유튜브로 알아보는 나의 독서 DNA

유튜브 시청기록 기반 도서 추천시스템

회귀분석팀



주제 선정 배경

유튜브가 우리를 중독시키는 원인 중 하나인 알고리즘의 원리에 착안하여 도서를 추천한다면?



기대효과 1 : 접근성

알고리즘의 원리를 바탕으로 관심분야에 부합한 책을 추천해줌으로써 유튜브를 통해 영상을 접하는 것처럼 책을 보다 쉽게 접할 수 있음 기대효과 2 : 독서량 증진

도서 접근성의 증대는 독서량 증진에 영향을 미칠 것이며 개인적, 사회적으로 집중력 증가 및 긍정적인 파급효과를 불러올 것임

도서추천 알고리즘 흐름



1. 데이터 수집

사회 이슈, 대출 정보, 도서 정보 데이터 수집

2. 사용자별 선호도 분포 형성

유튜브 최근 시청 영상 분석 → 사용자의 분야별 선호도 분포 형성 및 영상 키워드 추출

3. 최종 분포 형성

사회 이슈, 고객 클러스터 등 추가 데이터 활용 → 분포 조정, 최종 분포 형성

4. 도서 추천

최종 분포 & 유튜브 시청기록 키워드 기반 도서 추천 진행

590 생활과학

690 오락,스포츠

배경지식 | 한국십진분류법 (KDC) 한국십진분류법 (KDC)



총류, 철학, 종교, 사회과학, 자연과학, 기술과학, 예술, 언어, 문학, 역사

도서의 모든 주제를 10개(000~900)로 나눈 한국의 장서 분류법

990 전 기

890 기타제문학

000 총류 100 철학 200 종교 300 사회과학 400 자연과학 010 도서학, 서지학 110 형이상학 210 비교종교 310 통계학 410 수 학 320 경제학 020 문헌정보학 120 인식론,인과론,인간학 220 불 교 420 물리학 230 기독교 030 백과사전 130 철학의 체계 330 사회학,사회문제 430 화 학 040 강연집,수필집,연설문집 140 경 학 240 도 교 340 정치학 440 천문학 050 일반연속간행물 150 동양철학,사상 250 천도교 350 행정학 450 지 학 060 일반학회,단체,협회,기관 160 서양철학 260 신 도 070 신문,언론,저널리즘 170 논리학 270 힌두교,브라만교 370 교육학 470 생명과학 480 식물학 080 일반전집,총서 180 심리학 280 이슬람교(회교) 380 풍속,예절,민속학 090 향토자료 190 윤리학,도덕철학 290 기타 제종교 390 국방,군사학 490 동물학 900 역사 500 기술과학 600 예술 700 언어 800 문학 610 건축물 510 의 학 710 한국어 810 한국문학 910 아시아 520 농업,농학 620 조각,조형예술 720 중국어 820 중국문학 920 유 럽 530 공학,공업일반,토목공학,환경공학 630 공예,장식미술 730 일본어,기타아시아제어 830 일본문학,기타아시아문학 930 아프리카 540 건축공학 640 서 예 740 영 어 840 영미문학 940 북아메리카 550 기계공학 650 회화,도화 750 독일어 850 독일문학 950 남아메리카 560 전기공학,전자공학 660 사진예술 760 프랑스어 860 프랑스문학 960 오세아니아 570 화학공학 670 음 악 770 스페인어,포르투갈어 870 스페인,포르투갈문학 970 양극지방 580 제조업 680 공연예술,매체예술 780 이탈리아어 880 이탈리아문학 980 지 리

790 기타제어

3__: 대분류 ex. 사회과학

31_: 중분류 ex. 사회과학 - 통계학

319: 소분류 ex. 사회과학 - 통계학 - 인구통계

i

계층적 배열구조이기 때문에, 분류기호만으로도 상하위 개념을 알 수 있음!

배경지식 | 국제 표준 도서 번호 (ISBN)

국제 표준 도서 번호 (ISBN)



각각의 도서는 하나의 고윳값을 가짐

개별 도서에 국제적으로 표준화하여 붙이는 고유 도서번호



책을 식별하는 데에 활용 가능 + 크롤링 진행 시, 개별적인 접근 가능

2. 데이터 수집

데이터 소개

책

파일이름	출처
인기대출	문화 빅데이터 플랫폼 (국립중앙도서관)
서울도서관 소장자료 현황정보	서울 열린데이터광장
책 소개, 제목, 분류기호 크 롤 링	YES24

유튜브

파일이름	출처
제목, 해시태그, 자막 크롤링	유튜브

사회 이슈

파일이름	출처
분야 별 뉴스 기사 (정치, 경제, 사회, 문화 외 4개)	빅카인즈

국립중앙도서관 성별 – 연령대별 인기 대출 도서 정보

책 제목, 저자, 출판사, 책 소개, KDC명, 연령, 성별, 분석 기간, 지역, 대출 수 등의 정보를 포함

i

	책 제목	저자	KDC명	 분석 기간	연령대	성별	대출수
	(수학은 어렵지만) 미적분은 알고 싶어	요비노리 다쿠미 지음 ;이지호 옮김	414	 90일	청소년 (14~19)	남성	34
	김상욱의 양자 공부 :완전히 새로운 현대 물리학 입문	지은이: 김상욱	420.13	 90일	20대	남성	54
	화폐전쟁	쑹훙빙 지음 ;차혜정 옮김	327.209	 7일	20대	남성	3
_	가면산장 살인사건	지은이: 히가시노 게 이고 ;옮긴이: 김난주	833.6	 30일	40대	여성	103

분야별 선호 클러스터 생성

연령 및 성별 데이터를 그대로 사용하지 않고 **새로운 클러스터 형성**!



단순 연령, 성별로 사용자를 구분한다면 선호 분야 예측에 있어 오류 발생 가능성 존재

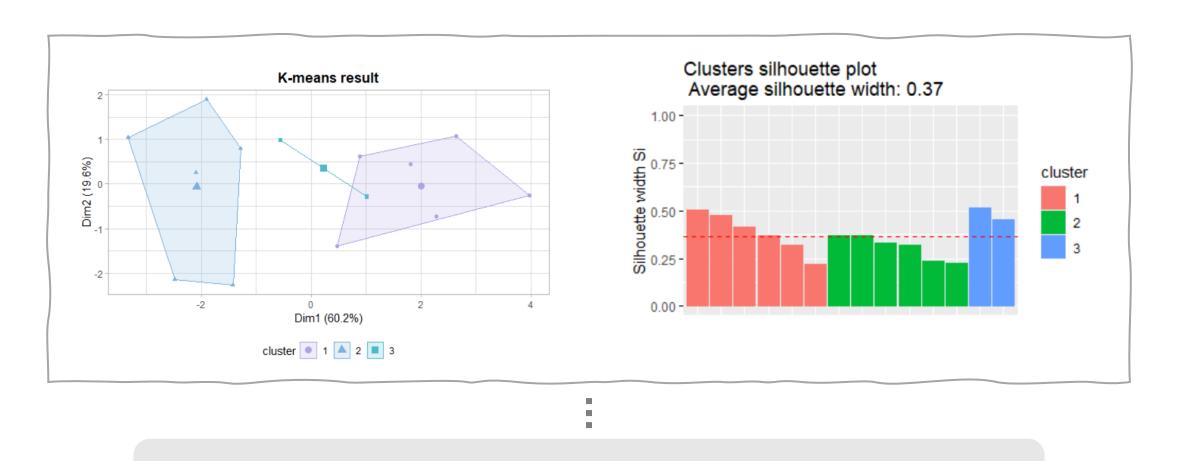
ex) 20대 남자라고 마냥 축구나 게임을 좋아하는 건 아님!



사용자와 **비슷한 성향**의 사람들의 **선호**를 **반영!**



클러스터링 | K-means



최종 군집 개수 K = 3 으로 클러스터링 진행

클러스터링 | K-means

클러스터1

연령대	성별	철학		예술	문학	역사
30대	남성	0.75		0.67	0.72	1.27
40대	여성	0.7		0.69	0.89	1.63
:			٠.			÷
초등 (8~13)	여성	0.5		0.41	0.99	1.67

클러스터2

Q.	변령대	성별	철학		예술	문학	역사
	20대	남성	2.3		1.2	0.67	0.25
	50대	남성	1.6		1.16	0.61	0.7
	:			·.			:
(50대 이상	여성	1.678		1.79	1.3	0.5

클러스터3

	연령 대	성별	철학	 예술	문학	역사
(청소년 14~19)	남성	0.96	 0.78	0.75	0.87
(청소년 14~19)	여성	0.95	 1.26	1.08	0.36

새로운 **'분야 선호 클러스터' 도출**



클러스터링 | K-means

각 클러스터에 속하는 고객군의 대출 비율의 평균을 구해서 시각화

클러스터 1
'종교', '역사' 분야 선호

클러스터 2
'철학', '사회과학', '예술' 분야 선호

클러스터 3
'기술과학', '자연과학' 분야 선호

▲군집별로 두드러지는 선호 분야 파악

빅카인즈 특성 추출



날짜: 2023.10.06 ~ 2023.11.06

분야: 정치, 경제, 사회, 국제, 스포츠, IT_과학

* 사진, 만평 등은 분석대상에서 제외



뉴스 식별자	일자	언론사	 키워드	특성추출 (가중치순 상위 50개)	본문	
02100501.20 2310311350 33001	20231031	파이낸셜뉴스	 화학,산업,은탑훈장,대 표,KPX,케미칼,최재호 	화학산업,최재호,은탑,관 계자,정동건,장수영,장영 진…	[파이낸셜뉴스]산업통상 자원부가…	
02100501.20 2310311350 32001	20231031	파이낸셜뉴스	 공사비,초과,달라,쌍용건 설,신사옥,KT,판교,시위 …	공사비,쌍용건설,kt,판교 신사옥,국토부…	10월 31일 쌍용건설과 하도급 업체 직원들이 …	

빅카인즈 특성 추출

뉴스 식별자	일자	언론사	 키워드	특성추출 (가중치순 상위 50개)	본문	
02100501.20 2310311350 33001	20231031	파이낸셜뉴스	···	진…	사원무가…	
02100501.20 2310311350 32001	20231031	파이낸셜뉴스	 공사비,초과,달라,쌍용건 설,신사옥,KT,판교,시위 …	공사비,쌍용건설,kt,판교 신사옥,국토부…	10월 31일 쌍용건설과 하도급 업체 직원들이 ···	



유의미한 사회적 이슈 혹은 특징보다는 보편적으로 많이 나오는 단어들의 단순 나열 ex) 나라 이름, 도시 이름 등 보편적인 단어들은 모든 분야에서 고르게 많이 등장하는 반면 이슈를 담은 키워드는 하나의 분야에 밀집하여 나오지 않을까?





기사의 분야(섹션)를 하나의 문서로 보고 TF-IDF의 아이디어 적용!

빅카인즈 특성 추출

TF-IDF

단어의 빈도와 문서의 빈도를 사용하여 단어마다 중요한 정도에 따라 가중치를 부여하는 방법으로, 모든 문서에 등장하는 단어는 중요도가 낮고, <mark>특정 문서에만 등장</mark>하는 단어는 중요도가 높음

$$TF(t,d) = rac{\ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{H}} d \ensuremath{\text{O}} = \ensuremath{\text{F}} \ensuremath{\text{O}} \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{H}} d \ensuremath{\text{O}} = \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{H}} \ensuremath{\text{E}} = \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{H}} \ensuremath{\text{E}} = \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{H}} \ensuremath{\text{E}} = \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{E}} = \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{E}} = \ensuremath{\text{E}} \ensuremath{\text{E}} = \ensuremat$$

$$IDF(t,D) = log \frac{ 총 문서 개수}{ 단어 t를 포함하는 문서의 개수}$$

$$TF - IDF(t, d, D) = \frac{TF(t, d)}{TF(t, d)} * IDF(t, D)$$

이미 특성 추출 및 WordCount, 필터링이 진행된 데이터였기 때문에,

식을 그대로 적용하기는 부적절하다고 판단

단어의 빈도와 문서의 빈도를 사용하여 단어마다 중요한 정도에 따라 가중치를 부여하는 방법,

모든 문서에 등장하는 단어는 중요도가 낮으며, 특정 문서에만 등장하는 단어는 중요도가 높다

최초 Custom Score

$$score = \frac{\log(1 + \text{해당 섹션에서 등장 빈도})}{\log(1 + \text{단어를 포함하는 섹션의 개수})}$$

 $TF(t,d) = rac{ ext{E} ext{d} ext{d}}{ ext{E} ext{d} ext{d} ext{e} ext{e} ext{e} ext{c}$

단어의 등장 횟수에 대한 가중치를 주고,

 t^{09} 단어 t를 포함하는 문서의 개수

여러 문서에서 등장하는 단어에 대해 페널티를 주는 아이디어 자체는 TF-IDF와 동일

TF-IDF 아이디어 적용 과정

EXAMPLE) IT_과학 분야 뉴스 크롤링 데이터

④ 최종 Custom Score

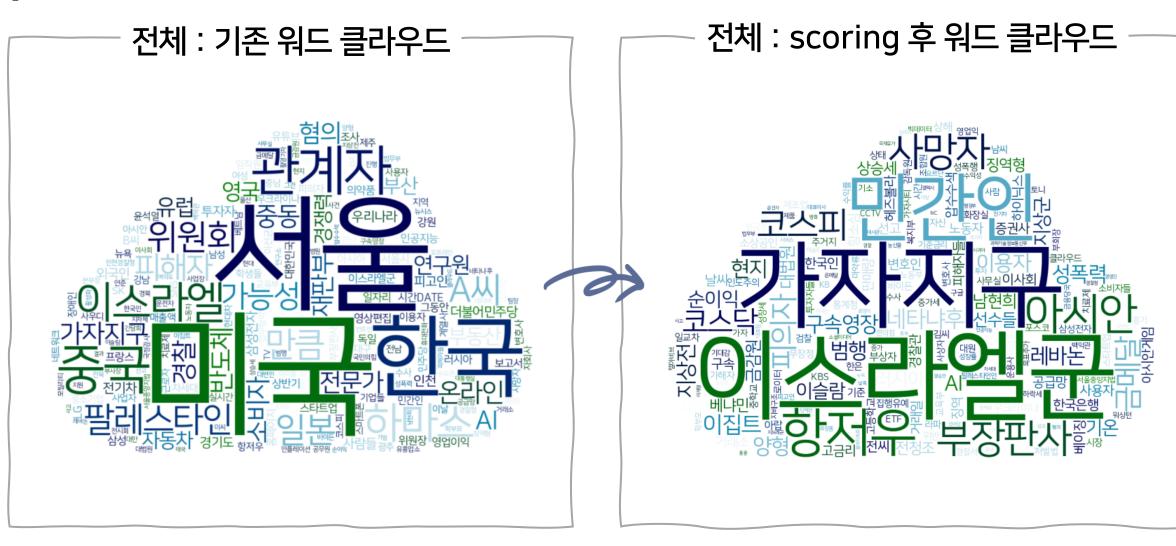
$$score = \frac{\log(1 + IT_{\perp} 과학)}{\log(2 + minmax)}$$

• *it_*과학: IT_과학 분야에서 해당 단어 등장 횟수

• minmax: IT_과학 분야를 제외한 분야에서의 등장 유무 합에 min-max scaling

Word	IT_과학	경제	국제	사회	스포츠	SUM	minmax	score
미국	2526	1	1	1	1	6	1	7.1315
관계자	1941	1	1	1	1	 6	1	6.8918
_ 한국	1854	1	1	1	1	6	1	6.8501
스타트업	938	1	0	0	0	1	0.1666	8.852

결과 비교



5. 유튜브 키워드 추출

유튜브에서 얻을 수 있는 정보

업로더가 직접 업로드하거나, 따로 업로드하지 않은 경우 동영상의 <mark>음성과 소리를 그대로 입력</mark>



[음악] 세상에 없던 우주자파 지식 토크쇼, 스페이사이코신 여러분 환영합 니다. 저는 여러분의 우주여행을 도울

. . .

적용받고 움직인다 이것이 물리학의 핵심이죠 그래서 …



자막

길이가 길고 불필요한 정보가 있기 때문에 문서 요약 필요

5. 유튜브 키워드 추출

TextRank 알고리즘을 적용한 유튜브 키워드 추출

텍스트(스크립트) 전처리

단어 간 가중치 그래프 생성

TextRank 알고리즘 적용

결과 확인

문서를 문장 단위로 분리 후, 형태소 토큰화 품사 태깅을 통해 어근, 명사만 추출

TF-IDF 모델 생성

Sentence-Term Matrix의 상관계수 행렬을 가중치로 사용

가중치 그래프를 이용해 TextRank 알고리즘 적용 Rank가 높은 순으로 정렬 후 요약할 단어 개수만큼 출력

우주(9.75), 물리(5.05), 물리학(3.83), 중요(2.81) …

분석 대상 영상 선별 | ② 정보성 영상 vs 오락성 영상



김상욱 교수의 '오펜하이머'에 관한 이야기 | 전쟁을 끝낸 원자폭탄의 원리와 위력 | 맨해튼 프로젝트



베이즈 통계학 1강 - 사전분포, 사후분포, 베이즈 통계학의 큰 그림 그리기



text 유사도 계산을 통해 제목과 자막을 모두 활용, 제목에 정보를 많이 담고 있으므로 가중치 부여!

분석 대상 영상 선별 | ② 정보성 영상 vs 오락성 영상



처음부터 결말까지 개지리는 영화 ㅎㄷㄷㄷ…



구마유시: 와 상혁이형 …



영상 속 자막을 통해 추출된 키워드만을 통해 주제 파악!

정보성 영상 | ① 키워드 추출

Mecab 키워드 추출 결과

우주 (9.75) 시작 (2.19) 물리 (5.05) 생각 (1.99) 물리학 (2.83) 전자기력 (1.99) 중요 (2.81) 과학 (1.78) 얘기 (2.4) 태양 (1.78) 사람 (2.4) 물리학자 (1.58) 지구 (2.4) 설명 (1.38)

EXAMPLE) [궤도X김상욱] 우주와 물리학 기막힌 콜라보



전반적으로 핵심 소재가 잘 추출되었지만, 영상의 핵심 내용과는 크게 관련이 없지만 Rank가 높거나 중요한 소재임에도 Rank가 낮은 경우가 생김



영상의 제목과 유사도 계산을 통해 한번 더 필터링!

정보성 영상 |② 제목과 키워드 간 유사도 계산

임베딩 (Embeding)

임베딩이란 자연어 처리에서 사람이 쓰는 자연어를 기계가 이해할 수 있도록 숫자 형태인 vector로 바꾸는 과정으로 단어 간 유사도 계산을 위해 필요



BERT

양방향 학습을 지원하는 알고리즘으로, 사전 훈련된 모델을 이용하여 언어 모델을 학습하는 방법

정보성 영상 | ③ 최종 score 계산

EXAMPLE) [궤도X김상욱] 우주와 물리학 기막힌 콜라보



textrank _____ similarit

keywords	제목 간 유사도(similarity)	textrank	score
우주 목리(505)	0.5363	9.75	$0.5365^2 * 9.75 = 2.8055$
물리 물리 물리하 (2.83)	0.2915	3.05 0.2	$02915^2 * 5.05 = 0.4294 * 20$
물리학	0.5057	2.83 0.5	$0.5057^2 * 2.83 = 0.9788$
중요	0.0700	2.81	$0.0700^2 * 2.81 = 0.0137$
사란 (2.4)	묵리한자 (1 58)		118 U.3010 440 목리하자 0.5265
설명	0.1070	7 1.38 _{0.4}	$0.1070^2 * 1.38 = 0.0157$

정보성 영상 | ④ 상위 8개 키워드 추출



금강산, 하늘, 영상, 일제, 조선, 독립, 여성, 시대



칸트, 명제, 사물, 이성, 인간, 공간, 비판, 인식

오락성 영상 ㅣ 고유명사 제거

EXAMPLE) [결말포함] 시간여행자가 알려주는 인생의 교훈 '어바웃타임'

Mecab 키워드 추출 결과

팀 (5.56) 마음 (1.50)

시간 (3.76) 여행 (1.27)

아버지 (2.40) 인사 (1.27)

동생 (2.18) 결국 (1.27)

샬롯 (1.72) 과거 (1.27)

행복 (1.72) 날 (1.27)

친구 (1.50) 힘 (1.27)



영화 주인공 이름과 같은 고유명사들이 다수 존재

→ 이 경우 mecab에서 NNP(고유명사)로 분류

볼때마다 새롭고 아봤으면 이절소의



NNP(고유명사)로 분류된 키워드 제거

오락성 영상 | 상위 8개 키워드 추출



팀, 시간, 아버지, 동생, 행복, 친구, 마음, 여행

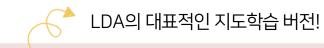


꿈, 단계, 자신, 의식, 아리아드네, 사이트, 임무, 마음

3. 토픽 모델링

Labeled LDA (L-LDA)

L-LDA



여러 개의 <mark>주제가 label된</mark> 문헌들의 집합을 분석 🔷 주제별 단어 분포를 학습

새로운 문헌이 입력되어도, 해당 문헌에 <mark>어떤 주제가 얼마나 포함</mark>되어 있는지 계산 가능!



텍스트 자동 분류나 자동 태깅, 키워드 추출 등에 유용



3. 토픽 모델링

Labeled LDA (L-LDA)

우리의 목적!

유튜브 키워드가 들어왔을 때, 그 키워드가 어느 KDC분류에 대한 정보를 갖고 있는지 <mark>분류</mark>해주는 것

L-LDA

주제분포를 모르는 <mark>새로운 문서</mark>가 입력되어도, 토픽을 이용해 다시 따로 매칭해주는 과정 없이 해당 문서에 어떤 <mark>주제</mark>가 얼마만큼 속해 있는지를 효율적이고 정확하게 생성 가능

3. 토픽 모델링

Labeled LDA (L-LDA) | 주제별 단어 분포

철학 (100)

철학, 삶, 자신, 마음, 인간, 심리학, 인생, 감정, 말, 생각 …

기술과학 (500)

치료, 음식, 기술, 의학, 요리, 레시피, 만들, 기술, 설명 …

종교 (200)

하나님, 삶, 성경, 종교, 불교, 기독교, 사람, 사랑, 신앙 …

예술 (600)

미술, 예술, 영화, 디자인, 사진, 이야기, 작가, 이해, 세계 …

사회과학 (300)

사회, 경제, 기업, 투자, 교육, 정치, 분석, 제시, 변화 …

문학 (800)

소설, 사랑, 이야기, 시인, 아이, 마음, 삶, 친구, 엄마 …

자연과학 (400)

과학, 수학, 우주, 지구, 자연, 식물, 생명, 연구, 설명, 알 …

역사 (900)

역사, 조선, 문화, 나라, 일본, 전쟁, 유럽, 여행, 이야기 …

Motivation

클러스터 분포를 반영하지 않고 영상이 하나만 입력되었을 때



영상이 갖고 있는 정보 하나에 의해서만 분포가 결정되는데, 그것이 실제 사용자의 선호도 분포라고 단정할 수 없음

Bayesian 통계 분석

베이즈 패러다임

경험에 기반한 정보를 기반으로 하여, 추가 정보(관측)를 바탕으로 확률을 갱신

유튜브 기록으로부터 얻은 분포
$$P(\theta|y) = \frac{P(y|\theta) \cdot P(\theta)}{P(y)}$$
 클러스터 분포

최종 선호도 분포

Bayesian 통계 분석

켤레 사전분포(Conjugate prior)

사후 확률이 사전 확률 분포와 같은 분포 계열에 속하는 경우

켤레 사전분포를 이용하면 사전 분포의 parameter를 업데이트하는 방식으로 사후 확률을 계산할 수 있게 되어 계산이 간편해짐

클러스터 분포와 선호도 분포 모두 <mark>디리클레 분포</mark>를 따르고 디리클레 분포는 디리클레 분포에 대한 Conjugate Prior이므로, 효과적으로 분포를 업데이트할 수 있음!

계층적 모형과 경험적 베이즈

계층적 모형

사전 분포 역시 다른 모수(hyperparameter)에 의존하는 모형

$$y_1, \dots, y_n \mid \theta_1, \dots, \theta_n, \lambda \sim P(y_i | \theta_i, \lambda)$$

$$\theta_1, \cdots, \theta_n \mid \lambda \sim P(\theta_i | \lambda)$$

Hyperparameter

데이터에 의해 사전 분포가 결정됨 hyperparameter는 보통 MLE로 추정 (Maximum Likelihood Estimator)

경험적 베이즈(EB)

관측치에 근거해 초모수 λ를 추정한 후 이를 대입해 추론에 사용하는 방법

최종 분포 생성 과정

Ex) 영상이 2개 입력된 경우







우주, 물리학, 물리학자, 물리, 지구, 과학, 태양, 전자기력





. . . .

0 00 ... 0 0012

자연과학

 $[0.0012, \cdots, 0.99, \cdots, 0.0012]$



폭탄, 아인슈타인, 사람, 미국, 과학자, 원자, 전쟁, 이야기 [0.013, ···, 0.595, 0.137, 0.013]

자연과학

최종 분포 생성 과정

Ex) 영상이 2개 입력된 경우

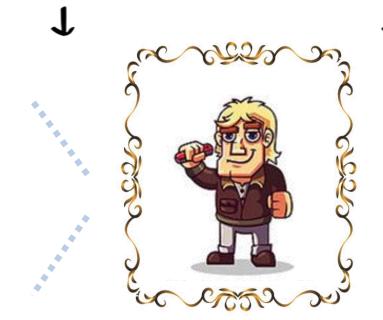
Likelihood 계산

사전 분포와 관측을

이용한 분포 업데이트

자연과학 [0.0012, ···, 0.99, ···, 0.001]

자연과학 역사 [0.013, ···, 0.595, 0.137, 0.013]



자연과학 Dir(3.54, ···, 5.87, ···, 1.68)

Likelihood가 가장 높은 맥가이버 분포를 사전 분포로 지정

최종 분포 생성 과정

Ex) 영상이 2개 입력된 경우

선호도 분포 생성

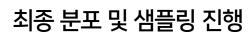


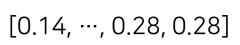
자연과학

Dir(3.54, ···, 5.87, ···, 1.68)

....

 $[0.2, \cdots, 0.36, 0.02]$







사회 이슈 키워드로부터 L-LDA 분포 생성 종교 역사 [0.001, 0.257, ···, 0.592, 0.001]

1

가중합(선호도 0.7, 이슈 0.3)

5. 추천시스템

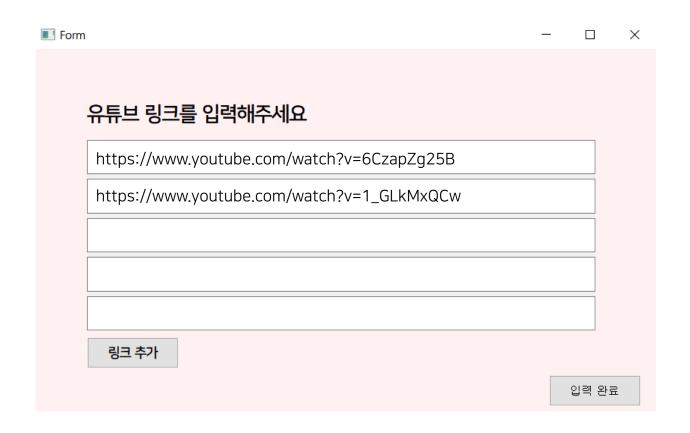
1. 추천 대상 도서 선택



- 1) 서울도서관 인기 도서
- 2) 이달의 신간
- 3) 성균관대학교 핫북 中 선택 가능

5. 추천시스템

2. 유튜브 링크 입력



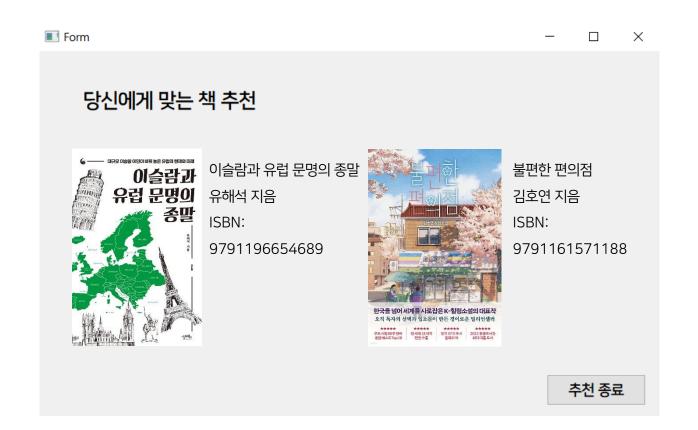
각 영상들로부터 키워드를 추출하고 L-LDA를 이용한 1차 분포 형성

EB를 이용한 분포 업데이트 및

사회 이슈 분포와 결합해 최종 분포 형성

5. 추천시스템

3. 책 추천



선택된 추천 대상 도서 데이터에서 최종 분포로부터 샘플링하여 책 추천 진행

가하니다!

