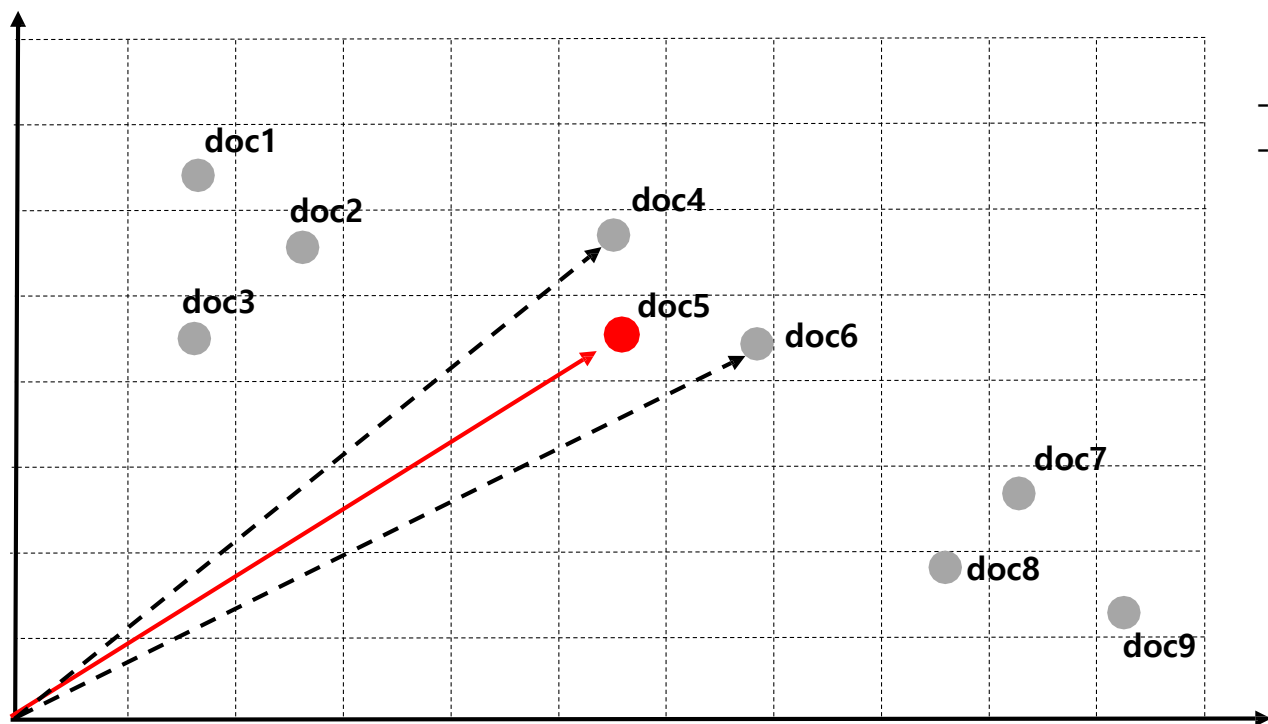


< 코사인 값이 작음/ 두 벡터 유사 X >

분석 기법 – 유사도 문서 검색

- 문서 비교 – 유사도 계산

- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산하는 방법은 여러가지 있다.
- 문서가 Bag-of-words를 통해 벡터로 표현 가능하기 때문에 문서의 유사도 또한 계산할 수 있다.

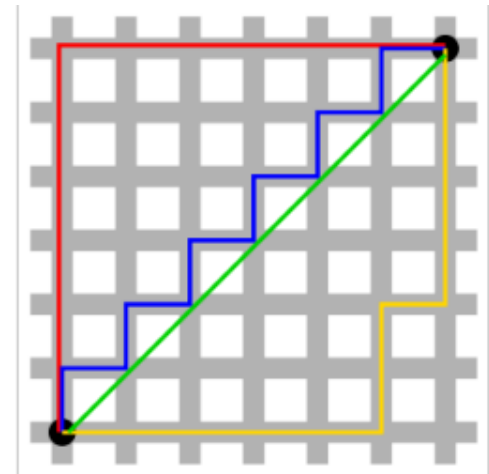


- doc5는 doc4와 유사!
- doc5는 doc6와 유사!

분석 기법 - 유사도 문서 검색

- 문서 비교 - 유사도계산

- 문서의 유사도는 코사인을 이용한 방법 이외에 다양한 특성을 가진 값들이 존재
- 유클리디안 거리
- 해밍 거리
- 맨하탄 거리 등등



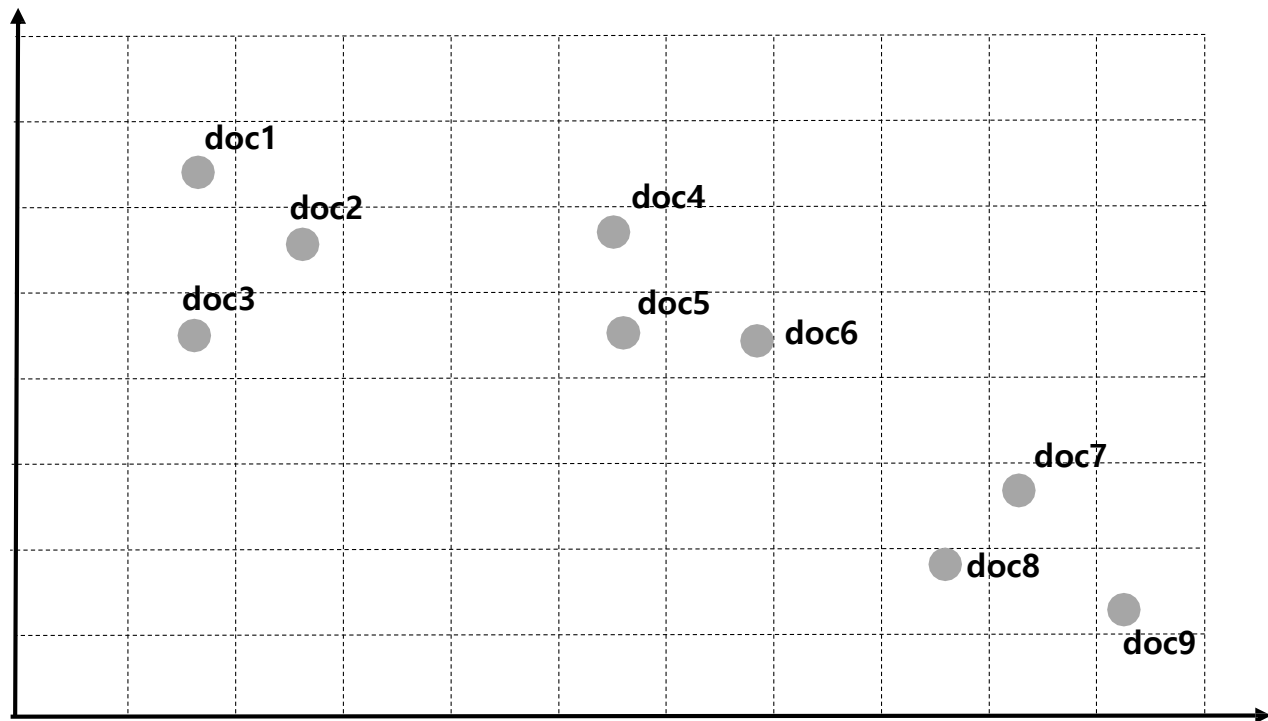
< 맨하탄 거리 예시(빨,파,노)>

→ 주어진 연합뉴스 "한류" 기사를 이용하여 유사도를 계산, 유사 문서를 찾아보자!

분석 기법 – 유사도 문서 군집화

- 문서 유사도를 이용한 군집 분석

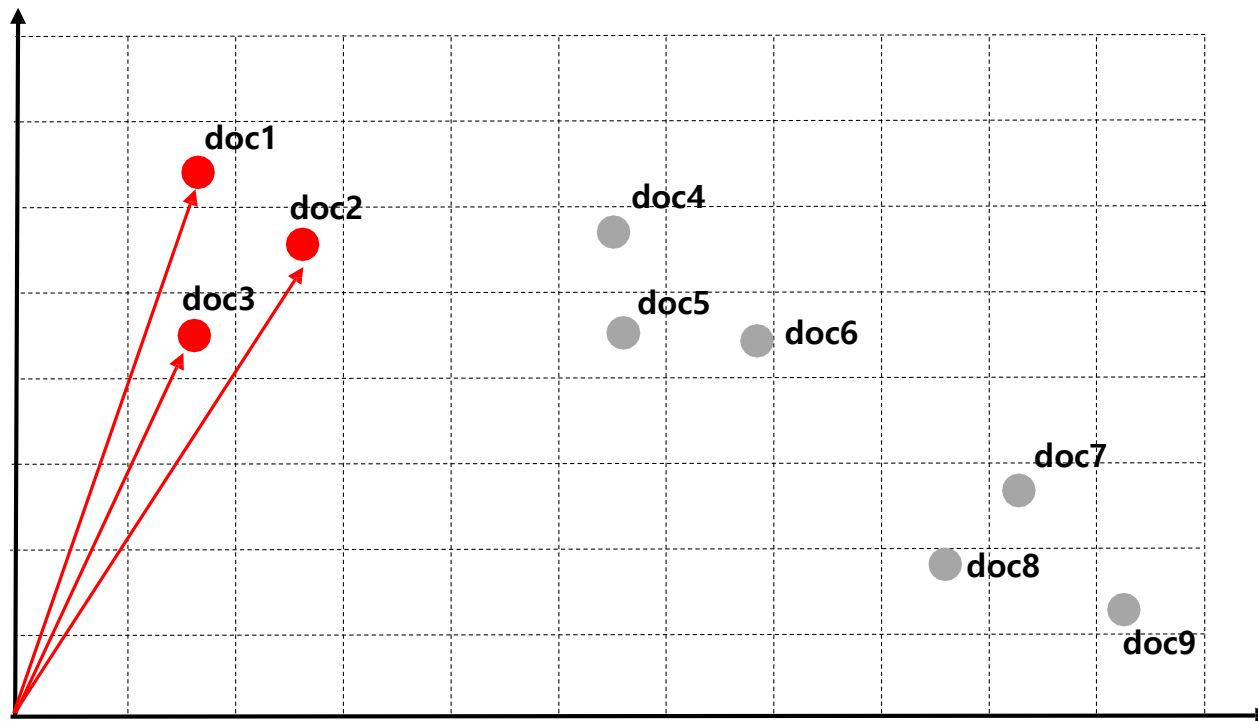
- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산할 수 있으면 데이터들이 모여져 있는 군집(cluster)분석이 가능
- 비슷한 문서 집단을 식별할 수 있다.



분석 기법 – 유사도 문서 군집화

- 문서 유사도를 이용한 군집 분석

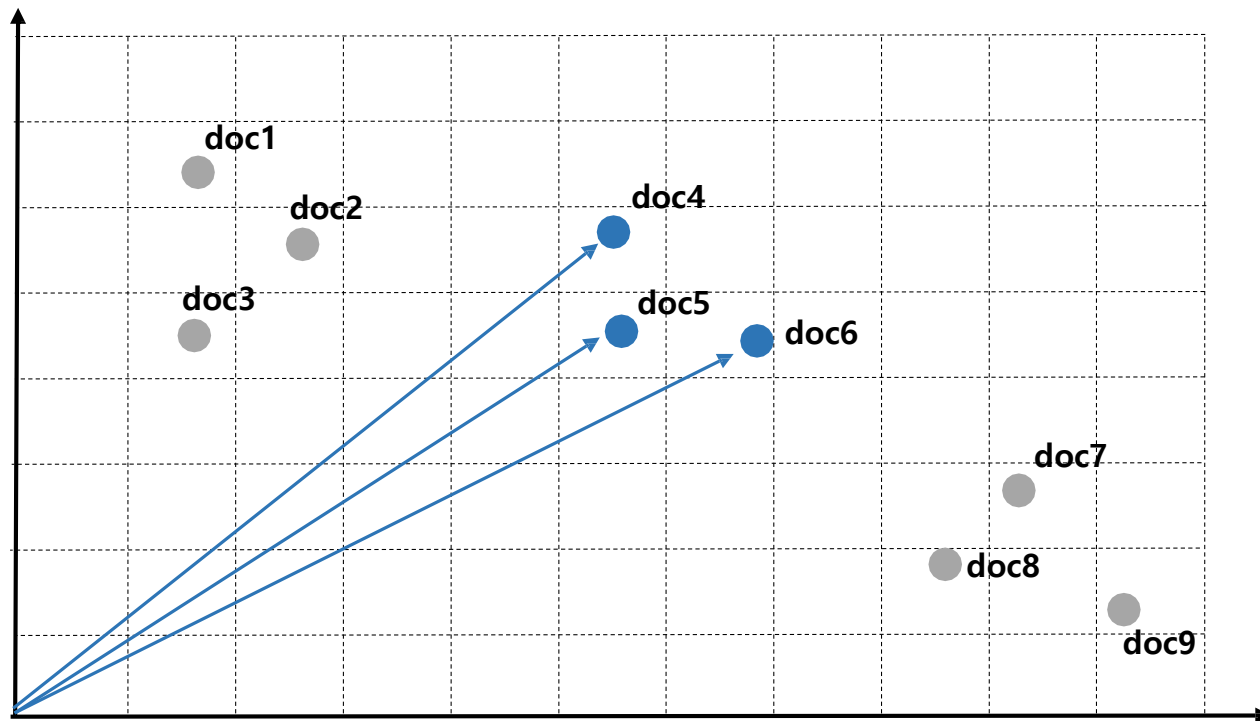
- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산할 수 있으면 데이터들이 모여져 있는 군집(cluster)분석이 가능
- 비슷한 문서 집단을 식별할 수 있다.



분석 기법 – 유사도 문서 군집화

- 문서 유사도를 이용한 군집 분석

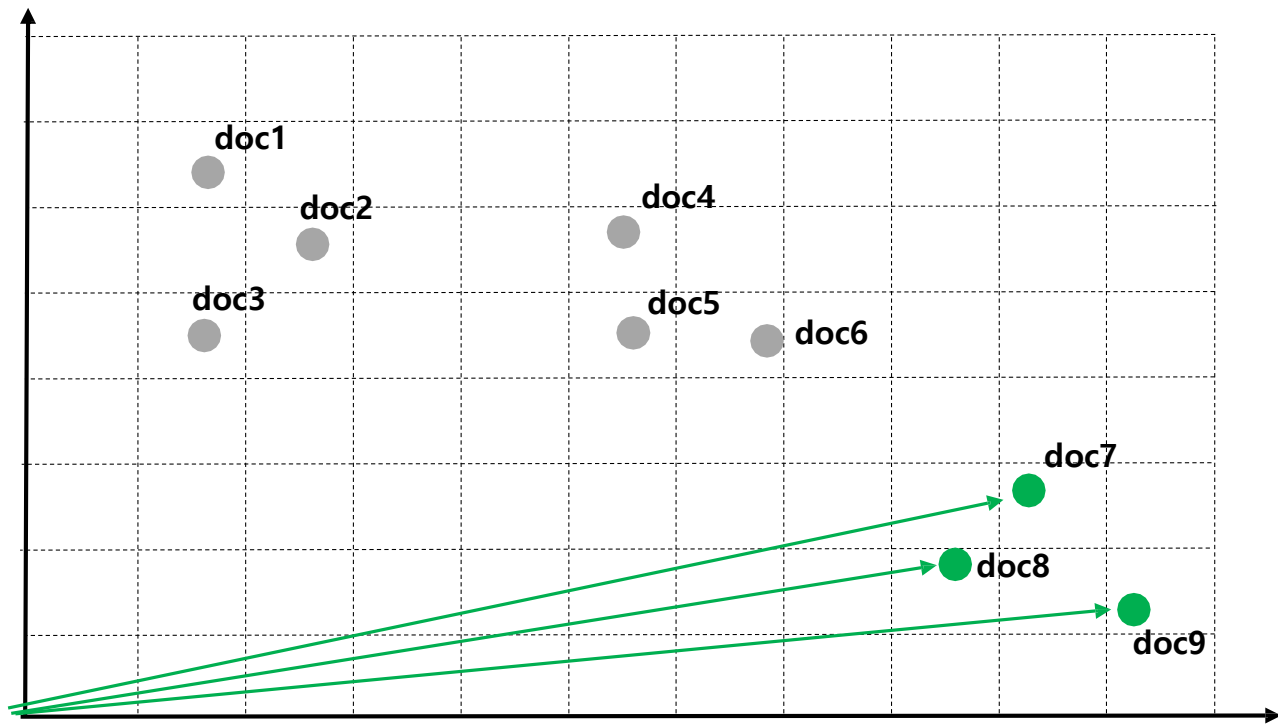
- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산할 수 있으면 데이터들이 모여져 있는 군집(cluster)분석이 가능
- 비슷한 문서 집단을 식별할 수 있다.



분석 기법 – 유사도 문서 군집화

- 문서 유사도를 이용한 군집 분석

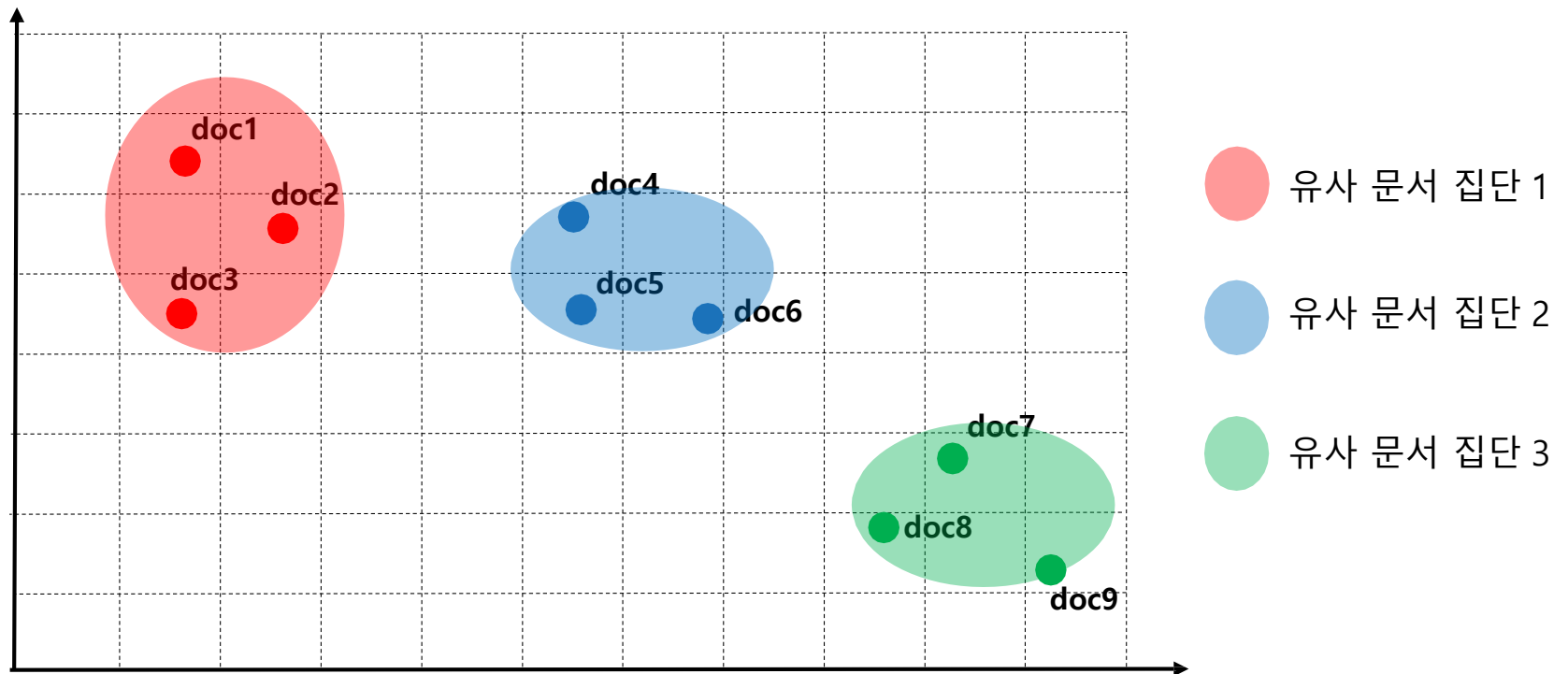
- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산할 수 있으면 데이터들이 모여져 있는 군집(cluster)분석이 가능
- 비슷한 문서 집단을 식별할 수 있다.



분석 기법 – 유사도 문서 군집화

- 문서 유사도를 이용한 군집 분석

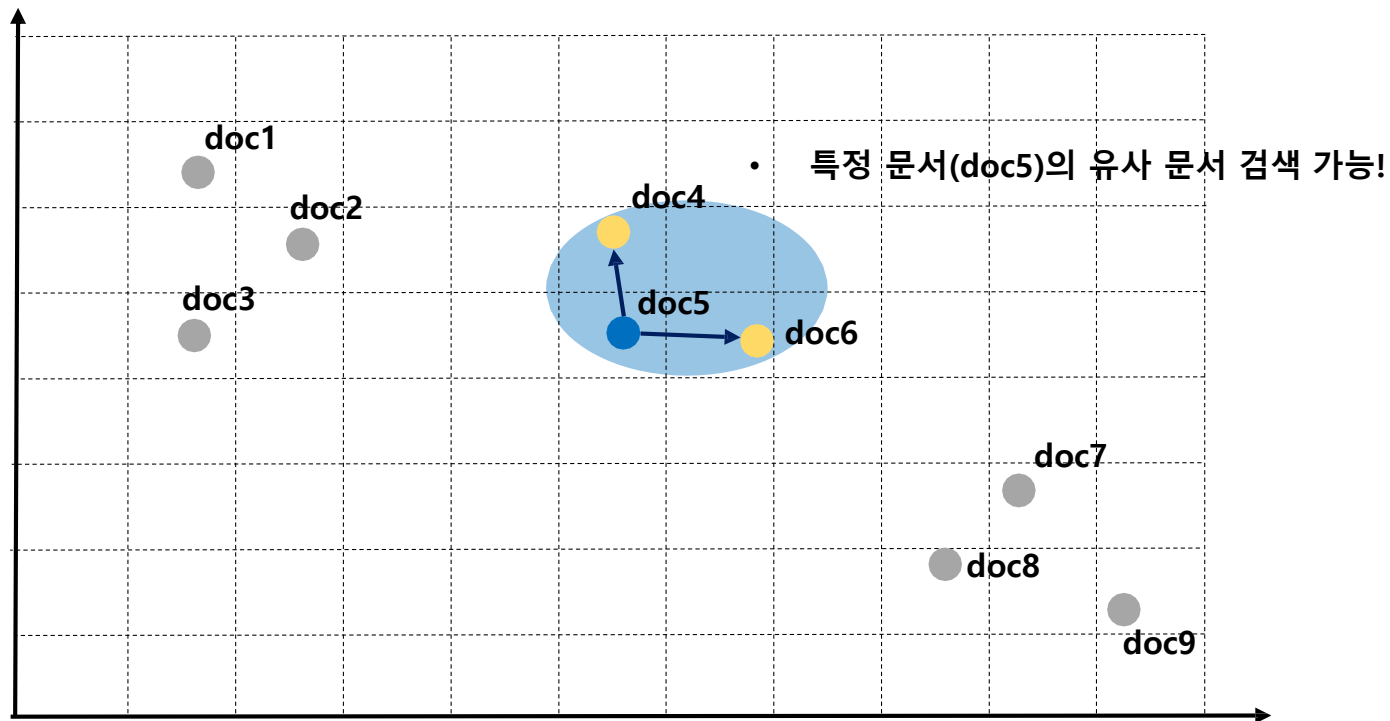
- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산할 수 있으면 데이터들이 모여져 있는 군집(cluster)분석이 가능
- 비슷한 문서 집단을 식별할 수 있다.



분석 기법 – 유사도 문서 군집화

- 문서 유사도를 이용한 군집 분석

- 두 벡터의 유사도(similarity)를 계산할 수 있으면 데이터들이 모여져 있는 군집(cluster)분석이 가능
- 비슷한 문서 집단을 식별할 수 있다.



분석 기법 – 실습 예시(2)

- 북한의 자본주의 문화에 대한 단속과 통제에 관련된 뉴스

북한당국이 주민을 상대로 자본주의 문화에 대한 단속과 통제를 강화하고 있지만, '태양의 후예'와 같은 한국 드라마를 몰래 시청하는 북한 주민들이 많다고 북한 전문매체인 데일리 NK가 4일 보도했다. 평안남도 소식통은 이 매체에 "최근 젊은 청년들 속에서 '태양의 후예'라는 한국 드라마가 인기를 끌면서 날이 새는 줄도 모르고 시청하고 있다"면서 "이 드라마에 대한 소문이 퍼지자 어른·아이 할 것 없이 너도나도 (드라마를) 보기 위해 애쓰고 있는 상황"이라고 전했다

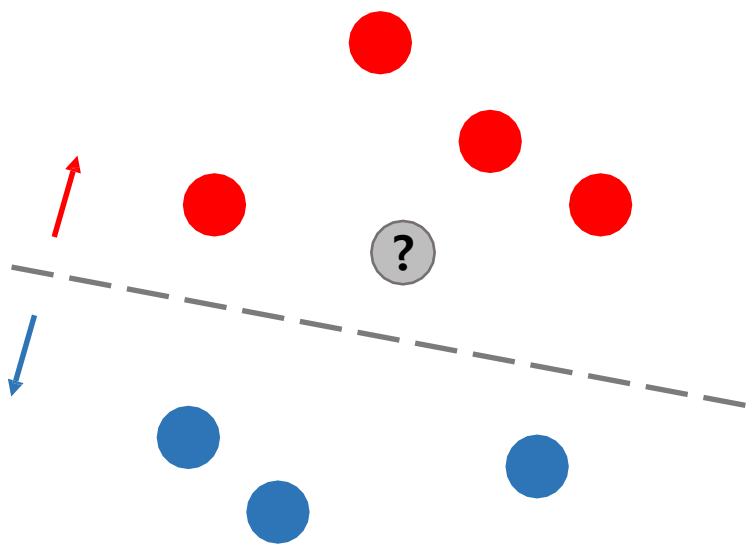


- 유사 문서

배정호 민주평화통일자문회의 사무처장은 27일 "북한의 전통적인 우방국이자 여전히 정치, 경제, 군사적 교류를 이어가는 베트남의 대북제재 이행은 북한의 태도변화에 큰 전환점이 될 수 있다"며 베트남의 적극적인 제재 동참을 촉구했다. 배 사무처장은 이날 베트남 하노이 롯데호텔에서 민주평통 주최로 열린 평 \ '2016 한·베트남 화통일포럼\ '에서 기조연설을 통해 "유엔 제재가 빈틈없이 이행되도록 한국과 베트남이 것이 적극적으로 협력하는 무엇보다 필요하다"고 강조했다

분석 기법 - 분류

Logistic regression



- Logistic regression은 두 label를 가장 잘 구분해 줄 수 있는 선형 구분 선을 찾아 주는 알고리즘
- Logistic regression은 knn과는 달리 결과 값이 0과 1 사이의 소수로 나타나 특정 class에 속할 확률로 사용할 수 있다.
- Label를 모르는 뉴스기사는 'Food'로 분류될 확률 값이 더 높기 때문에 'Food' 관련 뉴스 기사로 분류 할 수 있다!

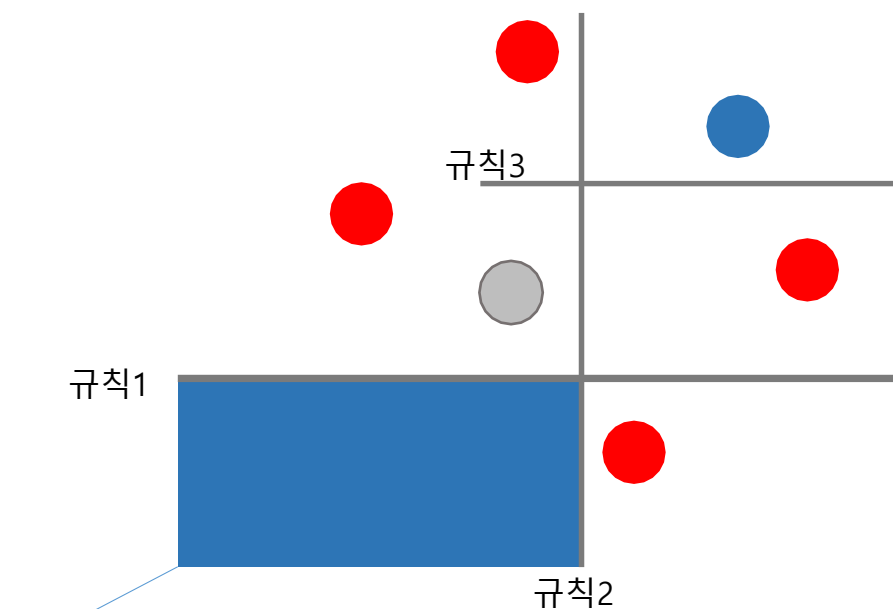
● : Food 관련 기사

● : Energy 관련 기사

< Logistic regression 예시 그림 >

분석 기법 - 분류

Decision tree



- 'Energy' 관련 기사로 분류되는 영역

< Logistic regression 예시 그림 >

- Decision Tree는 두 label를 구분해 줄 수 있는 규칙을 찾아 주는 알고리즘
- Label를 모르는 뉴스기사는 'Food'로 분류된 구역에 속해 있기 때문에 'Food' 관련 뉴스 기사로 분류 할 수 있다!

예시

- 규칙 1 : 석유 연료와 관련된 단어가 나오면 Energy 관련 기사
- 규칙 2 : 닭과 관련된 단어가 나오면 Food 관련 기사

● : Food 관련 기사

● : Energy 관련 기사

Distributed Representation

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Discrete representation

- One-hot vector/ Bag-of-word vector

$$\text{'dog'} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{'cat'} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{Doc1} = \begin{bmatrix} 12 \\ 0 \\ 0 \\ 3 \\ 1 \\ 0 \\ 5 \end{bmatrix}$$

- Frequency 기반으로 표현하는 방법
- 구성 변수들을 직관적으로 이해 가능함
- 전처리 과정이 뚜렷하지 않으며 단어 빈도가 낮은 경우 중요하지 않게 판별됨

Distributed representation

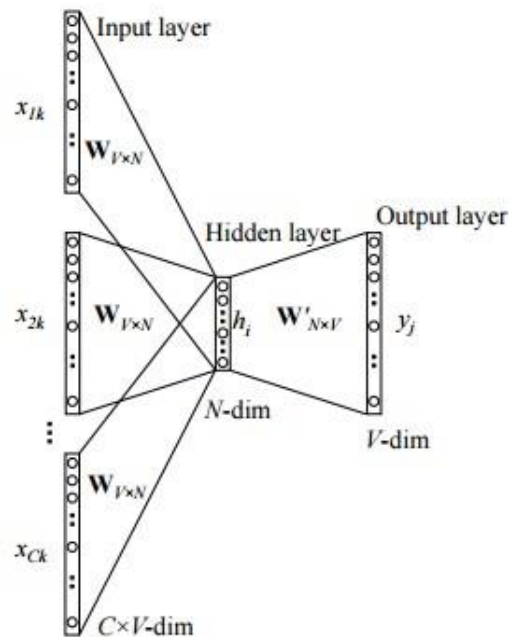
- Word2vec, Doc2vec

$$\text{'dog'} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.3 \\ -0.1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{'cat'} = \begin{bmatrix} 0.8 \\ -0.3 \\ -0.2 \\ 0.6 \end{bmatrix} \quad \text{Doc1} = \begin{bmatrix} 0.68 \\ 0.23 \\ 0.10 \\ -0.41 \\ 0.90 \\ 0.51 \\ -0.33 \end{bmatrix}$$

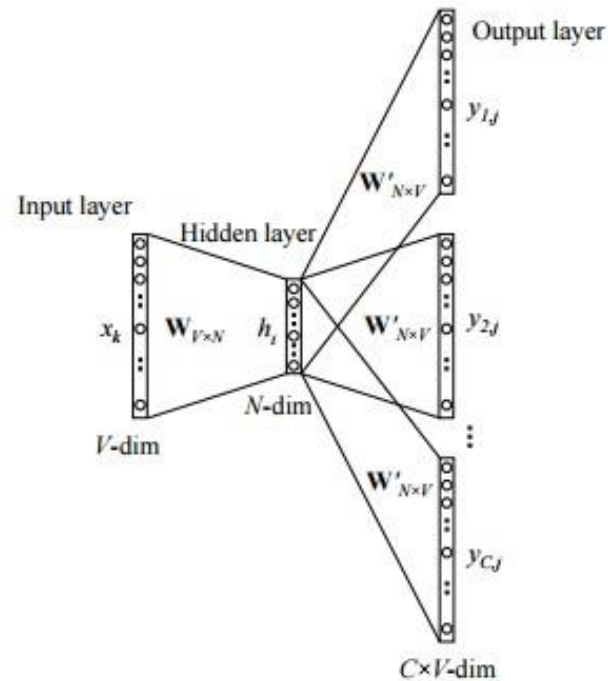
- Neural Network를 통해 continuous vector로 변환 가능
- 단어 별 유사도 계산가능
 - 'king' - 'man' + 'woman' → closest('Queen')

Distributed representation : word2vec, doc2vec

- **Data** : All Bloomberg news articles from 2008 to 2015, # = 520,728



Continuous bag-of-word model



Skip-gram model

- $V = \text{vocabulary size}$
- $e = \text{embedding dimension}$
- $N = \text{word vector dimension}$

Distributed representation : word2vec, doc2vec

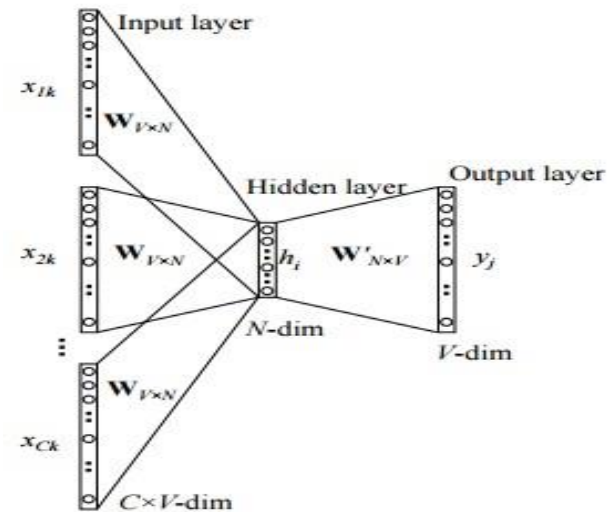
Doc1 : { 'You are a very good boy.'

'You are a good girl too.' }

Vocabulary : { 'you' 'are' 'a' 'very' 'good' 'girl', 'too' }

$$\begin{aligned}
 \text{'you'} &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} & \text{'are'} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} & \dots & & \text{'too'} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

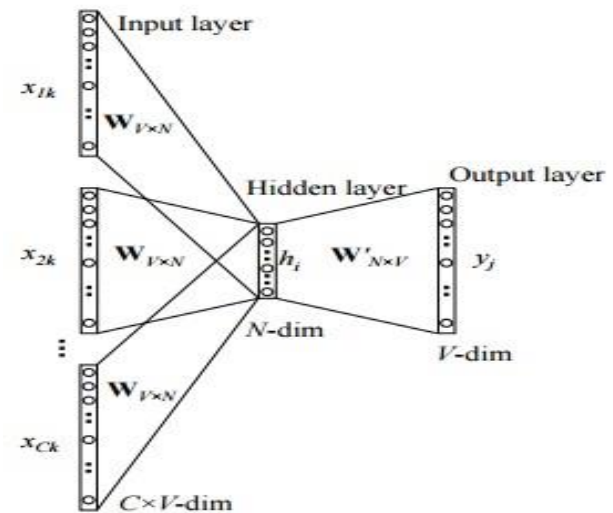
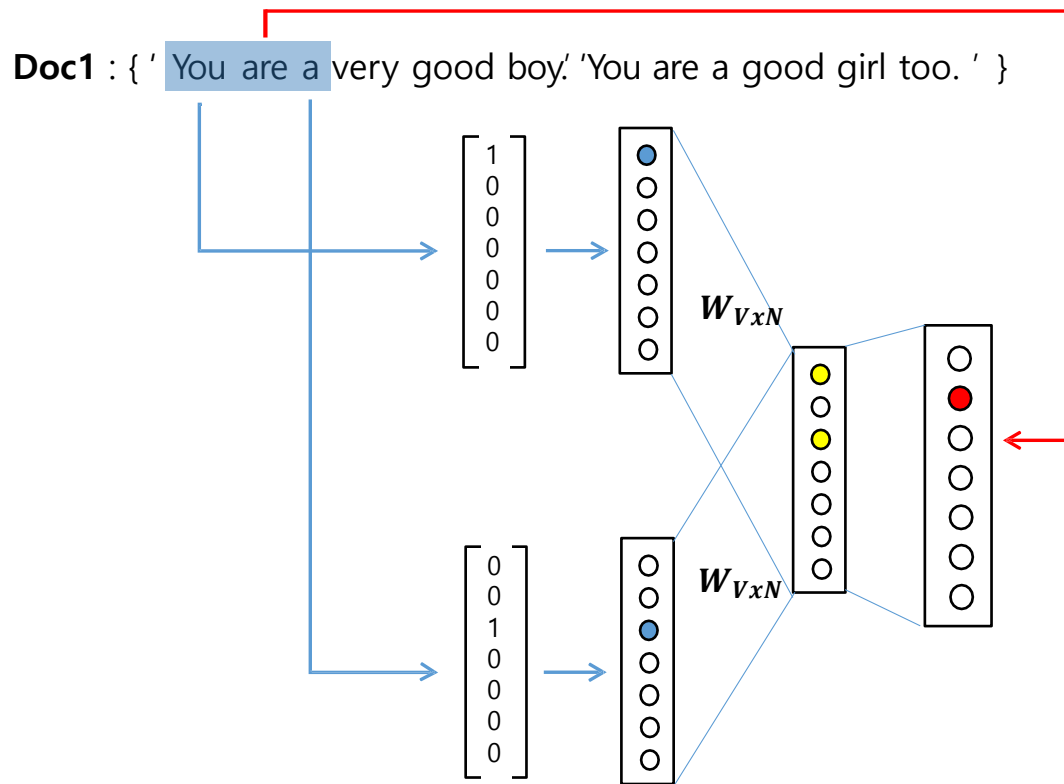
One-hot coding



Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- N = word vector dimension

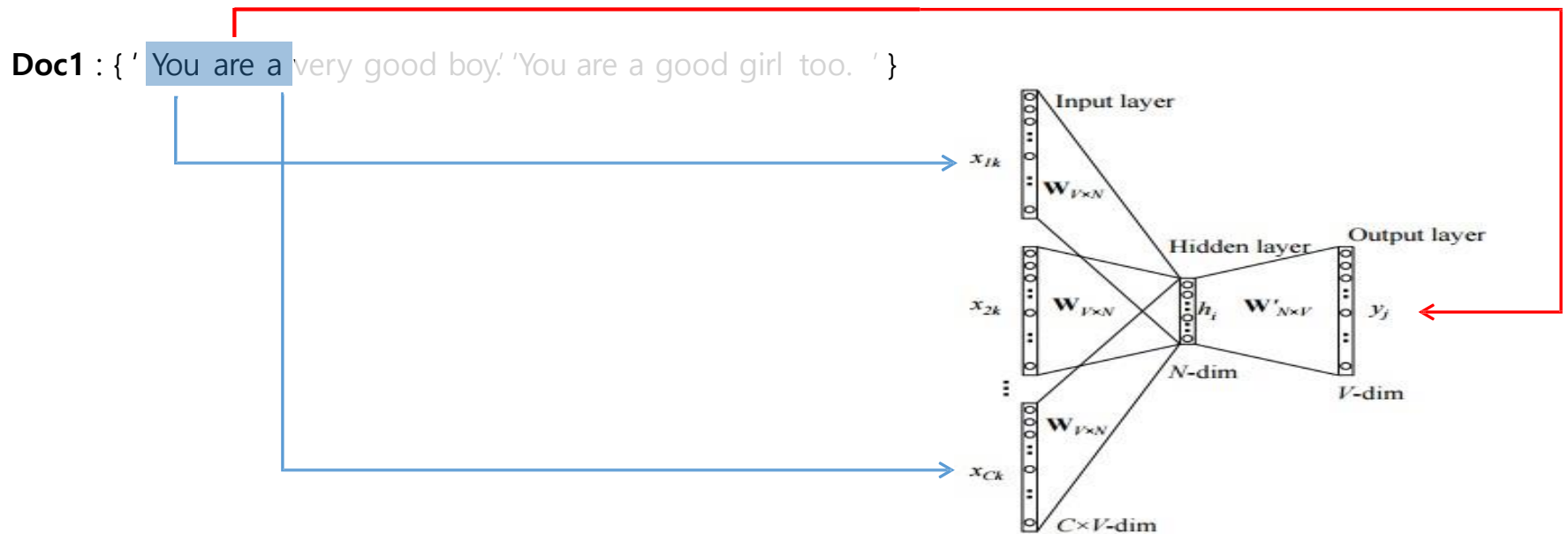
Distributed representation : word2vec, doc2vec



Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

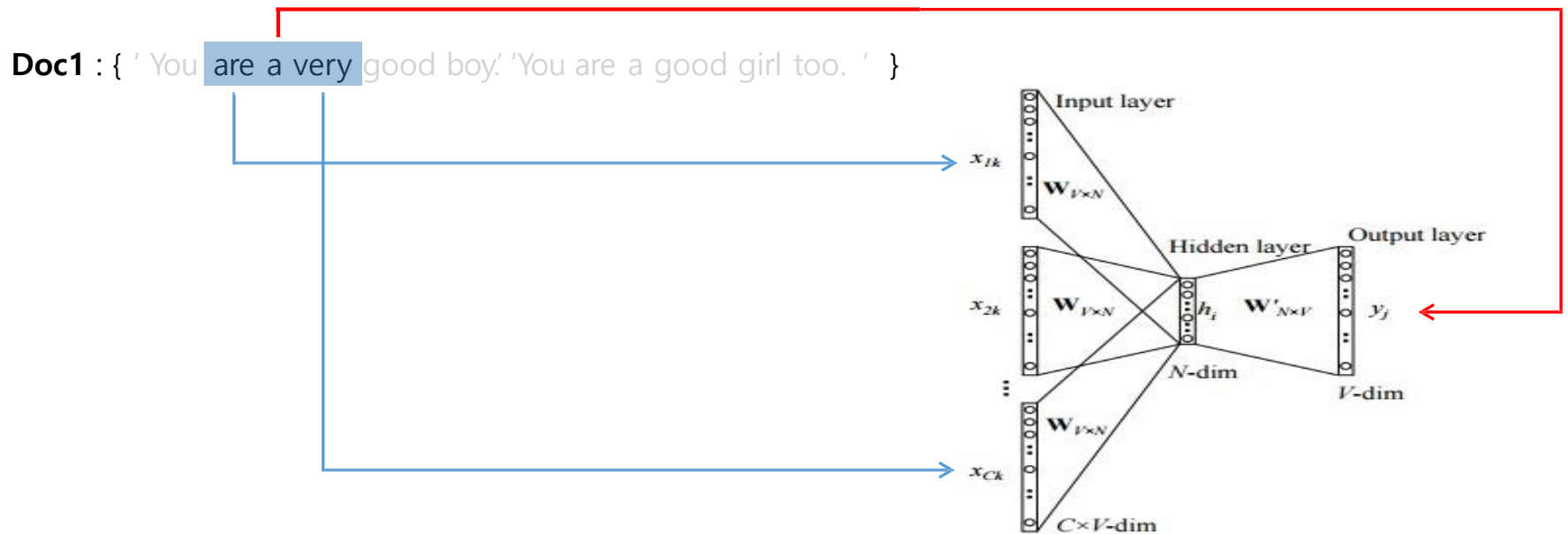
Distributed representation : word2vec, doc2vec



Continuous bag-of-words model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

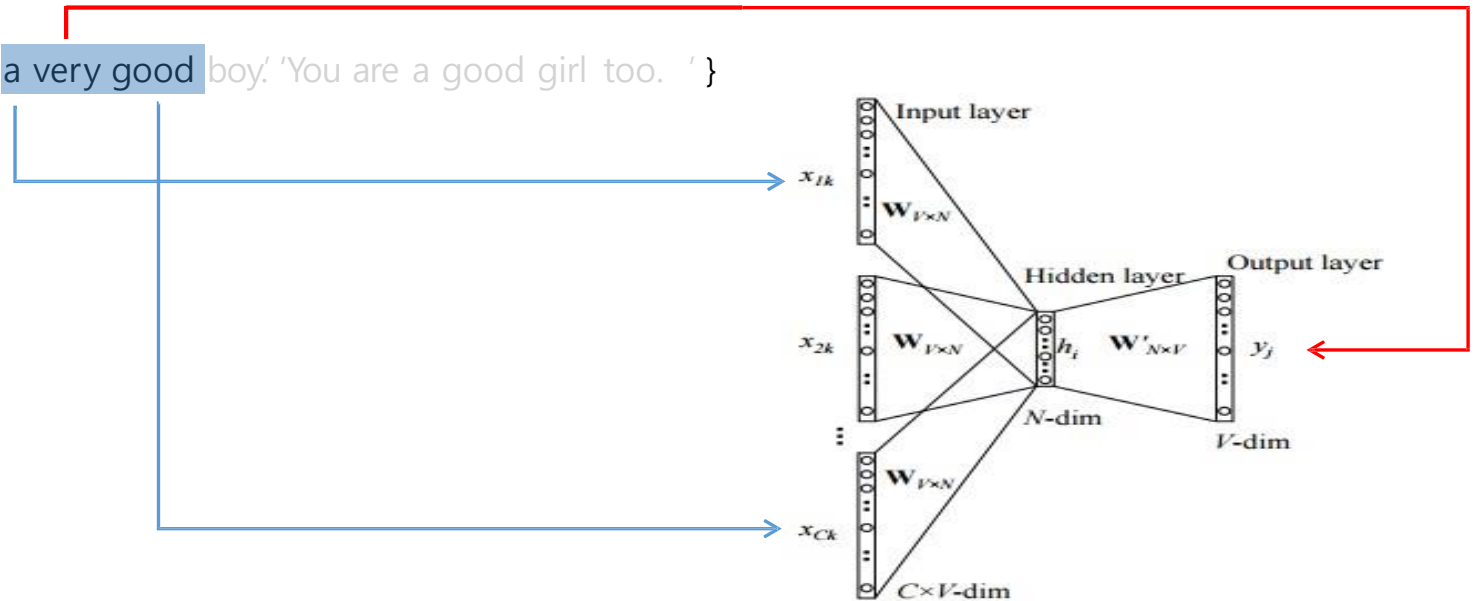


Continuous bag-of-words model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' 'You are a good girl too. ' }

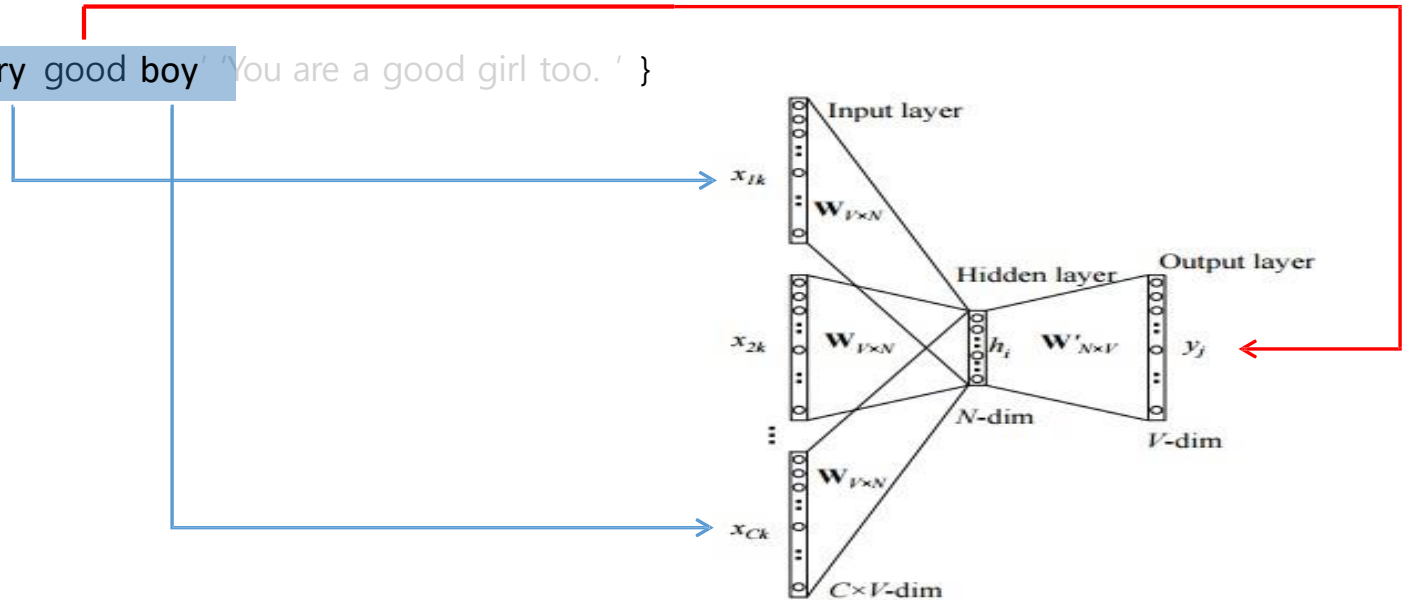


Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy ' 'You are a good girl too. ' }

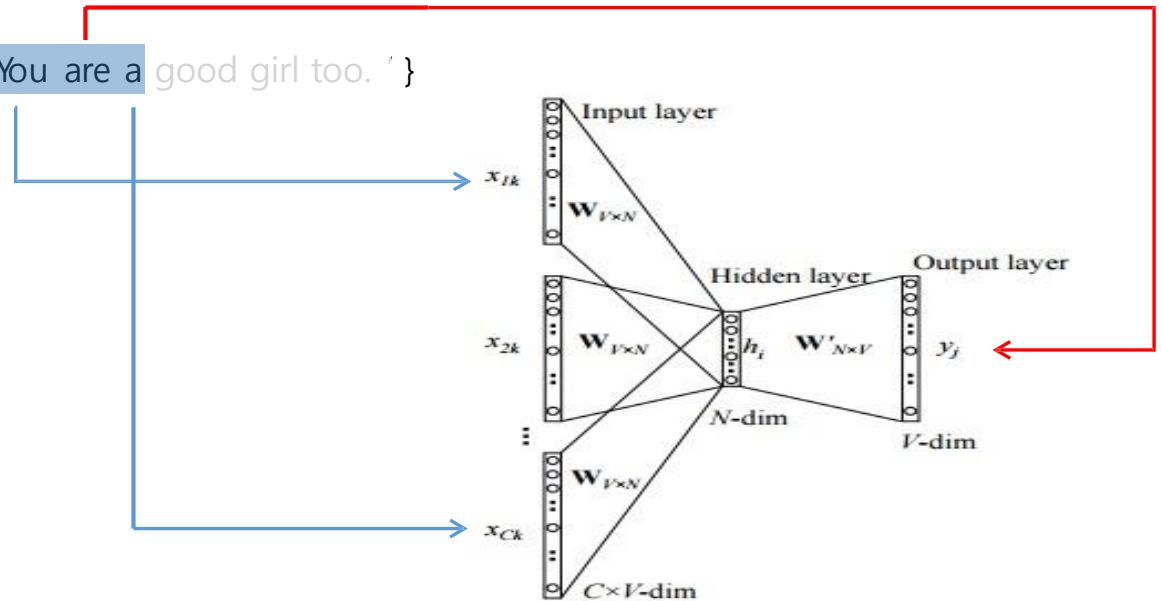


Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' ' You are a good girl too. ' }

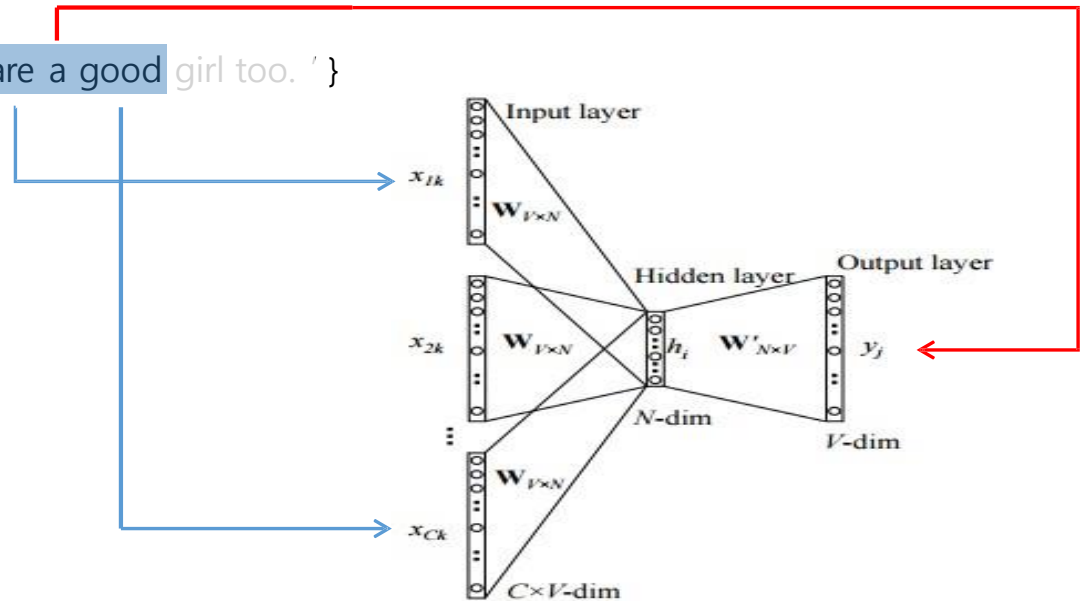


Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' ' You are a good girl too. ' }

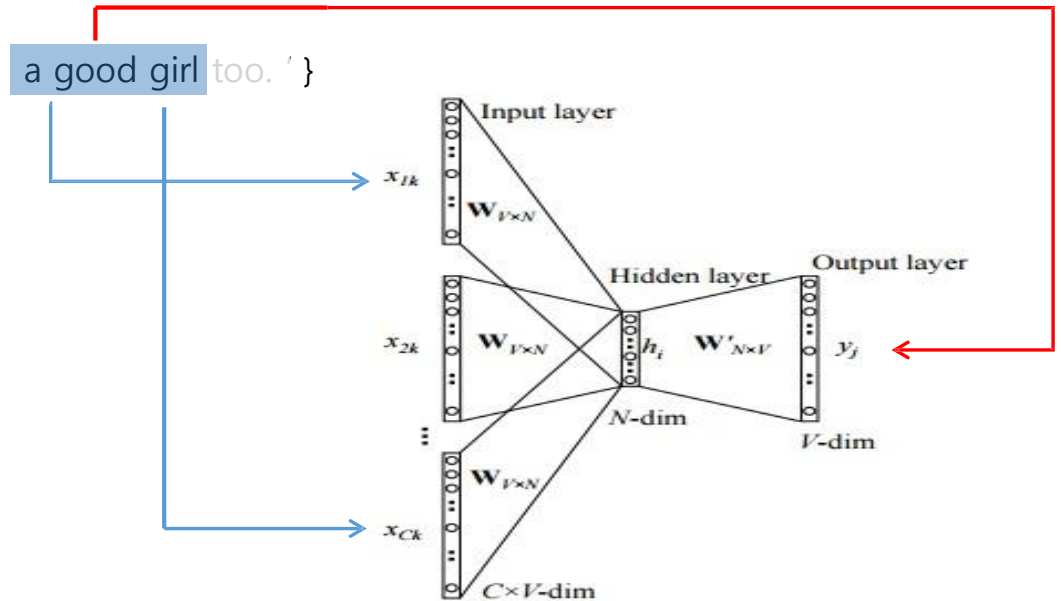


Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' ' You are a good girl too. ' }

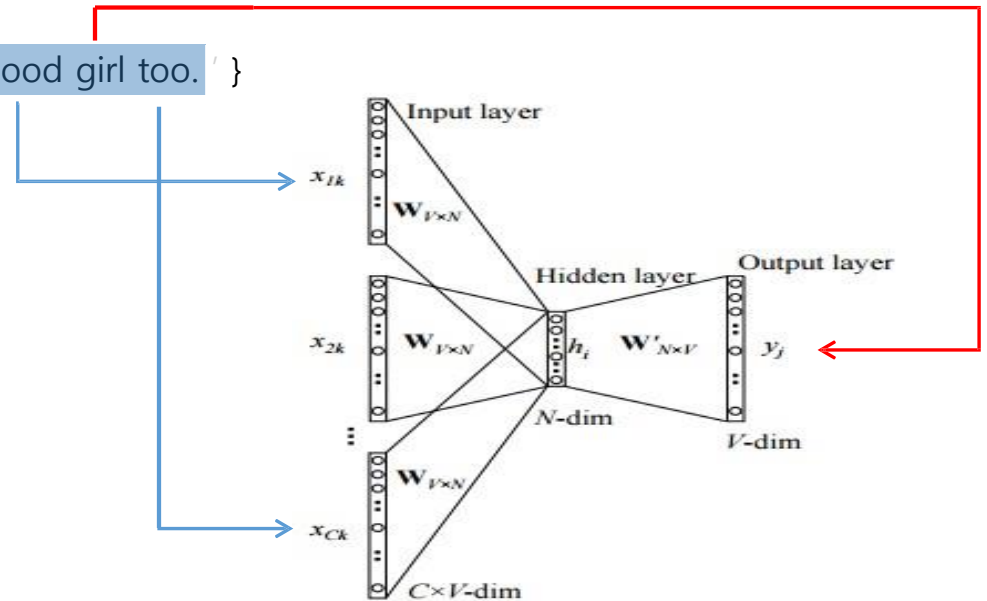


Continuous bag-of-word model

- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' ' You are a good girl too.' }



Continuous bag-of-word model

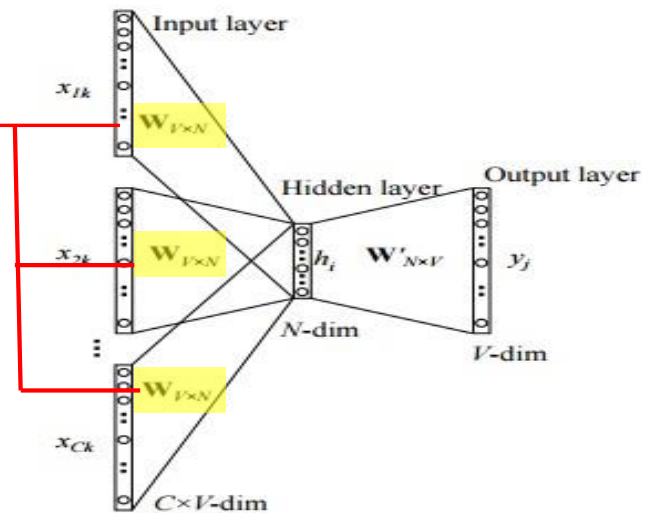
- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' 'You are a good girl too. ' }

$W_{V \times N}$

	x1	x2	x3	x4	x5		xn
Word 1	0.345	0.121	-0.538	1.011	2.011		0.004
Word2	0.445	2.101	1.054	-0.181	-0.114		0.764
...
word V	0.334	-0.087	-0.407	1.114	0.554		0.674



Continuous bag-of-word model

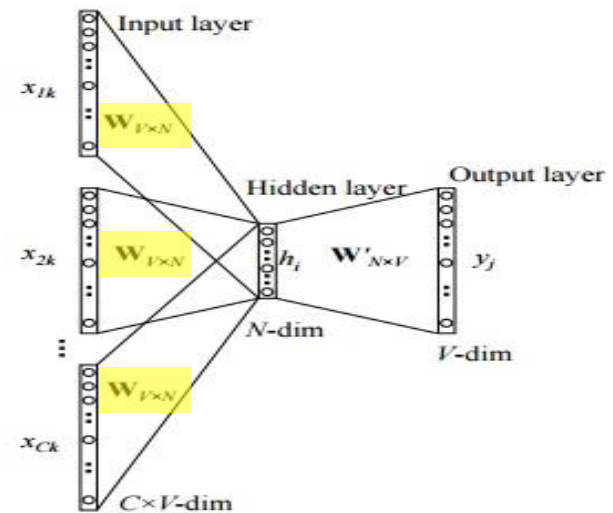
- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec

Doc1 : { ' You are a very good boy.' 'You are a good girl too. ' }

$W_{V \times N}$

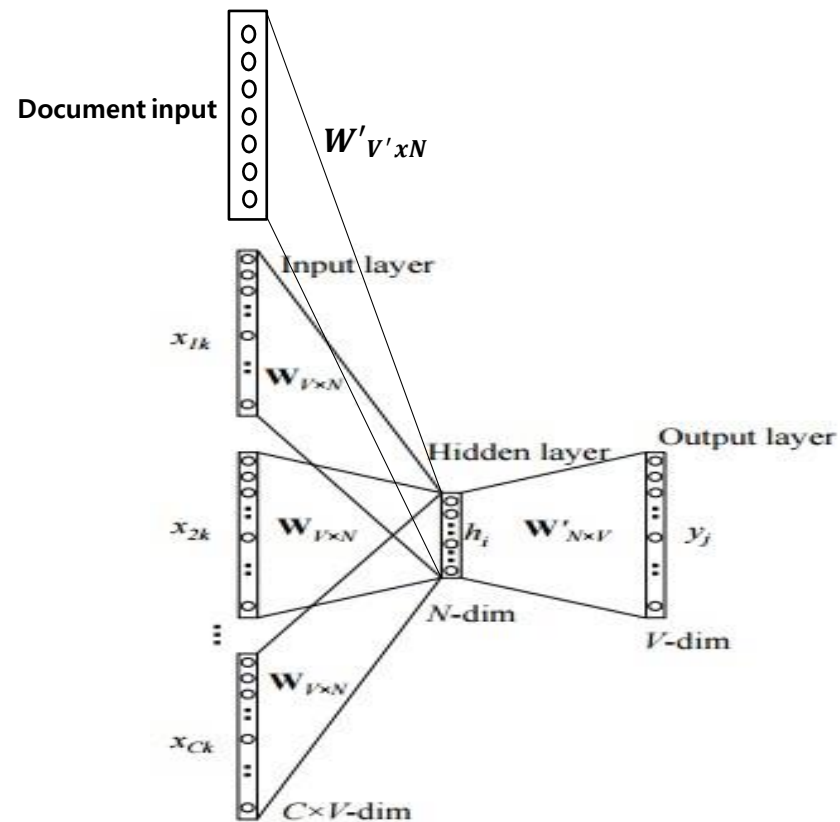
	x1	x2	x3	x4	x5		xn
Word 1	0.345	0.121	-0.538	1.011	2.011		0.004
Word2	0.445	2.101	1.054	-0.181	-0.114		0.764
...
word V	0.334	-0.087	-0.407	1.114	0.554		0.674



Continuous bag-of-word model

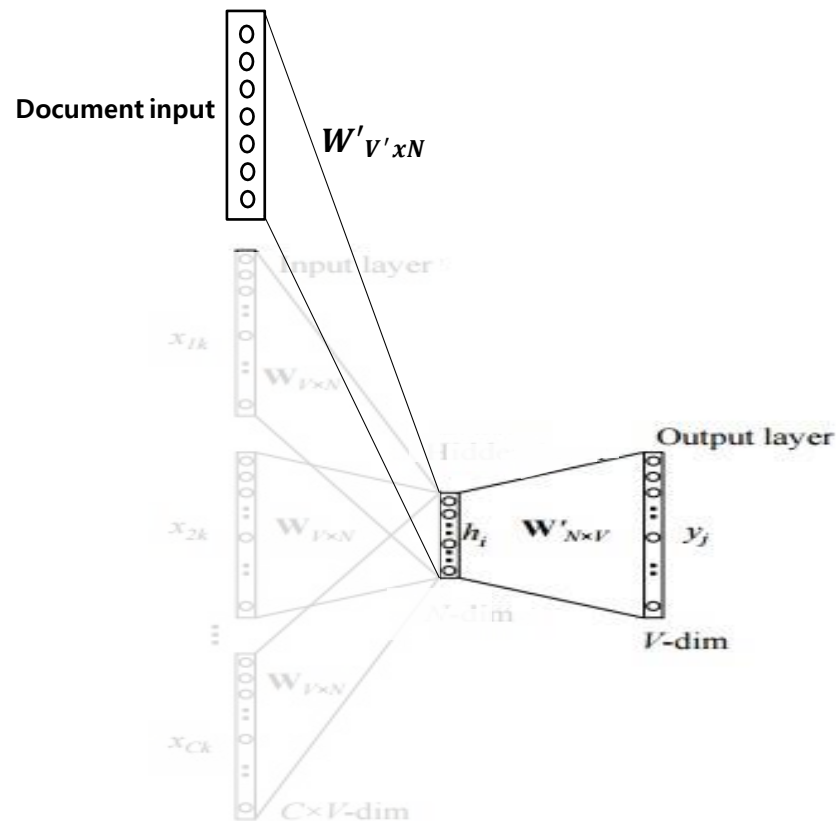
- V = vocabulary size
- C = window size
- N = word2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec



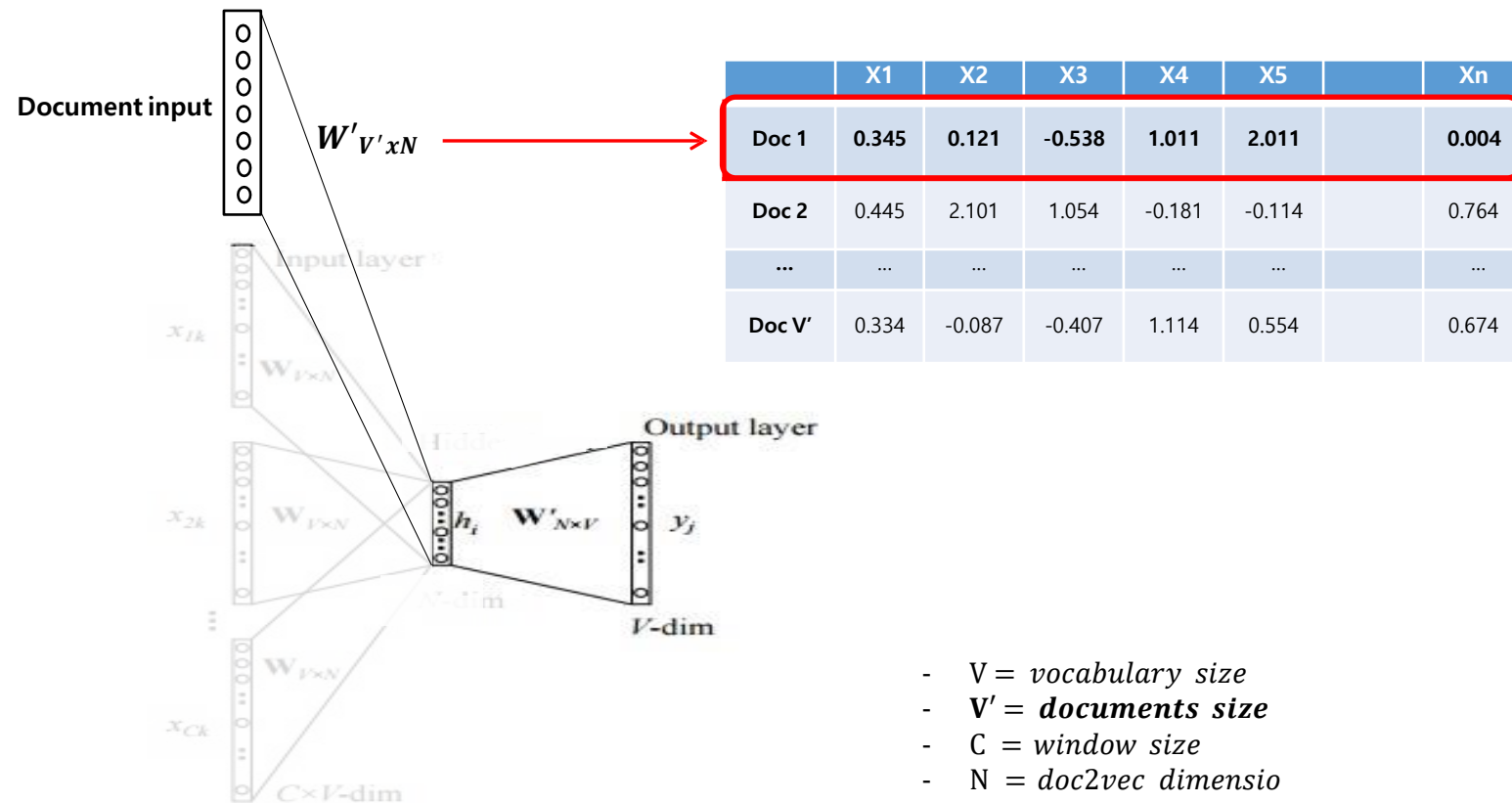
- V = vocabulary size
- V' = **documents size**
- C = window size
- N = doc2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec



- V = vocabulary size
- V' = **documents size**
- C = window size
- N = doc2vec dimension

Distributed representation : word2vec, doc2vec



Like Data Mining

팀 편성

Team 1 : **김석준**, 장승연, 김동규, 박형태

- Mentor = 홍동준
- 월요일(학회실_18시)

Team 2 : **최영제**, 정재은, 조단비, 변선영

- Mentor = 소민걸
- 목요일(학회실_18시)

Team 3 : **송수빈**, 박예리, 임진혁, 양현철

- Mentor = 김민우
- 월요일(도서관_18시)

Team 4 : **문현경**, 박혜지, 김혜지, 임필령

- Mentor = 전민재
- 월요일(도서관_18시)

Like Data Mining

일정

일자	진행
10/27	각 조 logLoss 공개 및 조별 토의
11/03	각 조 logLoss 공개 및 조별 토의
11/10	각 조 logLoss 공개 및 조별 토의
11/17	각 조 logLoss 공개 및 조별 토의
11/24	각 조 logLoss 공개 및 시상

Like Data Mining

진행 방법

1. 예측 목표

- 인터넷 이용자가 1년 동안 웹사이트에 접속한 기록(Clickstream Data)과 검색엔진에서 질의한 내용(Search Data)를 분석하여 각 이용자의 '성별-연령대'를 예측한다.

2. Data

- train_profiles.xlsx: 인터넷 이용자의 '성별-연령대' 데이터 / 엑셀 파일
- train_clickstreams.tab, test_clickstreams.tab: 이용자의 웹사이트 접속 기록 / TSV 형식의 파일
- train_searchkeywords.tab, test_searchkeywords.tab: 이용자의 검색 기록 / TSV 형식의 파일
- sample_submission.csv: 제출파일 형식

3. 진행

- 매주 목요일 00:00까지 예측 파일 제출
- 제출 파일은 엑셀
- 파일명은 Team#.csv

4. 평가

- PA_Challenge_Evaluation.pdf 참고

Like Data Mining

진행 방법

〈Table 2〉 Summary of User's Profile

		Variable description and the number of variables		Author and year
B e h a v i o r	Preferences of websites	Ratio of pageviews for website category	22	De Bock and Van den, 2009 Goel et al, 2012
		Coefficient of variation for website category	1	
	Usage Pattern	Total number of pageviews for website category	1	De Bock and Van den, 2009 Eleonora, 2013 Goel et al, 2012
		The total number of days to visit	1	
		Ratio of pageviews for time	4	
		Ratio of pageviews for day	7	
		Ratio of pageviews for month	12	
		Coefficient of variation for time	1	
		Coefficient of variation for day	1	
		Coefficient of variation for month	1	
	Search Behavior	Total number of search keywords	1	Gallagher and Parsons, 1997 Jones et al., 2007 Murray and Durrell, 2000
	Interest	Ratio of pageviews for news website category	12	Yoonjin Hyun et al. ,2015
D e m o g r a p h i c s	Demographics	Gender(2)	1	Baglioni et al., 2003 De Bock and Van den, 2009 Eleonora, 2013 Murray and Durrell, 2000 Jones et al., 2007
		Age(5)	1	De Bock and Van den, 2009 Eleonora, 2013 Murray and Durrell, 2000
		Marital Status(2)	1	Eleonora, 2013 Murray and Durrell, 2000
		Residence(13)	1	Eleonora, 2013
		Job(20)	1	De Bock and Van den, 2009 Eleonora, 2013

* The figures in parentheses are the number of categories for each variable.

	A	B	C	D	E	F	G
1	CUS_ID	F20-	F30	F40+	M20-	M30	M40+
2	2501	0.033606	0.076365	0.166359	0.046781	0.251845	0.425044
3	2502	0.149549	0.127109	0.079582	0.218089	0.337616	0.088054

Like Data Mining

평가 방법

$$\text{logloss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M y_{ij} \log(p_{ij}),$$

Like Data Mining

Goals = What you want to get through this team project

1. Improved understanding of Data Analysis process
 - Data cleansing
 - > Data handling with function
 - Data Explatory
 - > Exploring Data with plot
 - Data Modeling
 - > Data modeling with Caret package
 - > Feature Selection
 - Model verification
 - > Model verification
2. Improving Googling ability
3. Communication between team members
 - Distributing roles with team members