

# 용어 신뢰도 기반 유튜브 영상 필터링 웹 서비스 설계

한소현<sup>0\*\*</sup>, 신희원\*, 황윤조\*, 김윤희\*

\*숙명여자대학교 컴퓨터과학전공

\*\*숙명여자대학교 통계학전공

vitamincow@naver.com, gmlndnjs9803@sookmyung.ac.kr,

heojwl97@naver.com, yulan@sookmyung.ac.kr

## Design of Youtube Video Filtering Web Service based on Reliability Analysis of Terms

So-Hyun Han<sup>0\*\*</sup>, Hee-Won Shin\*, Yoon-Jo Hwang\*, Yoonhee Kim\*

\*Dept. of Computer Science, Sookmyung Women's University

\*\*Dept. of Statistics, Sookmyung Women's University

### 요 약

유튜브 등의 1인 미디어 플랫폼 열풍과 반대로, 이에 대한 엄격한 방송 규약은 존재하지 않아 생기는 여러 사회적 문제가 대두되고 있다. 이러한 1인 미디어 시청자는 원하는 정보를 찾기 위해 영상 제공자가 제공하는 정보에만 의존하여 영상을 선택하고 내용을 확인하여야 한다. 그 결과 의도한 주제와 맞지 않은 영상을 시청하게 되는 비효율성을 해결하기 위해, 본 연구에서는 용어 신뢰도 기반 유튜브 영상 필터링 웹 서비스(YouChoose)를 제안한다. YouChoose는 유튜브 리뷰 영상의 음성을 자연어 처리 기법을 이용하여 사전 처리하고 신뢰도를 도출해 사용자에게 제공함으로써 검색 시 의도와 일치하는 영상을 직접 시청 전에 추천 받을 수 있도록 한다.

### 1. 서론

1인 미디어 시대가 도래하면서 다양한 세대가 SNS에서 많은 정보를 교류하고 있다. 1인 미디어는 언제나 어디서든 스마트폰이 있다면 시청할 수 있고, 댓글 등으로 의견을 쉽게 표현할 수 있다는 장점이 있다. 그로 인해 매년 많은 사람이 미디어 제작자 혹은 수용자가 되며 이러한 체제를 견고히 하고 있다. 그러나, 엄격한 규정의 부재를 이용하여 자극적인 가짜 뉴스, 광고성 리뷰 등의 문제가 사회적 이슈로 떠오르고 있다. 여전히 시청자는 제목이나 썸네일만으로 영상에 대한 정보를 얻으므로, 시청하기 전에는 원하는 영상인지 알 수 없다.

본 연구에서는 자연어 처리와 머신러닝을 활용하여 유튜브 플랫폼 영상 필터링 웹 서비스(YouChoose)를 제안한다. YouChoose는 유튜브 동영상 음성에 대한 스크립트와 영상 내 시청자 댓글을 통해 신뢰도를 추출하여 영상들의 신뢰도를 사전 분석하고 이후 검색 시 신뢰도 중심의 필터링 서비스로 사용자가 원하는 영상을 쉽고 정확하고 빠르게 얻을 수 있는 기회를 제공한다. 제안한 서비스를 화장품 리뷰, 먹방 영상을 대상으로 실험하고 영상 분야에 따른 신뢰도를 도출한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장은 관련 연구, 3장은 YouChoose의 시스템 구조, 4장은 실험 결과 및 분석이고 5장의 기능구현, 6장의 결론으로 끝맺는다.

### 2. 관련 연구

[1] 논문에서는 SNS에서 사용되는 용어와 표준어의 상대 유사성을 비교함으로써 기존 감성 분석 오류를 보완하여 비속어 감성 사전을 구현하였다.

[2] 논문은 PMI(Point-wise Mutual Information)를 활용한 문서 내 단어 간 연관성을 기반으로 전처리 없이 중요 복합명사를 하나의 키워드로 인식하는 방법을 제안했다.

### 3. YouChoose

#### 3.1 시스템 구조

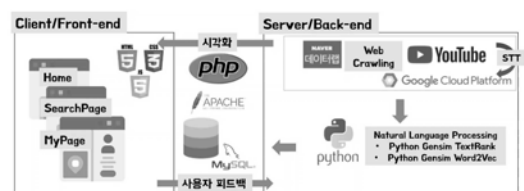


그림 1 YouChoose 시스템 구조도

그림 1은 YouChoose의 시스템 구조도이다. 서버에서는 주기적 크롤링을 통한 인기 검색어 및 유튜브 영상 수집을 진행한다. 수집된 영상은 STT를 통해 스크립트로 추출한다. 이에 대해 수식어구와 표준어 사용 비율, 말늘임 갯수, 제목 내용 간 일치율, 댓글 감성 분석 등을 적용하여 신뢰도를 추출하고 DB에 저장하는 과정을 주기적으로 자동 실행한다. 사용자가 영상을 검색하면 검색어에 해당하는 신뢰도 분석 결과 및 영상 정보, 연관 검색어 및 인기 검색어 데이터를 제공한다. 제공된 데이터는 마이 페이지, 영상 검색 페이지 등으로 시각화되어 웹 사이트를 구성한다.

### 3.2 연관 검색어 추출기

검색이 자주 된 단어가 아닌, 실제 검색된 영상에서 자주 사용되는 단어들을 추출, 조합하여 연관 검색어로 제공한다. 이를 위해, 사용자가 입력한 검색어에 대해 최근 1주 기준 분석된 내용을 제공한다. 이를 위해, 유튜브 영상들을 모두 추출, 각 영상의 스크립트를 KOMORAN[3] 형태소 분석기를 이용하여 토큰화한다. 이후, 상위 10개의 빈출 토큰을 추출하고 이를 조합하여 연관 검색어로 출력한다.

### 3.3 영상 신뢰도 추출기

#### 3.3.1 영상 스크립트 기반 신뢰도 추출

영상 스크립트를 Google Cloud Platform의 STT(Speech-To-Text) API[4]를 이용하여 추출한다. 추출한 스크립트를 KOMORAN 형태소 분석기로 토큰화하고, 자연어 처리 기법 중 하나인 TextRank를 이용하여 핵심어구와 핵심문장을 구한다.[2] 수식어구 비율과 제목-내용 간 일치율은 특정 토큰의 빈도를 통해 추출한다. 표준어 사용 비율은 국립국어원 표준국어대사전 API[5]를 활용한 크롤러를 만들어 추출한다. 말늘임 표현 개수는 진술의 진실성을 떨어뜨리는 ‘아’, ‘그’, ‘음’, ‘그냥’ 등의 토큰 개수를 측정한다.

#### 3.3.2 영상 댓글 기반 신뢰도 추출

영상 댓글을 이용하여 감성 분석과 영상 댓글 내에 영상에 속았음을 의미하는 표현을 추출한다. 댓글의 전체 감성 비율 중 부정이 높을수록 신뢰 점수를 낮춤으로써 실제 시청자의 감성을 반영한다. 댓글 감성 분석은 김봄(2019)의 논문[1]을 참고하였으며, 신조어 생산이 높은 유튜브의 특성에 맞게 표준어 감성사전과 Word2Vec[6]을 이용하여 약 400개의 단어에 대해 분야별 신조어 감성사전을 구축, 이를 통해 평가하였다.

또, 댓글에 속았음을 나타내는 언어표현이 들어간 경우, 신뢰 점수를 낮춘다. 속았음을 나타내는 언어표현으로는 “속-”, “뉘-”, “뉘시”, “어그로” 등을 사용하였다.

### 3.4 최종 신뢰도 도출

모든 영상에 대하여 스크립트 점수와 댓글 점수를 더하여 영상 신뢰도를 추출한다. 만일, 영상 신뢰도가 2점 미만이라면 해당 영상을 낚시리스트에 추가한다. 또, 각 리뷰어의 최근 1주 영상들의 평균 신뢰도를 계산하여 리뷰어 신뢰도를 도출한다. 리뷰어 신뢰도가 2.5점 미만일 경우에는 해당 리뷰어를 차단 추천 리스트로 추가한다.

3.3절을 통해 얻은 신뢰도의 판단 지표가 되기 위해서 신뢰 가능과 신뢰 불가능의 지표 분포를 분석한다. 3인 이상 연구자의 주관을 통합한 신뢰도에 대해, 2 sample Kolmogorov-Smirnov test를 진행한다. 검정 후, 다범주 로지스틱 회귀분석을 실시한다. 총 19가지의 모형을 추출하여 적합시, AIC의 값이 작은 모형들 중 전반적으로 고른 점수가 나타나는 모형을 선택하여 신뢰도 기준을 설정하여 분석한다.

## 4. 실험 결과 및 분석

### 4.1 연관 검색어 추출

표2은 제시된 방법으로 도출된 분야별 빈출 단어의 예시이다.

<표 2> 분야별 빈출 단어 예시

분야	빈출 단어	평균 사용 빈도
라네즈네오쿠션	커버	0.0241
	문-	0.0203
불마왕라면	맵-	0.0990
	떡-	0.1056

‘라네즈네오쿠션’과 ‘불마왕라면’을 검색하면 나오는 상위 15개의 영상 스크립트에 대해 검색어와 함께 사용되는 빈출 단어와 평균 사용 빈도를 도출하였다. 라네즈네오쿠션은 ‘커버’, ‘문-’등의 제품 표현이 각각 0.0241과 0.0203으로 나타났다. 이는 마스크에 묻지 않는다고 홍보하는 것에 대한 결과로 해석된다. 불마왕라면은 ‘맵-’, ‘떡-’ 등의 맛 표현이 0.0990과 0.1056으로 나타났다. 이는 매운맛을 타겟으로 한 해당 제품의 결과이다.

4.2 영상 신뢰도 결과 분석



그림 2. yootrue



그림 3. 보검 BK

그림 2와 그림3은 각각 yootrue의 ‘여름철 피지&각질 케어법, 팩추천’ 영상[7], 보검 BK의 ‘불마왕라면 이거먹고 지금 응급실입니다 T eating mukbang’영상 [8]에 대한 핵심어구 워드 클라우드이다. 제목과 같이, yootrue는 ‘피지’, ‘상처’, 보검BK는 ‘불마왕라면’, ‘매운 비빔면’의 내용이 드러남에 따라 TextRank에 따른 핵심어구가 잘 도출되는 것으로 보인다.

표3은 스크립트 신뢰도를 구성하는 지표들의 실험 결과값이다.

<표 3> 스크립트 신뢰도

영상	수식 (비율)	제목내용 일치율	표준어 (비율)	말늘임 (개수)
yootrue	0.0554	0.0354	0.9700	11
보검BK	0.1020	0.0000	0.9035	25

수식어구 사용 비율은 yootrue가 0.0554, 보검BK가 0.1020으로 보검BK가 리뷰를 할 때, 불필요한 수식어구를 반복한다는 것을 알 수 있다. 영상 주제는 주로 제목에 포함되는데, yootrue와 보검BK의 영상 내용과 제목 간 일치율은 각각 0.0354와 0이다. 이는 영상 내에서 주제와 관련 없는 이야기를 한 결과이다. 표준어 사용 비율은 yootrue와 보검BK 각각 0.97와 0.9035로 높은 수치를 나타내었으며 이는 표준어 사용으로 신뢰를 얻으려는 의도가 강한 리뷰의 특징으로 보인다. 말늘임 표현으로는 ‘아’, ‘그’, ‘음’ 등을 사용하였으며, yootrue는 11개, 보검BK는 25개로 측정되어 설명에 있어서 주저함의 강도를 나타내었다.

표4는 댓글 신뢰도를 구성하는 지표들의 결과값이다.

<표 4> 댓글 신뢰도

영상	댓글 감성 점수			낙시표현 (개수)
	긍정	중립	부정	
yootrue	0.48	0.00	0.52	0
보검BK	0.39	0.00	0.61	50

댓글 감성 점수는 총 3가지의 감성으로 분류되는데, yootrue와 보검BK 모두 가장 높은 감성은 부정이지만, 긍정에 대한 부정의 비율을 따지면, yootrue는 1.08, 보검BK는 1.56으로 보검BK에 대한 댓글 반응이 더 부정적이다. 댓글 내 속았음을 나타내는 표현을 본

연구에서는 ‘낙시 표현’이라고 지칭하였는데, 이러한 표현은 yootrue에서는 0개, 보검BK는 50개의 댓글에서 관찰이 되었고, 이는 보검BK의 영상에서 제목, 썸네일과 상반된, 즉 단순히 관심을 끌기 위한 거짓 내용을 내세웠음을 알 수 있다.

4.3 최종 신뢰도 분석

표3의 스크립트 신뢰도 결과값들을 이용하여 로지스틱 회귀 모형을 적합하였다. 수식어구의 경우, 상위 하위 각각 37.5%, 표준어는 25%, 말늘임표현은 40%, 제목일치는 30%의 모델이 적절하다고 선택되었다. 이러한 모델들로부터 신뢰도 점수의 상대적인 높낮이를 정하였다. 표5는 4.2절에서의 영상에 대하여 모형을 적합한 최종 신뢰도이다.

<표5> 영상 신뢰도 지표값과 최종 신뢰도

영상	스크립트				댓글		최종
	수식	표준어	말늘임	제목일치	감성	낙시	
(1)	낮음	높음	평균	높음	평균	낮음	5
(2)	높음	평균	높음	낮음	낮음	높음	0

영상(1) yootrue    영상(2) 보검BK

yootrue의 영상(1)은 수식어구 사용 비율이 하위 20% 안에 속하여 ‘높음’에, 표준어 비율과 제목일치율이 상위 5% 안에 속하여 ‘높음’, 말늘임 표현은 평균에 해당하여 최종적으로 신뢰도 5점이 출력되었다. 반면, 보검BK의 영상(2)은 표준어 사용 비율은 평균적이지만 수식어구 사용 비율(상위 10%), 말늘임 표현 사용(상위 20%)이 높고, 제목일치율(하위 5%)이 낮아서 최종적으로 신뢰도 1점의 값이 출력되었다.

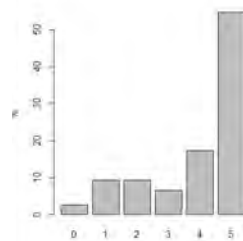


그림 4. 화장품 리뷰

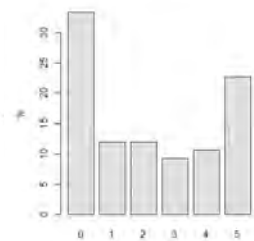


그림 5. 먹방 리뷰

분야별로 각각 11개의 리뷰에 대해 신뢰도 측정을 실시하였다. 그림4는 화장품 리뷰, 그림5는 먹방 분야의 최종 신뢰도 분포이다. 전체 72%에 해당하는 화장품 리뷰들이 4-5점의 신뢰도를 가진다. 화장품 리뷰의 경우 비율이 가장 높은 5점에 해당하는 영상이 비율이 가장 적은 0점에 해당하는 영상보다 20.5배가 많다. 반면, 먹방 리뷰에서는 비율이 가장 높은 0점에 해당하는 영상과 가장 낮은 비율인 3점에 해당하는 영상은

3.6배이다. 많은 정보를 제공하는 화장품 리뷰의 특성 상, 수식어구가 상대적으로 적고 제목일치율이 높아서 신뢰도가 상대적으로 높다. 반면, 먹방은 수식어구의 사용이 잦아 신뢰도가 낮은 영상이 많으며, 영상 스타일에 따라 전개형식이 다양하기 때문에 신뢰도 점수 간의 비율이 서로 크게 차이 나지 않는 것으로 보인다.

## 5. 기능 구현

### 5.1 세부 검색을 위한 연관 검색어 제공

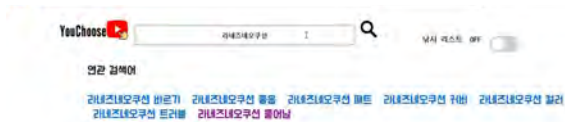


그림 6 연관검색어

그림6은 검색어 입력 시 출력되는 연관검색어이다. 해당 검색어에 대한 영상들의 토큰 빈도수를 추출하고 사용 빈도수가 높은 상위 5개 어휘 토큰을 조합하여 제공한다.

### 5.2 영상 분석 결과와 신뢰도에 따른 낚시리스트 제공



그림 7 영상 분석 및 신뢰도 결과      그림 8 낚시리스트

그림7은 검색어 입력 시 출력화면이다. 신뢰도, 표준어 사용 비율, ‘긍정’, ‘중립’, ‘부정’의 감성분석 결과에 바 그래프로, 중심키워드는 워드클라우드로 출력된다.

그림8은 낚시리스트이다. 검색어에 대한 신뢰도가 2.5 미만인 영상에 대하여 낚시리스트가 출력된다.

### 5.3 차단 추천 및 차단 기능



그림 9 차단 추천 및 차단리스트 화면

그림9는 차단리스트 및 차단 추천 리스트 화면이다. 로그인된 사용자는 마이페이지에서 차단리스트를 확인할 수 있다. 차단 추천 리스트는 신뢰도가 높지 않은 리뷰어를 차단할 것을 제안하는 리스트이다.

## 6. 결론

본 논문에서는 유튜브 영상 시청자들을 위한 효과적인 영상 필터링 서비스(YouChoose)를 제안하였다. YouChoose는 내용 전달에 중요한 표준어 비율, 댓글 감성 분석 결과, 해당 영상에서 많이 나오는 단어들을 그래프와 워드 클라우드로 제공하므로 사용자가 해당 영상에 대한 주요 내용을 시각적으로 알 수 있다. 또, 영상 신뢰도에 따라 판별된 낚시 리스트, 리뷰어 신뢰도에 따라 판별되는 차단 추천 리스트를 통해 원하지 않는 영상들을 편리하게 제외할 수 있다. 영상을 본 이후에는 사용자 평점을 반영하여 피드백을 반영한다.

이 논문(저서)은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국과학창의재단(2020년도 학부생 연구프로그램)의 지원을 받아 수행된 연구임.

## 참고문헌(Reference)

- [1] 김봄, 류소정, 오현주, 정윤영, 김세진, 김윤희. "SNS 빅데이터의 상대 유사도를 반영한 감성 분석 시스템 설계" 한국정보과학회 학술발표논문집 VOL.2019 NO.6 (2019):1581-1583
- [2] 이한동, 김종배, 복합명사를 포함하는 개선된 키워드 추출 방법. 예술인문사회 융합 멀티미디어 논문지 7(10), 857-864.(2017)
- [3] JAVA 기반 형태소 분석기 KOMORAN <https://github.com/shineware/KOMORAN>
- [4] Google Cloud의 Speech-to-Text(STT) API <https://cloud.google.com/speech-to-text?hl=ko>
- [5] 국립국어원 표준국어대사전 API <https://stdict.korean.go.kr/openapi/openApiInfo.do>
- [6] Gensim, Word2Vec <https://radimrehurek.com/gensim/>
- [7] [https://youtu.be/IVINsZvg\\_4](https://youtu.be/IVINsZvg_4)
- [8] <https://youtu.be/bMZoefkqSpQ>