

# Integrated Verbal and Nonverbal Sentiment Analysis System for Evaluating Reliability of Video Contents

Hee Won Shin<sup>†</sup> · So Jeong Lee<sup>††</sup> · Gyu Jin Son<sup>††</sup> · Hye Rin Kim<sup>††</sup> · Yoonhee Kim<sup>†††</sup>

## ABSTRACT

With the advent of the “age of video” due to the simplification of video content production and the convenience of broadcasting channel operation, review videos on various products are drawing attention. We propose RASIA, an integrated reliability analysis system based on verbal and nonverbal sentiment analysis of review videos. RASIA extracts and quantifies each emotional value obtained through language sentiment analysis and facial analysis of the reviewer in the video. Subsequently, we conduct an integrated reliability analysis of standardized verbal and nonverbal sentimental values. RASIA provides a new objective indicator to evaluate the reliability of the review video.

Keywords : Verbal Sentiment Analysis, Nonverbal Sentiment Analysis, Youtube, Natural Language Processing

## 영상 콘텐츠의 신뢰도 평가를 위한 언어와 비언어 통합 감성 분석 시스템

신 희 원<sup>†</sup> · 이 소 정<sup>††</sup> · 손 규 진<sup>††</sup> · 김 혜 린<sup>††</sup> · 김 윤 희<sup>†††</sup>

## 요 약

IT 기술 발달에 따른 영상 콘텐츠 생산과 소비가 증가함에 따라 영상 콘텐츠를 통한 제품 리뷰 정보로 구매의사 결정이 빈번해졌다. 따라서, 리뷰 영상에 대한 신뢰성을 평가할 필요가 있다. 본 연구에서는 제품 리뷰 영상을 얼굴 표정 분석과 텍스트 마이닝을 통해 리뷰어의 표정과 음성을 분석하여 영상의 신뢰도를 분석한다. 영상 내 인물 표정의 감성 값을 추출하는 알고리즘을 활용하여 비언어 감성을 정량화하고, 유의미한 감정 변화 구간을 추출한다. 유의미한 감정 변화 구간의 리뷰어 음성을 텍스트화하여 표준어 및 비표준어 감성 사전 활용을 통해 긍정과 부정으로 리뷰에 대한 언어 감성 분석 후 수치화 한다. 비언어 감성 분석과 언어 감성 분석의 결과를 통합하여 일치 여부에 따라 신뢰도를 도출한다. 본 연구를 통해 영상 콘텐츠의 신뢰성 평가 방법을 제시한다.

키워드 : 언어 감성 분석, 비언어 감성 분석, 유튜브, 자연어 처리

## 1. 서 론

최근 제품이나 서비스에 대한 개인적 경험과 평가를 보여주는 리뷰 동영상이 인기를 끌며 구매 희망자의 제품 구매와 선택에 있어서 영상 콘텐츠가 많은 영향을 미치고 있다[1]. 이

러한 온라인 리뷰에 대한 중요도가 높아짐에 따라 온라인 리뷰를 분석하여 리뷰어의 의견이나 평가, 태도, 감성 등을 추출하는 오피니언 마이닝에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 기존의 리뷰 분석을 위한 방법으로는 댓글을 통한 텍스트 분석이 지배적이었다[2]. 그러나 영상 속 리뷰어의 정확한 감성 추출을 통한 리뷰의 신뢰성 판단은 댓글 분석만으로는 부족하다[3]. 영상의 신뢰성을 판단하기 위해서는 영상의 비언어적 감성을 함께 고려할 필요가 있다[4]. 따라서 리뷰 동영상의 음성과 영상을 두루 분석할 수 있는 시스템이 필요하다.

이를 위해 본 논문에서 리뷰 영상의 언어와 비언어 감성 분석 결과에 대한 통합 신뢰도 분석 시스템(Reliability Analysis System using Integrated Analysis of Verbal and Nonverbal Language : RASIA)을 제안한다. 리뷰 동영상에 나오는 인물의 표정을 통해 리뷰어의 비언어 감성을 분석하고, 리뷰어

※ 이 논문은 2021년도 정부재원(과학기술정보통신부 여대학원생 공학연구팀 제 지원 사업)으로 과학기술정보통신부와 한국여성과학기술인지원센터의 지원을 받아 연구되었습니다.

※ 이 논문은 2020년 한국정보처리학회 추계학술발표대회의 우수논문으로 “언어와 비언어 표현의 통합 분석을 통한 리뷰 동영상의 신뢰성 분석 시스템 설계”의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.

† 비 회 원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 석사과정

†† 비 회 원 : 숙명여자대학교 소프트웨어학부 학사

††† 중신회원 : 숙명여자대학교 소프트웨어학부 교수

Manuscript Received : December 16, 2020

First Revision : January 13, 2021

Accepted : January 26, 2021

\* Corresponding Author : Yoonhee Kim(yulan@sookmyung.ac.kr)

의 음성을 텍스트로 변환하여 긍정 혹은 부정에 가까운 언어 감성값을 수치화함으로써 두 감성 일치도에 따라 리뷰 신뢰성을 평가한다. 오픈 소스 API를 이용하여 리뷰 동영상 속 리뷰어의 표정에 대한 비언어 감성 값을 추출하고, 언어와 비언어 감성 값의 일치 여부에 맞게 가중치를 주어 최종적으로 통합 신뢰도를 도출한다[5].

본 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 영상에 대한 감성 분석의 기존 연구에 대한 요약을 제공한다. 3장에는 제안된 영상 언어와 비언어적 요소의 감성 분석을 통한 통합 신뢰도 분석 시스템 RASIA의 설계 및 구현을 설명한다. 4장은 실험 및 해당 평가 결과, 5장은 결론이다.

## 2. 관련 연구

[1] 논문에서는 온라인 상품 사용 후기의 방향성이 구매 의도에 영향을 미치며 긍정적인 경우 소비자의 구매 의도가 높아지고 부정적인 경우 소비자의 구매 의도가 낮아지는 결과를 제시하였다.

[2] 논문에서는 SNS 등에서 사용되는 인터넷 용어와 표준어와의 유사성에 따라 비속어 감성 분석 오류를 보완한 감성 분석 시스템을 제안했다. 하지만 복합문이 아닌 단순 댓글 분석에 치중했다는 한계가 있다.

[3] 논문에서는 내면 감정에 대한 거짓말을 할 경우에 얼굴과 신체에 어떠한 변화가 일어나는지 관찰하였다. 발화 언어 표현과 표정 또는 몸짓 등의 비언어적 표현이 다를 때 거짓말 탐지가 가능함을 확인하였다.

[4] 논문에서는 1/4초 내외에서 지속되는 미세표정을 통해 숨기려는 감정을 포착 가능하며, 미세표정은 숨기려는 감정을 드러냄과 동시에 위장된다는 것을 확인하였다.

[5] 논문에서는 거짓말 탐지검사의 측정 기준으로 삼는 ‘일관성’의 실증적 타당성을 검증하고, 발화의 신뢰성을 평가할

때 일관성을 사용함이 타당함을 확인하였다.

[6] 논문에서는 콘텐츠 반응 영상 구간별 감성의 시계열 변화량이 유의미한 프레임에 등장하는 오브젝트를 식별, 해당 감성 값을 정량화함으로써 인물 감성과 오브젝트에 대한 관계를 분석했다.

[7] 논문에서는 단일 감성에서 긍정과 부정은 상호 배타적이 아닌 독립적이므로 공존할 수 있으며, 복합적인 감성은 단일 감성 단어들의 합으로 표현할 수 있음을 분석하였다.

## 3. 시스템 설계

### 3.1 RASIA (Reliability Analysis System using Integrated Analysis of Verbal and Nonverbal Sentiment)

RASIA는 사용자가 입력한 리뷰 영상의 언어와 비언어 감성을 분석하여 통합 신뢰도를 도출해주는 시스템이다. Fig. 1은 시스템의 구조도이다.

사용자로부터 분석하고자 하는 리뷰 동영상을 입력받으면 전처리기(Preprocessor)을 통해 리뷰를 진행하는 부분만을 추출한다. 구간 분리기(Section Separator)에서는 음성의 문장별 timestamp를 추출하여 구간을 분리한다. 언어 감성 값 추출기(Verbal Sentiment Value Extractor)에서는 음성을 텍스트로 변환하여 감성 분석을 하며 미리 구축된 감성 사전에 없는 단어가 있다면, 비표준어 감성 사전 구축기(Non-Standard Language Sentiment Dictionary Constructor)를 통해 감성 값을 계산해 추가한다. 비언어 감성 값 추출기(Nonverbal Sentiment Value Extractor)에서는 리뷰어의 표정을 통해 감성값을 추출한다. 언어의 감성값과 비언어 감성값의 통합 분석을 위하여 두 값을 긍정, 부정, 중립의 3가지 감성 표현으로 통일한다. 통합 신뢰도 분석기(Integrated Reliability Analyzer)에서는 언어와 비언어의 감성 값의 일치 여부를 토대로 리뷰 동영상의 신뢰도를 계산한다.

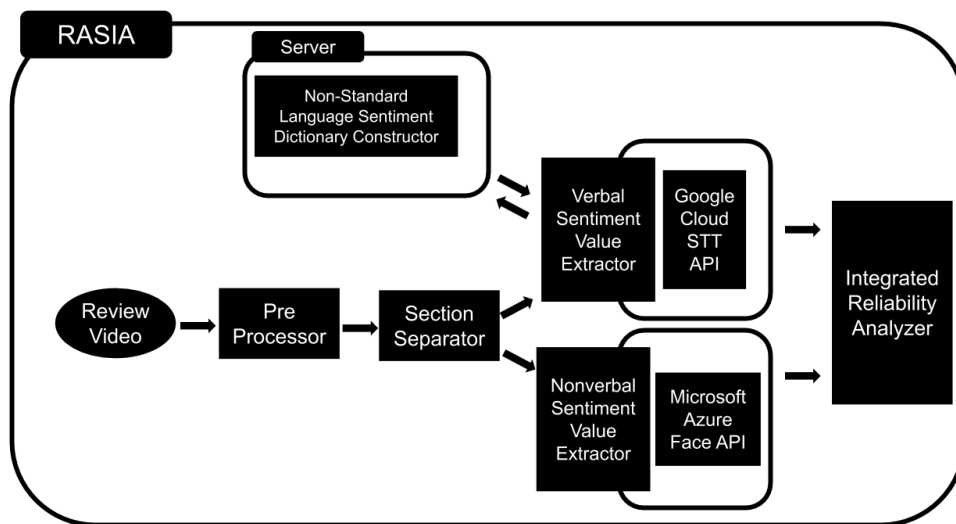


Fig. 1. System Structure of RASIA

### 3.2 기능 설계

RASIA는 다음과 같은 다섯 가지 기능들로 구성되어 있다.

#### 1) 영상 전처리 및 구간 분리(Pre Processor and Section Separator)

리뷰 동영상은 리뷰어의 얼굴이 확실한 것을 기준으로 선정한다. 이후 전처리를 통해 대상 콘텐츠에 반응하는 부분만을 추출한다. 음성 텍스트 변환 후, 문장별 구간 추출 코드를 통해 해당 콘텐츠의 문장별 문장 시작 시점과 종료 시점을 도출하고 리뷰 동영상의 프레임 구간으로 단위를 변환한다.

#### 2) 언어 감성값 추출기(Verbal Sentiment Value Extractor)

리뷰 동영상의 언어 감성값 분석을 위해 Google Cloud의 Speech-to-Text(STT) API[9]를 이용하여 음성을 텍스트로 변환한다. 변환한 텍스트는 형태소 별 감성 값 분석을 위해 Java 기반의 형태소 분석기 KOMORAN[10]을 이용한다. 분석 형태소에 대해 감성 사전[11]과 자체 구축한 비표준어 감성 사전에서 긍정, 부정, 중립의 감성 값을 가져와 언어의 감성 값 도출 알고리즘(Fig. 2)을 통해 감성 극성 값을 도출한다.

먼저, 알고리즘의 입력 데이터는 해당 리뷰 동영상의 모든 문장이고, 형태소 분석기를 통해 분석된 1차원 배열들로 구성된 문장들의 2차원 배열이다. 모든 문장에 대해 용언이 2개 이상으로 구성된 복합 문장일 경우 용언을 기준으로 단순 문장으로 나눈다(03-05). 단어의 감성 값이 표준어 감성 사전에 없을 경우, 비표준어 감성 사전 구축기(Non Standard Language Sentiment Dictionary)를 통하여 감성 값을 도

```

Algorithm: Verbal_Language_Sentiment_Analysis Algorithm
Input: String[][] sentences, int numberOfSentences
Output: double[] verbalPolarity

01: double sentiments[3];
02: double sentenceSentiments[numberOfSentences][3];
03: for each sentences do
04:   if (sentences[i] = complex sentence)
05:     then divide into simple sentences based on a predicate;
06:   for each sentences[i] do
07:     if (not exist in the standard language sentiment dictionary)
08:       then NonStandardLanguageSentimentDictionary(sentences[i][j])
09:     sentenceSentiments[i] += ExtractSentimentValue(sentences[i][j]);
10:     if (sentences[i][j] = predicate)
11:       then set the sentiment value of all words in the sentence
12:         to zero for sentiments with zero of the predicate;
13:   verbalPolarity[i] = CalculateVerbalPolarity(sentences[i]);
    
```

Fig. 2. Algorithm: Verbal Sentiment Analysis

Table 1. Criterion of Verbal Sentiment Polarity

Criterion of Sentiment Polarity	Result
Positive Sentiment Value > 0.7	Very Positive(+2)
Positive Sentiment Value > 0.5	Positive(+1)
Neutral Sentiment Value > 0.5	Neutral(0)
Negative Sentiment Value > 0.5	Negative(-1)
Negative Sentiment Value > 0.7	Very Negative(-2)

출한다(06-08). 문장별로 단어들의 감성 값을 합산하여 저장한다(09). 형태소가 용언일 경우, 부정, 중립, 긍정 감성 값 중 0인 감성에 대해 해당 문장의 모든 단어의 해당 감성 값을 0으로 정한다(10-12). 이후, CalculateVerbalPolarity 함수를 통해 표준화를 진행하여 감성에 극성을 부여한다(13). 표준화는 문장별로 '감성 / (긍정 + 중립 + 부정)'으로 진행하며, Table 1의 감성 극성 기준에 따라 극성을 부여한다.

#### 3) 비표준어 감성 사전 구축기(Non-Standard Language Sentiment Dictionary Constructor)

비표준어 감성 사전 구축은 논문[2]을 참고하여 감성 값 추출 알고리즘을 수정하였다. 동일 도메인의 유튜브 리뷰 영상 50개를 무작위 추출하여 음성-텍스트 변환을 진행한다. KoNLPy의 KOMORAN 한글 형태소 분석기를 통해 문장을 토큰화한다. 전체 토큰에 대해 Word2Vec[12] Skip-Gram 모델을 통해 코사인 유사도 상위 1000개의 유사 관계 형태소를 추출한다. 추출된 형태소 중 품사가 '고유명사', '일반명사', '형용사', '동사'인 것에 대해서 저장한다. 저장된 형태소가 표준어 감성 사전 또는 현재까지 구축된 비표준어 감성 사전에 등록되어 있다면, 등록된 감성값에 해당 형태소의 코사인 유사도를 가중치로 부여하여 찾고자 하는 비표준어의 최종 감성값을 계산 후 감성 사전에 업데이트한다.

#### 4) 비언어 감성 값 추출기(Nonverbal Sentiment Value Extractor)

리뷰 동영상 비언어 감성 분석을 위해 Microsoft Azure의 Face API[13]를 사용한다. 프레임 추출기를 통해 문장별로 구간이 분리된 동영상 속 감정 8가지(Anger, Contempt, Disgust, Fear, Happiness, Neutral, Sadness, Surprise)를 도출한다. 이 결과를 시계열 그래프로 분석하여 8가지 감정의 평균 변화율을 구한다[6]. 8가지 감정에 대해 비언어의 감성 값 도출 알고리즘(Fig. 3)을 통해 비언어의 감성 극성 값을 도출한다.

알고리즘의 입력 데이터는 FaceAPI를 통해 도출한 문장별 8가지 감성 값이다. 모든 구간에 대해서 언어와의 통합 분석을 위하여 8가지 감정을 긍정, 부정, 중립 3가지로 감정으로 분류한다(02-03). 분류 기준은 논문[8]을 근거로 Face API 결과 감성값 중 'Happiness'와 'Surprise'는 긍정, 'Anger', 'Contempt', 'Disgust', 'Fear', 'Sadness'는 부정, 'Neutral'은 중립으로 분류한다. 긍정, 부정, 중립의 3가지로 나뉜 감

```

Algorithm: NonVerbal_Language_Sentiment_Analysis Algorithm
Input: double[][] sentimentFaceAPI;
Output: double[] nonVerbalPolarity

01: double classifiedSentiment[numberOfSection];
02: for each sentimentFaceAPI do
03:   classifiedSentiment[i] = ClassifySentiment(sentimentFaceAPI[i]);
04:   reclassify classified sentiments to discrete values;
05:   nonVerbalPolarity[i] = SumOfSentiments(classifiedSentiment[i]);
    
```

Fig. 3. Algorithm: NonVerbal Sentiment Analysis

Table 2. Criterion of Nonverbal Sentiment Reclassification

Criterion of Sentiment Reclassification	Result
Max(POS) > POS > Avg(POS)	Strong Positive(+3)
Avg(POS) > POS	Positive(+2)
Max(NEU) > NEU > Avg(NEU)	Strong Neutral(+1)
Avg(NEU) > NEU	Weak Neutral(-1)
Max(NEG) > NEG > Med(NEG)	Negative(-2)
Med(NEG) > NEG	Strong Negative(-3)

성의 감성 값에 대해 Table 2와 같이 긍정과 중립의 경우 최댓값(Max: Maximum)과 평균값(AVG: Average)을, 편차가 큰 부정의 경우에만 최댓값(MAX)과 중간값(Med: Median)을 기준으로 감정을 재분류한다(04).

이후, 언어 감성 분석 결과의 일치 여부를 통한 최종 신뢰도 분석을 위해서는 언어와 비언어 두 감성 극성의 개수를 맞추어야 한다. 문장별로 비언어 재분류 감성 값을 합산하여[7] 매우 긍정(+2), 긍정(+1), 중립(0), 부정(-1), 매우 부정(-2) 총 5가지 극성으로 최종 분류한다(05).

5) 통합 신뢰도 분석기(Integrated Reliability Analyzer)

언어와 비언어의 감성 분석 결과를 통합하여 Equation (1)과 같이 리뷰 동영상의 신뢰도를 분석한다. 각 문장별로 앞서 구한 verbalPolarity와 nonVerbalPolarity의 차이를 통해 가중치(매우일치=1, 일치=0.75, 불일치=0.25, 매우불일치=0)를 부여하고 이를 합산한 후, 전체문장의 수로 평균을 내어 리뷰 동영상의 신뢰도(R)을 구한다.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n W_i}{n} \times 100 \tag{1}$$

$$W_i = \begin{cases} 1 & (|\text{verbalPolarity} - \text{nonVerbalPolarity}| = 0) \\ 0.75 & (|\text{verbalPolarity} - \text{nonVerbalPolarity}| = 1) \\ 0.25 & (|\text{verbalPolarity} - \text{nonVerbalPolarity}| = 2) \\ 0 & (|\text{verbalPolarity} - \text{nonVerbalPolarity}| = 3, 4) \end{cases}$$

(n = # of total sentences, W<sub>i</sub> = weight of i<sup>th</sup> sentence)

본 논문에서 제안하는 영상 신뢰도에 대한 평가는 직접, 간접 평가로 나눌 수 있다. 직접 평가로는 영상 속 리뷰어에 대한 진실성 판단으로 FACS 미세표정 평가[4]와 거짓말 탐지기를 이용한[5] 평가 결과와 비교하는 것으로 가능하다. 간접 평가로는 실제 시청자의 설문조사를 통한 평가 검증이 가능하다.

4. 실험 및 결과

4.1 언어 감성 분석

실험 대상은 유튜브에서 2020년 7월 1일까지 ‘파운데이션 리뷰’, ‘에어팟 리뷰’의 키워드로 검색된 ‘뷰티’, ‘IT’의 2가지

Table 3. Verbal Sentiment Analysis

Type	#	Reviewer	VerbalPolarity per Sentence (NEG, NEU, POS)
IT	1	GJJB[14]	“애는 노이즈 캔슬링일 때도 화이트 노이즈가 없어요”
			POS (4.44, 0.89, 4.95)
Beauty	2	SWAN[15]	“발라줬는데 보시면 아시겠지만 굉장히 얇고 자연스럽게 내 피부처럼 밀착이 되구요”
			POS (8.97, 0, 12.10)

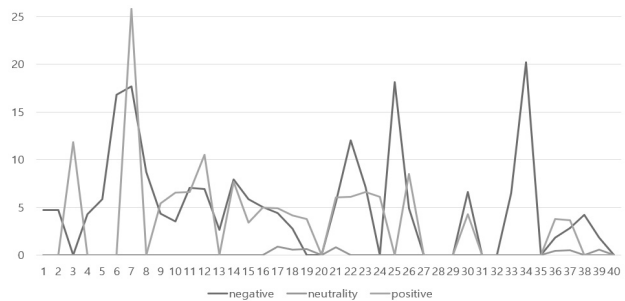


Fig. 4. (IT) Verbal Sentiment Value of ‘GJJB’

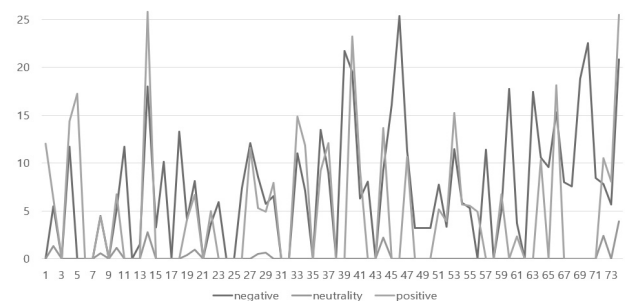


Fig. 5. (Beauty) Verbal Sentiment Value of ‘SWAN’

분야에 대한 11개씩 22개의 리뷰 동영상이다. Table 3은 에어팟 리뷰 영상[14]과 파운데이션 리뷰 영상[15]에 대한 언어 감성 분석 결과 일부이다.

Table 3의 1번 문장에서 용언은 ‘없’ 1개이며, 감성 값은 부정 0.59, 중립 0.09, 긍정 0.52로 0인 값이 없다. 따라서, 언어의 감성 값 도출 알고리즘에 따라 문장 감성 값 4.44(부정), 0.89(중립), 4.95(긍정)으로 전체 값은 긍정이다. Table 3의 2번 문장에서 용언은 총 3개이며 이 중 ‘보’의 감성 값은 부정 0.5, 중립 0, 긍정 0.5 이다. 따라서 문장 감성 값 8.97(부정), 0(중립), 12.10(긍정)으로 전체 값은 긍정이다.

Fig. 4와 Fig. 5는 Fig. 2에 제시한 리뷰 동영상의 언어의 감성 값 도출 알고리즘을 통해 도출한 언어 감성 값 그래프이다. Fig. 4는 제품에 대한 긍정과 부정 감성을 비교적 지속하며 평가한 반면, Fig. 5는 리뷰어가 긍정과 부정의 표현을 자주 번갈아 사용하였다.



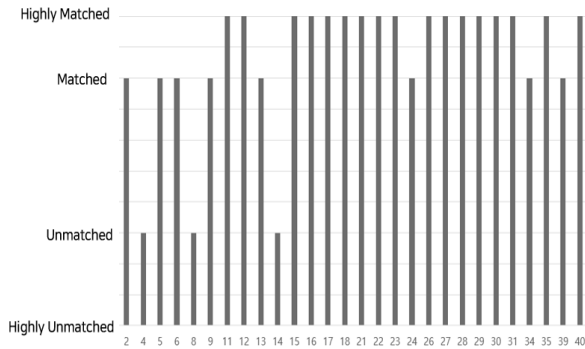


Fig. 10. Graph: Consistency Per Sentence of 'GJJB'

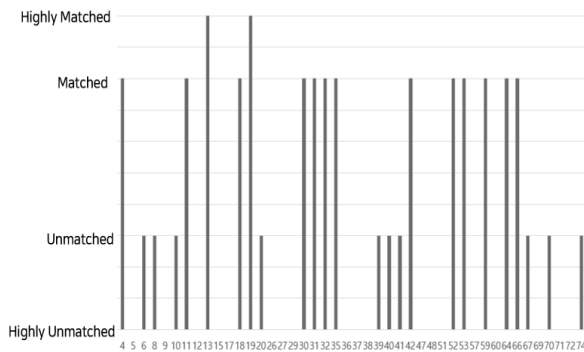


Fig. 11. Graph: Consistency Per Sentence of 'SWAN'

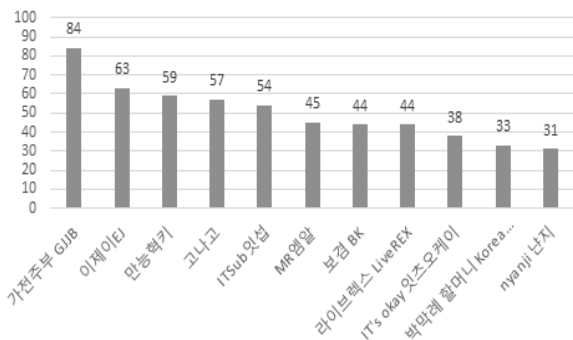


Fig. 12. (IT) Graph of Reliability Per Review Video

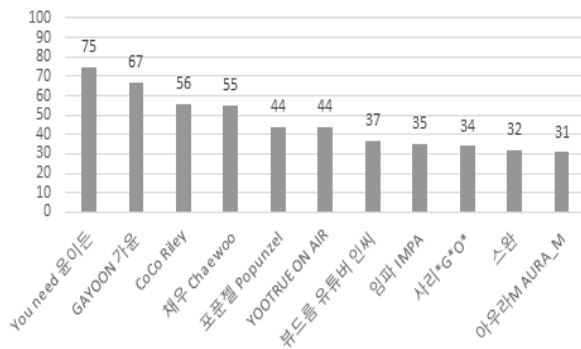


Fig. 13. (Beauty) Graph of Reliability Per Review Video

신뢰도가 높은 영상의 경우, 매우 일치와 일치의 비율이 80% 이상으로 크게 나타났고, 매우 불일치의 개수가 현저히 적은 것으로 나타난다. 신뢰도가 낮은 영상의 경우, 매우 불일치와 불일치의 비율이 60%이상으로 높게 나타났으며, 특히 매우 불일치의 개수가 높은 것으로 나타난다.

위와 같은 방식으로 문장별 일치율을 구하여 총 22개의 모든 리뷰 동영상((16-35))에 대한 신뢰도를 도출하였다. Fig. 12는 IT 분야 11개, Fig. 13은 뷰티 분야 11개의 리뷰 동영상별 신뢰도를 보여주는 막대 그래프이다. IT와 뷰티로 콘텐츠별 평가값에 따라 차별적인 평가가 가능함을 보여 신뢰도 기반 콘텐츠 평가가 가능함을 보였다. 뷰티 분야가 좀 더 리뷰어와 발언과 표정의 상이함을 보여 신뢰도가 낮다는 것을 알 수 있다.

본 연구에서는 도출된 신뢰도의 간접 평가를 위해 영상 시청 후 실제 느껴지는 감성에 대한 설문도 시행하였다. 무작위 선출된 피실험자 5명은 모두 신뢰도 84%의 "GJJB"에 대해서는 긍정적, 신뢰도 32%의 "SWAN"에 대해 부정적인 반응을 보였다. 따라서, 소규모의 집단에 대한 신뢰도 평가의 타당성을 확인하였다.

### 5. 결 론

본 연구에서는 IT, 뷰티 2가지 분야에 대해 리뷰동영상을 선정하여 리뷰어의 음성과 얼굴 표정을 통해 언어 감성 값과 비언어 감성 값을 추출하였다. 추출된 언어, 비언어 감성 값의 일치 여부를 판정하였으며, 이들의 일치 여부를 통해 통합 신뢰도를 분석하는 시스템을 제시하였다.

향후 연구는 IT와 뷰티 뿐만 아니라 다양한 분야에 대한 동영상의 신뢰도 분석을 진행할 것이다. 실제 시청자의 설문 조사를 통해 제시한 방법에 대한 검증도 진행할 예정이다. 또한, 비표준어 감성 사전을 확대 구축함에 따라 언어 감성 값 도출에 정확도를 가할 수 있다.

### References

- [1] K. Ahn, C. Yoo, and S. Park, "A study of the influence of online word-of-mouth on the customer purchase intention," *Asia Marketing Journal*, Vol.13, pp.209-231, 2011. (in Korean)
- [2] B. Kim, S. Ryu, H. Oh, Y. Jeong, S. Kim, and Y. Kim, "A design of a sentiment analysis system using data similarity among SNS Big Data," *Proceedings of the Korean Institute of Information Scientists And Engineers Korea Computer Congress 2019*, pp.1581-1583, 2019. (in Korean)
- [3] P. Ekman and W. V. Friesen, "Detecting deception from the body or face," *Journal of Personality and Social*

- Psychology*, Vol.29, No.3, pp.288-298, 1974.
- [4] P. Ekman, "Lie catching and micro expressions," In Martin, C.(Ed.), *The Philosophy of Deception*. New York, NY: Oxford University Press, pp.118-133, 2009
- [5] Y. Han, J. Jeong, and K. Park, "Effects of consistency criterion for scoring on the reliability and the validity of polygraph test for crime suspects," *Science of Emotion & Sensibility*, Vol.12, pp.557-564, 2009.
- [6] Y. Jeong, B. Kim, S. Ryu, N. Kwon, G. Son, and S. Lee, "A design of sentiment analysis system for video contents with image deep learning," *Proceedings of the Korean Institute of Information Scientists And Engineers Korea Software Congress 2019*, pp.1239-1241, 2019. (in Korean)
- [7] E. Hwan and H. Cha, "A study of emotional dimension for mixed feelings," *Journal of Korean Society for Emotion and Sensibility*, Vol.16, No.4, pp.469-480, 2013. (in Korean)
- [8] M. S. Chang, "Empirical sentiment classification using psychological emotions and social web data," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol.22, No.5, pp.563-569, 2012.
- [9] Google Cloud Speech-to-Text(STT) API [Internet], <https://cloud.google.com/speech-to-text>
- [10] KOMORAN3.0 [Internet], <https://github.com/shineware/KOMORAN>
- [11] KNU Sentiment Dictionary [Internet], <https://github.com/park1200656/KnuSentiLex>
- [12] Gensim, Word2Vec [Internet], <https://radimrehurek.com/gensim/>
- [13] FaceAPI, Microsoft Azure [Internet], <https://www.azure.microsoft.com/en-us/services/cognitive-services/face/>
- [14] 'GJJJB' [Video file], [https://youtu.be/\\_0jft-cboDg](https://youtu.be/_0jft-cboDg)
- [15] 'SWAN' [Video file], <https://youtu.be/PWlbsl7y1Fs>
- [16] 'nyanji' [Video file], [https://youtu.be/LcGfixuPS\\_M](https://youtu.be/LcGfixuPS_M)
- [17] '윤이든' [Video file], <https://youtu.be/xr58PA5UvBM>
- [18] 'MR' [Video file], <https://youtu.be/VutOy7p2p0E>
- [19] 'IT's okay' [Video file], <https://youtu.be/dXmiN4nrGdk>
- [20] '고나고' [Video file], <https://youtu.be/FzMUMaBl6RE>
- [21] '가윤' [Video file], <https://youtu.be/tncxOQPqU14>
- [22] 'Coco Riley' [Video file], <https://youtu.be/I0gQDqJrjrw>
- [23] '박막례 할머니' [Video file], <https://youtu.be/1ZPcqjBvEdo>
- [24] '뷰드림유튜버인씨' [Video file], <https://youtu.be/OSFkENfOuGg>
- [25] 'Ej' [Video file], <https://youtu.be/VWnssUbPnHA>
- [26] 'ITSub' [Video file], <https://youtu.be/GYVvBX0GgoE>
- [27] 'LiveRex' [Video file], <https://youtu.be/BgIXArvIVR0>
- [28] '만능혁키' [Video file], [https://youtu.be/UJ\\_Kkidu31g](https://youtu.be/UJ_Kkidu31g)
- [29] '보검' [Video file], <https://youtu.be/wGxiHzTknZI>
- [30] '임파' [Video file], <https://youtu.be/mqDkhLrNhUk>
- [31] '아우라M' [Video file], <https://youtu.be/YdmX7Nv0Rgc>
- [32] '채우' [Video file], <https://youtu.be/nwBfSluMU-0>
- [33] '사리\*G\*O\*' [Video file], <https://youtu.be/LEt4zFy2j8M>
- [34] 'YOOTRUE' [Video file], <https://youtu.be/HNgagXthqv4>
- [35] '포폰젤' [Video file], <https://youtu.be/el210nRmMCO>
- [36] S. Lee, G. Son, H. Shin, H. Kim, S. Gwak, Y. Kim, and Y. Kim. "Effect evaluation on sentiment objects of video content and their corresponding response," *Proceedings of the Korean Institute of Information Scientists And Engineers Korea Software Congress 2020*, pp.1268-1270, 2020. (in Korean)



**신 희 원**

<https://orcid.org/0000-0002-8723-2028>  
 e-mail : gmldnjs9803@sookmyung.ac.kr  
 2021년 숙명여자대학교 소프트웨어학부  
 (학사)  
 2021년 ~ 현 재 서울대학교 컴퓨터공학부  
 석사과정

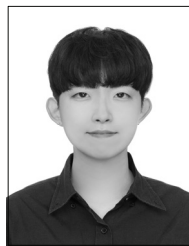
관심분야 : Distributed File System, Cloud Computing, Deep Learning



**이 소 정**

<https://orcid.org/0000-0002-8568-3087>  
 e-mail : sojeong17@sookmyung.ac.kr  
 2021년 숙명여자대학교 소프트웨어학부  
 (학사)

관심분야 : Machine Learning, Deep Learning, Data Mining



**손 규 진**

<https://orcid.org/0000-0003-0276-2271>  
 e-mail : cnbe5494@sookmyung.ac.kr  
 2021년 숙명여자대학교 소프트웨어학부  
 (학사)

관심분야 : Machine Learning, Deep Learning, Data Science, Computer Graphics



**김혜린**

<https://orcid.org/0000-0002-5912>  
e-mail : 97grapefruit614@gmail.com  
2021년 숙명여자대학교 소프트웨어학부  
(학사)  
관심분야 : Machine Learning, Deep  
Learning, Data Mining



**김윤희**

<https://orcid.org/0000-0003-4799-3209>  
e-mail : yulan@sookmyung.ac.kr  
2000년 Syracuse University 전산학과  
(박사)  
1991년 ~ 1994년 한국전자통신연구원  
연구원  
2000년 ~ 2001년 Rochester Institute of Technology  
컴퓨터공학과 조교수  
2001년 ~ 2016년 숙명여자대학교 컴퓨터과학부 교수  
2017년 ~ 현재 숙명여자대학교 소프트웨어학부 교수  
관심분야 : Cloud Computing, Workflow Control,  
Grid/Cloud Management