

표정과 언어 감성 분석을 통한 스트레스 측정 시스템 설계

유수화*, 전지원*, 이애진*, 김윤희^o

A Design of Stress Measurement System using Facial and Verbal Sentiment Analysis

Suhwa Yu*, Jiwon Chun*, Aejin Lee*, Yoonhee Kim^o

요 약

끊임없는 경쟁과 발전을 요구하는 현대사회에는 다양한 스트레스가 존재하고 그 스트레스는 많은 경우 인물의 표정과 언어로 표현된다. 따라서 스트레스는 표정과 언어 분석을 통하여 측정할 수 있으며, 이를 효율적으로 관리하기 위한 시스템 개발이 필요하다. 본 연구에서는 표정과 언어 감성 분석을 통하여 스트레스를 측정할 수 있는 시스템을 제안한다. 인물의 표정과 언어 감성을 분석하여 주요 감성값 기준으로 스트레스 지수를 도출하고 표정과 언어의 일치성을 기준으로 통합 스트레스 지수를 도출하는 스트레스 측정 방법을 제안한다. 스트레스 측정기법을 통한 정량화, 일반화는 다수의 연구자가 객관적인 기준으로 스트레스 지수를 평가할 수 있도록 할 수 있다.

Key Words : Verbal Sentiment Analysis, Facial Sentiment Analysis, Youtube, Natural Language Processing(NLP), Image Deep Learning

ABSTRACT

Various stress exists in a modern society, which requires constant competition and improvement. A person under stress often shows his pressure in his facial expression and language. Therefore, it is possible to measure the pressure using facial expression and language analysis. The paper proposes a stress measurement system using facial expression and language sensitivity analysis. The method analyzes the person's facial expression and language sensibility to derive the stress index based on the main emotional value and derives the integrated stress index based on the consistency of facial expression and language. The quantification and generalization of stress measurement enables many researchers to evaluate the stress index objectively in general.

※본 연구는 2021년도 정부(교육부)의 재원으로 한국과학창의재단(2021년도 학부생 연구 프로그램)의 지원을 받아 수행되었습니다.

• First Author: Sookmyung Women's University Department of Computer Science, dhfhfkzjxms@sookmyung.ac.kr

^o Corresponding Author: Sookmyung Women's University Department of Computer Science, yulan@sookmyung.ac.kr

* Sookmyung Women's University Department of Computer Science, [a73277508, dldowls1211]@gmail.com

I. 서론

끊임없는 경쟁과 발전을 요구하는 사회 속에서 많은 사람이 스트레스로 인한 신체적, 정신적 고통을 호소하고 있다. 특히 코로나19가 지속되면서 외 부활동 제한과 경제적 어려움으로 인한 스트레스는 사회적인 문제로 자리 잡았다[1].

하지만 객관적이고 정확도가 높은 스트레스 측정 방법이 마련되지 않은 실정이다. 스트레스는 감정과 연관되어 있고 특히 부정 감정인 anger, sadness, anxiety와 연관되어 있으므로 이를 이용하여 스트레스 측정이 가능하다.[2] 부정 감정은 표정을 통해 측정 가능하고 조금 더 높은 정확도를 위해 언어 분석도 같이 진행한다. 따라서 표정과 언어 분석을 통해 스트레스를 객관적으로 측정할 수 있는 시스템이 필요하다.

이를 위하여 본 연구에서는 표정과 언어에서 감성을 도출하고 스트레스 관련 감정을 기반으로 스트레스를 도출하는 알고리즘을 각각 제시한다. 이 둘을 통합하여, 두 스트레스 지수의 차이에 따라 가중치를 두어 통합 스트레스 지수를 측정하는 실험을 진행하였다.

본 연구에서는 표정과 언어 감성 분석을 통한 통합 스트레스 분석 시스템(Integrated Stress Analysis System using Facial and Verbal Sentiment Analysis : InSAS)을 제안한다.[3] 시스템은 영상 내 감성이 드러난 부분을 추출하고 인물의 표정 감성값에서 표정 스트레스 지수를 도출, 문장별로 추출된 감성값에서 언어 스트레스 지수를 도출한다. 이후 표정과 언어 스트레스 지수를 이용하여 영상의 통합 스트레스를 도출한다. 유튜브 영상을 이용하여 스트레스를 측정하는 실험을 진행한다.

본 논문은 표정과 언어의 감성 분석을 통해 영상의 스트레스를 측정하고, 해당 수치를 도출하는 시스템 InSAS의 실행 과정의 타당성을 평가하는 것을 목표로 한다. 따라서 영상 시청자들을 대상으로 설문조사를 진행하여 얻은 결과와 InSAS가 도출한 표정과 언어 스트레스 측정 결과를 비교함으로써 구축된 시스템의 효과를 평가하고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장은 관련 연구, 3장은 본 논문에서 제안하는 InSAS의 개요와 기능 설계, 4장에서는 결과 및 설문 조사를 분석하며 5장으로 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

[2] 논문에서는 스트레스와 감정은 서로 연관되어 있으며 특히 anger, envy, jealousy, anxiety, fright, guilt, shame, and sadness를 stress 감정이라고 제시하였다. 행복하지만, 행복을 유지하기 위한 압박감에 따른 스트레스를 동반하기 때문에 행복, 자부심, 사랑 그리고 감사조차도 스트레스와 자주 연관된다고 제시하였다.

[4] 논문에서는 스트레스를 정의하는데 anger, disgust를 이용하였으며 일정한 시간 간격 내에 anger, disgust 중 하나가 지속해서 감지되면 스트레스가 감지된다고 간주하였다.

[5] 논문에서는 극심한 심리적 스트레스가 혐오감 인식에 부정적인 영향을 미치고 놀라움의 인식에는 긍정적인 영향을 미친다는 것을 보여주었다. 이를 통해 스트레스 영향에 이 두 가지 표정을 포함하는 것의 중요성을 강조하고 있다.

[6] 논문에서는 한국어 감정표현단어의 목록을 제작하고, 제작된 감정표현단어가 어떤 범주의 감정에 속하는지를 조사하여 감정별로 단어들을 구분하였다.

[7] 논문에서는 27가지 감정 중 sadness가 가장 오래 지속된 감정이고 shame, surprise, fear, disgust, boredom, being touched, irritation, relief가 가장 짧은 감정이라고 제시하였다.

[8] 논문에서는 억지로 긍정적인 감정을 표출하거나 부정적인 감정을 억누르는 것이 정서적 고통을 유발할 수 있고 정서적 고통은 심리적 긴장 또는 스트레스 요인의 결과라고 분석하였다. 따라서 감정 노동은 스트레스 요인으로 작용할 수 있다고 제시하였다.

III. 시스템 설계

1. InSAS (Integrated Stress Analysis System using Facial and Verbal Sentiment Analysis) 설계

InSAS는 동영상에 등장하는 인물의 표정과 언어를 기반으로 감성 분석을 진행한 뒤 영상의 통합 스트레스를 측정하는 시스템이다. 그림 1은 본 시스템의 구조이다.

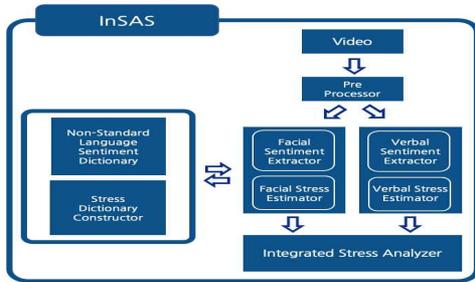


그림 1. InSAS 구조도[3]
Fig. 1. InSAS System Architecture

먼저 동영상에서 전처리(Preprocessor)를 통해 영상 구간 프레임 추출 및 이미지 크롭을 진행한다. 표정 감성 추출기(Facial Sentiment Extractor)는 표정의 8가지 감성값을 추출한다. 표정 스트레스 측정기(Facial Stress Estimator)는 문장별 표정 스트레스 지수를 도출한다. 다음으로 논문[6]을 기준으로 스트레스 사전을 구축하고, 감성 사전[9]에 단어가 없으면 word2Vec[10]을 이용하여 비표준어 감성 사전(Non-Standard Language Sentiment Dictionary)을 구축한다. 언어 감성값 추출기(Verbal Sentiment Value Extractor)는 문장별 Timestamp를 기반으로 텍스트를 한 문장씩 분리하고 감성값을 추출한다. 언어 스트레스 측정기(Verbal Stress Estimator)는 문장 당 언어 스트레스 지수를 도출한다. 통합 스트레스 분석기(Integrated Stress Analyzer)는 표정 스트레스 지수와 언어 스트레스 지수를 문장 당 0~10 사이의 값으로 나오도록 하고, 상반된 스트레스 지수가 클 경우 가중치를 주어 0~10 사이의 영상 통합 스트레스 지수를 도출한다.[3]

Algorithm: Facial_Sentiment_Value_Transformation Algorithm
Input: double[][] sentimentFaceAPI, double[][] verbalToTextTimestamp[][] ;
Output: double[] aveSentenceSentiment

```

01: for each sentimentFaceAPI do
02:   remove baseSentiment;
03:   increase the weight of the shortest sentiment;
04: for each numberOfSentence do
05:   startFrame = verbalToTextTimestamp[i][0];
06:   endFrame = verbalToTextTimestamp[i][1];
07:   for j in range(startFrame, endFrame) do
08:     for each typeOfSentiment do
09:       sumOfFrame[k] += sentimentFaceAPI[j][k];
10:   aveSentenceSentiment[i] = sumOfFrame / (endFrame - startFrame);
    
```

그림 2. 표정 감성값 변환 알고리즘
Fig. 2. Algorithm: Facial Sentiment Value Transformation

2. 표정과 언어 스트레스 측정

InSAS는 다음과 같은 다섯 가지 기능들로 구성되어 있다.

- 1) 전처리(Preprocessor) : 영상 구간 프레임을 추출하고 얼굴을 중심으로 이미지 크롭을 진행하고, 동영상의 음성을 텍스트로 변환하여, 문장별 구간 도출 코드를 통해 해당 콘텐츠의 문장 Timestamp를 도출하는 과정을 거친다.
- 2) 표정 감성값 추출기와 표정 스트레스 측정기(Facial Sentiment Extractor and Facial Stress Estimator) :

표정 스트레스 지수 분석을 위해 Microsoft Azure의 FACE API[11]를 이용하여 표정의 8가지 감성값(Anger, Contempt, Disgust, Fear, Happiness, Neutral, Sadness, Surprise)을 추출한다. 감성이 순간 감성 또는 지속 감성인지[7]에 따라 감성값 전처리를 진행한 후 문장 단위 영상 프레임들의 감성값 평균을 도출한다. 이후 스트레스의 주요 감성과 강도를

Algorithm: Facial_Stress_Estimation Algorithm
Input: double[] aveSentenceSentiment;
Output: double[] sentenceFacialStress;

```

01: for each aveSentenceSentiment do
02:   if (happiness is valid)
03:     then sentenceFacialStress[i] = 0;
04:   then continue;
05:   if (happiness is invalid)
06:     if (surprise is valid)
07:       then sentenceFacialStress[i] gets high value;
08:     if (disgust or anger is valid)
09:       then sentenceFacialStress[i] gets high value;
10:     if (disgust or anger is intense)
11:       then sentenceFacialStress[i] gets weighted;
12:   if (sadness is valid under strict standard OR fear is valid)
13:     then sentenceFacialStress[i] gets value;
14:   if (sadness is intense under strict standard OR fear is intense)
15:     then sentenceFacialStress[i] gets weighted;
    
```

그림 3. 표정 스트레스 측정 알고리즘
Fig. 3. Algorithm: Facial Stress Estimation

고려하여 문장 당 0~10 사이의 표정 스트레스 지수를 부여한다. 표정 스트레스 지수 도출 전처리 알고리즘은 그림 2와 같다.

먼저, 알고리즘의 입력 데이터는 FACE API[11]를 통해 도출한 문장별 8가지 감성값이다. 감성값 전처리를 위해 영상 속 인물의 기본 표정 값을 빼고, 논문[7]을 근거로 순간적인 감정인 surprise, disgust의 비중을 높여 진행한다(01-03). 이후 문장 단위로 영상 프레임들의 감성값 평균을 도출한다(04-10).

표정 스트레스 지수 도출 알고리즘은 그림 3과 같다.

알고리즘의 입력 데이터는 그림 2의 표정 스트레스 지수 도출 전처리 알고리즘을 통해 도출한 문장별 감성값 평균이다.

먼저, 스트레스는 Happiness를 고려하여 인물의 스트레스 여부를 판단한다(01-04).[2] 그리고 감성값 중 논문[2][4][5]을 통해 5가지 감성(Anger, Fear, Sadness, Disgust, Surprise)을 스트레스 주요 감성으로 분류한다. 논문[12]을 근거로 8가지 감성값 중 'Happiness'와 'Surprise'는 긍정, 'Anger', 'Contempt', 'Disgust', 'Fear', 'Sadness'는 부정, 'Neutral'은 중립으로 분류되는데, 그중 Surprise와 같은 긍정 감성들도 스트레스에 영향을 주기 때문에[2][5] 이를 고려해 스트레스 지수를 도출한다(05-07). 지속적인 감정인 sadness를 고려하여 다른 스트레스 주요 감성에 비해 유효한 값의 기준을 높여 스트레스 지수를 도출하고, 스트레스 주요 감성들의 강도를 고려하여 가중치를 주어 최종적으로 문장별 표정 스트레스 지수를 도출한다(08-15).

3) 비표준어 감성 사전 및 스트레스 사전 구축기 (Non-Standard Language Sentiment Dictionary and Stress Dictionary Constructor) :

비정형 데이터인 자연어 데이터는 시간의 흐름에 따라 새로운 데이터가 계속해서 생성되고, 그 의미가 달라진다는 특징이 있다. 보편적으로 감성 분석에 사용되는 KNU 감성 사전은 전문가의 감성을 오래 거쳐 등록된 단어들에 한정된 감성 사전이라는 한계가 있다. 따라서 유튜브 영상의 음성 감성 분석을 위해서는 계속해서 생성되는 신조어, 인터넷 용어 등을 모두 포함하고 이 흐름을 반영할 수 있는 비표준어 감성 사전이 필요하다.

1. 네이버의 영화 리뷰 댓글 20000개 추출
2. KoNLPy의 KOMORAN 한글 형태소 분석기를 통해 문장의 Tokenize를 진행
3. Word2Vec.most_similar()을 이용하여 코사인 유사도 상위 500개의 유사 관계에 있는 형태소를 추출
4. 유사 관계에 속한 형태소 중, 품사가 '고유명사(NNP)', '일반명사(NNG)', '형용사(VA)', '동사(VV)', '용언추정(NA)'인 형태소에 대해 DB에 저장
5. 유사 관계에 속한 형태소가 '표준어 감성사전' 또는 '현재까지 구축된 비표준어 감성사전'에 등록되어 있다면, 등록된 해당 감성값을 이용하여 최종 비표준어 감성값을 계산
6. 계산된 감성값을 비표준어 감성사전에 업데이트
7. 이 과정을 반복하여 정밀한 감성값을 계산

그림 4. 비표준어 감성사전 구축 방법
Fig. 4. Non-Standard Language Sentiment Dictionary Constructor

그림 4은 비표준어 감성 사전 구축 방법이다. 논문[13]을 참고하여 알고리즘 수정 후 진행하였다. 기존 감성 사전에 없던 단어와 유사 관계 단어를 찾아내는 Word2Vec[10] 기법을 사용하고, 기존에 구축된 표준어 감성

```

Algorithm: Verbal_Stress_Estimation Algorithm
Input: String[] sentences, int numberOfSentences;
Output: double[] sentenceVerbalStress;

01: for each sentences do
02:   for each sentences[i] do
03:     if (not exist in the standard language sentiment dictionary)
04:       then add sentence[i][j] to NonStandardLanguageSentimentDictionary;
05:       sentenceSentiments[i] += ExtractSentimentValue(sentences[i][j]);
06: for each sentences do
07:   for each sentences[i] do
08:     if (sentences[i][j] = stress word)
09:       then StressWordsNum[i] += 1;
10: for each sentences do
11:   if (sentence[i]=NEU || sentence[i]=POS)
12:     if (StressWordsNum>0)
13:       then sentenceVerbalStress[i]=level 1;
14:   else
15:     then sentenceVerbalStress[i]=level 0;
16: else if (sentence[i]=NEG)
17:   if (StressWordsNum>0)
18:     then sentenceVerbalStress[i]=level 2;
19:   else
20:     then sentenceVerbalStress[i]=level 1;
21: if ((sentence = level 2) && exist emphasis adverb)
22:   then sentenceVerbalStress[i]=level 3;
    
```

그림 5. 언어 스트레스 측정 알고리즘
Fig. 5. Algorithm: Verbal Stress Estimation

표 1. 언어 스트레스 지수 4 단계 척도
Table 1. Level of Verbal Stress

Level 0	When there's no stress word, sentiment value is NEU or POS
Level 1	When there's stress word, sentiment value is NEU or POS OR When there's no stress word, sentiment value is NEG
Level 2	When there's stress word, sentiment value is NEG
Level 3	When there's an emphasis adverb in the level 2

사전[9]을 이용하여 비표준어 감성 사전을 구축하였다.

스트레스 사전은 논문[6]을 참고하여 스트레스 관련 감성인 surprise, anger, fear, sadness, disgust와 이들의 복합감성으로 분류된 용언을 정리하여 구축하였다.

4) 언어 감성값 추출기와 언어 스트레스 측정기 (Verbal Sentiment Extractor and Verbal Stress Estimator) :

언어 스트레스 지수 분석을 위해 Google의 Speech-to-Text(STT) API[14]와 Java 기반 형

태소 분석기 KOMORAN[15]을 이용하여 텍스트로 변환한 언어 데이터의 형태소 분석을 진행한다. 감성 사전[9]과 비표준어 감성 사전에서 긍정, 부정, 중립의 감성값을 가져온 뒤 이전 연구[16]에서 제시한 언어 감성값 도출 알고리즘을 통해 문장의 감성값을 도출한다. 문장의 감성값을 바탕으로 스트레스 단어 여부와 강조 부사어 여부를 판단해 문장별 언어 스트레스 지수를 부여한다. 스트레스 지수는 논문[17]의 Likert 4점 척도를 참고하여, 0단계는 ‘거의 없음’, 1단계는 ‘조금 있음’, 2단계는 ‘상당히 있음’, 3단계는 ‘매우 심함’으로 나뉜다. 이후 스트레스 통합을 위해 0~10 사이로 값을 수정한다. 언어 스트레스 지수 측정 알고리즘은 그림 5와 같다.

먼저, 알고리즘의 입력 데이터는 해당 영상의 모든 문장이다. 비표준어 사전과 표준어 사전을 이용하여 문장별 감성값을 측정한다(0 1-05). 이후, 문장별로 스트레스 단어의 개수를 파악한다(06-09). 최종적으로 문장별 언어 스트레스 지수를 도출하기 위해 문장의 감성값과 강조 부사어의 유무를 고려하여 <표 1>의 언어 스트레스 지수 척도에 따라 4단계로 나뉜다(10-22).

5) 통합 스트레스 분석기(Integrated Stress Analyzer) : 표정과 언어 스트레스 지수를 이용하여 영상의 문장별 통합 스트레스 지수를 도출한다. 스트레스 지수 척도는 논문[17]의 Likert 4점 척도를 참고하였으며, 총 점수 범위는 0에서 10이다. 문장별로 앞서 facialStress와 verbalStress가 서로 다를 경우 큰 값을 해당 문장의 스트레스 지수로 정하였으며, facialStress와 verbalStress의 차이가 일정 기준을 넘으면 가중치로 스트레스 단계를 한 단계 높여 문장당 통합 스트레스 지수(S)를 도출한다.

$$S_i = \begin{cases} MaxLevel & (S_i \geq 10) \\ facialStress + \alpha (facialStress - verbalStress \geq \beta) \\ verbalStress + \alpha (verbalStress - facialStress \geq \beta) \\ facialStress & (0 < facialStress - verbalStress < \beta) \\ verbalStress & (0 < verbalStress - facialStress < \beta) \end{cases}$$

그렇게 도출한 통합스트레스 지수(S) 추이로 영상 전체의 전반적인 스트레스 지수를 분석한다.

IV. 결과 및 시스템 평가

1. 실험 환경 및 실험 대상

모든 모듈은 python3.8으로 구현하였으며, 표정 실험은 pandas 1.3.1, numpy 1.21.1, PIL 8.1.0을 사용하였고 언어 실험에서는 konlpy 0.5.2를 사용하였다.

본 연구는 총 6개의 영상을 유튜브에서 인물의 얼굴이 확실히 드러나는 것을 기준으로 선정하여 표정과 언어 스트레스를 실험하였다. <표 2>는 선정한 실험 대상 동영상의 목록이다.

2. 표정 스트레스 측정

그림 6부터 그림 28은 <표 2>의 실험 대상 영상의 표정 스트레스 분석 결과 예시이다. 위 영상들의 표정 스트레스 지수는 0~10점으로 최종 분류되는데 neutral을 제외한 표정의 7가지 감

표 2. 실험 대상 영상
Table 2. List of Video

Title	Description
Kang 1[18]	Dog trainer Kang Hyungwook's update
Vlogger [19]	Singer Hyojung's update
Kang 2[20]	Dog trainer Kang Hyungwook's opinion on the dog bite accident
Youtuber [21]	Warning on the dangers of India as a travel destination
Stewardess [22]	Experience of a rude customer
Part-timer [23]	Experience of a rude customer

성값에 감성의 특징, 스트레스 주요 감성을 고려한 표정 스트레스 측정 알고리즘을 도입하여 측정하였다. <표 3>은 각 영상의 감성값에서 neutral을 제외한 그래프에서 색과 감성의 대응을 정리한 표이다.

표 3. 색과 감성 목록
Table 3. List of Color and Sentiment

Color	Sentiment
Blue	Anger
Sky blue	Fear
Green	Contempt
Orange	Surprise
Red	Disgust
Pink	Happiness
Black	Sadness

그림 6의 표정 감성값 변환 알고리즘에 의해 변환된 감성값들은 happiness가 50%, 나머지 6가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. 표정 스트레스 측정

알고리즘에 따라 표정 스트레스 지수는 0으로 측정되었다. 그림 7의 변환된 감성값들은 sadness 4%, surprise 11%로, 나머지 5가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. sadness가 나타나지만 유의미한 값을 가지지 않고, 스트레스 중심 감성인 surprise에 가중치를 주어 최종 표정 스트레스 지수는 3.85이다. 그림 8은 'Kang 1'영상의 감성값에서 neutral을 뺀 그래프이다. x축은 시계열이고, y축은 감정의 비율이다. <표 3>을 참고하면, 전반적으로 긍정인 happiness가 높게 나타나고 그다음으로는 surprise가 높게 나타났다. 그림 9의 파란 선은 'Kang 1' 영상의 표정 스트레스 지수 변화 그래프로 x축은 문장 번호, y축은 0에서 10까지 스트레스 지수이다. 전반적으로 0에서 2.5 사이의 스트레스를 나타냄을 보아 'Kang 1'은 표정 스트레스가 '거의 없음'을 보여준다.



그림 6. 'Kang 1' 표정 스트레스 최소 구간
Fig. 6. 'Kang 1' Minimum Facial Stress Section



그림 7. 'Kang 1' 표정 스트레스 최대 구간
Fig. 7. 'Kang 1' Maximum Facial Stress Section

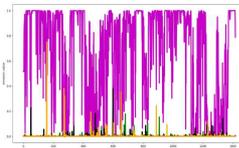


그림 8. 'Kang 1' 감성값
Fig. 8. 'Kang 1' Facial Sentiment Value

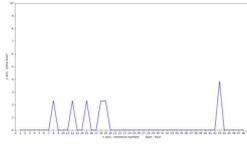


그림 9. 'Kang 1' 표정 스트레스 지수 변화
Fig. 9. 'Kang 1' Facial Stress Change

그림 10의 변환된 감성값들은 happiness가 91%, surprise가 5%이고 나머지 5가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. 표정 스트레스 지수는 0으로 측정되었다. 그림 11은 전반적으로 긍정 감성인 happiness와 surprise가 높게 나타났다. 그림 12의 파란 선은 0의 스트레스를 나타낸다. 이를 통해 'Vlogger'는 표정 스트레스가 '거의 없음'을 보여준다.



그림 10. 'Vlogger' 표정 스트레스 최대, 최소 구간
Fig. 10. 'Vlogger' Maximum and Minimum Facial Stress Section

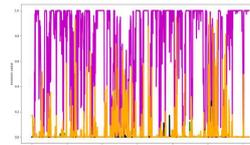


그림 11. 'Vlogger' 감성값
Fig. 11. 'Vlogger' Facial Sentiment Value

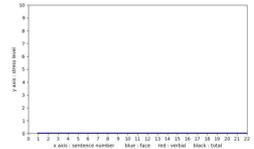


그림 12. 'Vlogger' 표정 스트레스 지수 변화
Fig. 12. 'Vlogger' Facial Stress Change

그림 13의 변환된 감성값들은 sadness가 17%이고, 나머지 6가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. 따라서 표정 스트레스 지수는 1.54로 측정되었다. 그림 14의 변환된 감성값들은 fear 2%, sadness 35%, surprise 35%로 나타났고, 나머지 4가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. 부정 감성인 fear와 sadness가 유의미한 값을 가지고, 스트레스의 주된 감성인 surprise가 포함되어 있으므로 가중치를 주어 최종 표정 스트레스 지수는 6.39로 측정되었다. 그림 15은 전반적으로 sadness와 surprise가 높게 나타났다. 그림 16의 파란 선은 전반적으로 3.5에서 5.5 사이의 스트레스를 나타낸다. 이를 통해 'Kang 2'는 표정 스트레스가 '조금 있음'을 보여준다.



그림 13. 'Kang 2' 표정 스트레스 최소 구간
Fig. 13. 'Kang 2' Minimum Facial Stress Section



그림 14. 'Kang 2' 표정 스트레스 최대 구간
Fig. 14. 'Kang 2' Maximum Facial Stress Section

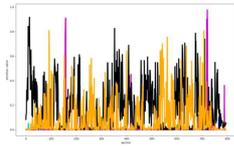


그림 15. 'Kang 2' 감성값
Fig. 15. 'Kang 2' Facial Sentiment Value

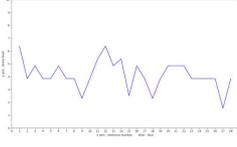


그림 16. 'Kang 2' 표정 스트레스 지수 변화
Fig. 16. 'Kang 2' Facial Stress Change

그림 17의 변환된 감성값들은 happiness 60%로 나머지 6가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. 따라서 표정 스트레스 지수는 0으로 측정되었다. 그림 18의 변환된 감성값들은 disgust 2%, sadness 4%, surprise 6%, happiness 7%로 나타났고 나머지 3가지 감성값은 1% 이하로 나타났다. 긍정 감성인 happiness가 나타나지만, 무의미한 수치임으로 surprise는 스트레스로 해석된다. 부정 감성인 disgust, sadness가 유의미한 값을 가지고, 스트레스의 주된 감성인 disgust, surprise가 포함되어 있으므로 가중치를 주어 최종 표정 스트레스 지수는 3.85로 측정되었다. 그림 19는 전반적으로 surprise와 happiness가 높게 나타났다. 그림 20의 파란 선은 대부분 2.31, 때때로 0과 3.85의 스트레스를 나타낸다. 이를 통해 'Youtuber'는 표정 스트레스가 '거의 없음'과 '조금 있음'을 아우름을 보여준다.



그림 17. 'Youtuber' 표정 스트레스 최소 구간
Fig. 17. 'Youtuber' Minimum Facial Stress Section



그림 18. 'Youtuber' 표정 스트레스 최대 구간
Fig. 18. 'Youtuber' Maximum Facial Stress Section

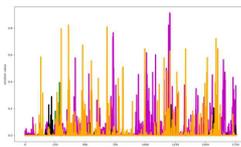


그림 19. 'Youtuber' 감성값
Fig. 19. 'Youtuber' Facial Sentiment Value

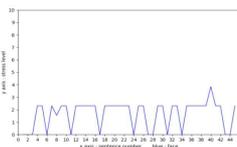


그림 20. 'Youtuber' 표정 스트레스 지수 변화
Fig. 20. 'Youtuber' Facial Stress Change

그림 21의 변환된 감성값들은 happiness가 90%이고 나머지 6가지 감성값은 1% 이하이다. 따라서 표정 스트레스 지수는 0으로 측정되었다. 그림 22의 변환된 감성값들은 happiness 27%, surprise 12%이고, 나머지 5가지 감성값은 1% 이하이다. 스트레스의 주된 감성인 surprise가 나타나지만, 표정의 긍정 감성값이 유의미하므로 가중치를 받지 않는다. 따라서 최종 표정 스트레스 지수는 2.31이다. 그림 23은 전반적으로 긍정 감성인 happiness가 높게 나타나고 그다음으로는 surprise와 sadness가 높게 나타났다. 그림 24의 파란 선은 대부분 0이며, 4번째 문장에서 한 차례 2.5의 값이 나타나 'Stewardess'의 표정 스트레스는 '거의 없음'을 보여준다.



그림 21. 'Stewardess' 표정 스트레스 최소 구간
Fig. 21. 'Stewardess' Minimum Facial Stress Section



그림 22. 'Stewardess' 표정 스트레스 최대 구간
Fig. 22. 'Stewardess' Maximum Facial Stress Section

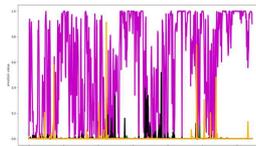


그림 23. 'Stewardess' 감성값
Fig. 23. 'Stewardess' Facial Sentiment Value

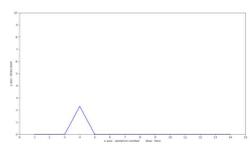


그림 24. 'Stewardess' 표정 스트레스 지수 변화
Fig. 24. 'Stewardess' Facial Stress Change

그림 25의 변환된 감성값들은 happiness가 73%, surprise 2%이고 나머지 5가지 감성값은 1% 이하이다. 스트레스의 주된 감성인 surprise가 나타나지만, 표정의 긍정 감성값이 유의미하므로 가중치를 받지 않는다. 따라서 최종 표정 스트레스 지수는 0이다. 그림 26의 변환된 감성값들은 disgust 17%, happiness 17%, surprise 7%이고 나머지 4가지 감성값은 1% 이하이다. 긍정 감성인 happiness가 나타나지만, 무의미한 수치임으로 surprise는 스트레스로 해석된다. 스트레스의 중심 감성인 disgust, surprise가 유의미한 값을 가지므로 가중치를 주어

최종 표정 스트레스 지수는 5.62로 측정된다. 그림 27은 긍정 감성인 surprise와 happiness가 높게 나타난다. 그림 28의 파란 선은 전반적으로 2.31에서 3.85 사이의 스트레스를 나타나 'Part-timer'는 표정 스트레스가 '거의 없음'과 '조금 있음'을 아우른다.



그림 25. 'Part-timer' 표정 스트레스 최소 구간
Fig. 25. 'Part-timer' Minimum Facial Stress Section



그림 26. 'Part-timer' 표정 스트레스 최대 구간
Fig. 26. 'Part-timer' Maximum Facial Stress Section

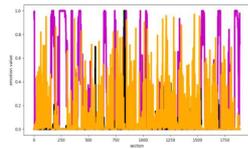


그림 27. 'Part-timer' 감성값
Fig. 27. 'Part-timer' Facial Sentiment Value

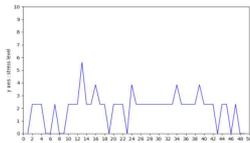


그림 28. 'Part-timer' 표정 스트레스 지수 변화
Fig. 28. 'Part-timer' Facial Stress Change

3 언어 스트레스 측정

<표 4>는 'Kang 1', 'Vlogger', 'Kang 2', 'Stewardess' 영상의 언어 스트레스 분석 결과 예시이다. 영상들의 언어 스트레스 지수는 4단계로 최종 분류되는데, 언어의 감성값에 논문[6]을 기준으로 정의한 스트레스 단어와 강조 부사어를 고려한 언어 스트레스 알고리즘을 도입하여 측정하였다.

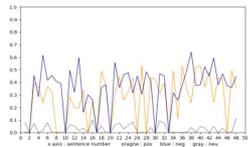


그림 29. 'Kang 1' 언어 감성값
Fig. 29. 'Kang 1' Verbal Sentiment Value

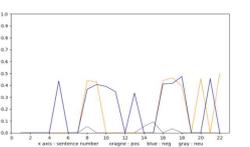


그림 30. 'Vlogger' 언어 감성값
Fig. 30. 'Vlogger' Verbal Sentiment Value

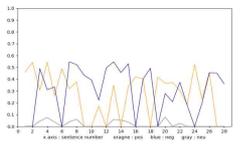


그림 31. 'Kang 2' 언어 감성값
Fig. 31. 'Kang 2' Verbal Sentiment Value

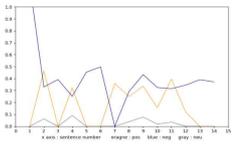


그림 32. 'Stewardess' 언어 감성값
Fig. 32. 'Stewardess' Verbal Sentiment Value

그림 29부터 그림 32는 이전 연구[16]의 언어 감성값 도출 알고리즘을 <표 4>의 동영상에 적용한 언어 감성값 그래프이다. x축은 문장의 번호, y축은 문장별 언어의 감성값이다. 파란색은 부정, 노란색은 긍정, 회색은 중립으로 대응된다. 그림 31은 총 29문장 중 부정 감성의 횟수는 23회, 긍정 감성의 횟수는 6회, 중립 감성은 없고, 그림 32 또한 총 15문장 중 부정 감성의 횟수는 11회, 긍정 감성의 횟수는 4회, 중립 감성은 없었다. 따라서 'Kang 2'와 'Stewardess'의 언어 감성값은 전반적으로 부정 감성을 띠을 알 수 있다. 그림 29부터 32까지의 일부 데이터는 문맥상 의미론적 오류가 발생하여 보정한 후 실험에 사용하였다.

<표 4>의 1번 문장은 이전 연구[16]의 언어 감성값 도출 알고리즘을 적용하여 긍정 감성값이 부여되었다. 그리고 언어 스트레스 측정 알고리즘에 따라, 스트레스 단어가 포함되지 않아 언어 스트레스 지수는 0단계가 부여된 것을 확인할 수 있다. 이처럼 <표 4>의 8번 문장도 '그만', '안', '딱' 등의 부정 감성값을 가진 형태소로 인해 부정의 감성값이 부여되었다. 그리고 스트레스 측정 알고리즘에 따라, 스트레스 단어인 '치'가 포함되어 있으며, 추가로 강조 부사인 '정말' 또한 존재하기에 3단계의 언어 스트레스 지수가 부여된 것을 확인할 수 있다.

표 4. 문장별 언어 스트레스 지수 예시
Table 4. Example of Verbal Stress Level per Sentence

Title	No.	Sentence	Sentiment	The number of stress words	Emphasis adverb	Level of stress
K a n g 1	1	훈련을 조금 더 열심히 하려고 하고 있고 전 이게 행복해서 너무 좋아요	POS	0	No	0
	2	내가 하라는 거 제대로 못 하고 있어가지고	NEG	1	Yes	3
V l o g g e r	3	많은 분들의 사연을 보면서, 또 제 옛 이야기도 하고, 저의 상황에 맞춰서 얘기도 하니깐 굉장히 좋기도 하고, 제가 생각을 해 봤는데 고민뿐만 추천했 이런 거 받아도 좋을 것 같은 생각이 들었어요	POS	0	No	0
	4	소원이예요 하고 이렇게 보내 주셨는데 일단 이렇게 돌면서 춤을 열심히 한다고 하니깐 제가 이 사연을 좀 택해 봤는데, 사실 저도 중학교 때 그 수련회 때 친구들이랑 모여서 이렇게 춤을 추는데 제가 그때까지는 춤에 이제 관심도 없고 배워 본 적이 없어서 저만 자주 틀리고 저만 자주 막 못 추는 거예요	NEG	3	Yes	3

K a n g 2	5	외곽에서 그런 곳에서 그 로드와일터 하고 퍼부라고 카네코르소 요런 친구들이 꽤 행복하게 잘 살아요	POS	0	No	0
	6	가장 걱정되는 건 아직도 그 로드와일터가 그 사람에게 있다는 거예요	NEG	1	Yes	3
S t e w a r d e s s	7	그래서 최대한 이제 눈높이 자세를 취하면서, 눈높이 자세란 건 무릎을 살짝 구부리고 손님이랑 눈높이 맞은 자세에서 맞추면서 손님을 킥박을 했던 거 같아요	POS	0	No	0
	8	그만 거 안 먹어, 이러면서 오렌지 주스를 탁 치셨는데 주스가 정말 다 난사가 된 거예요	NEG	1	Yes	3

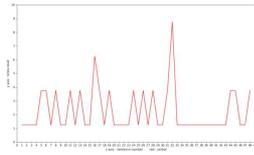


그림 33. 'Kang 1' 언어 스트레스 지수 변화
Fig. 33. 'Kang 1' Verbal Stress Change

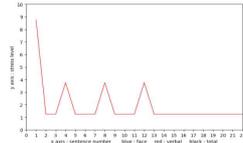


그림 34. 'Vlogger' 언어 스트레스 지수 변화
Fig. 34. 'Vlogger' Verbal Stress Change



그림 35. 'Kang 2' 언어 스트레스 지수 변화
Fig. 35. 'Kang 2' Verbal Stress Change



그림 36. 'Stewardess' 언어 스트레스 지수 변화
Fig. 36. 'Stewardess' Verbal Stress Change

그림 33부터 그림 36은 각 영상의 언어 스트레스 지수 변화 그래프이다. x축은 문장 번호, y축은 0에서 10까지 스트레스 지수이다. 그림 33의 빨간 선은 'Kang 1' 영상의 언어 스트레스 지수 변화 그래프이다. 전반적으로 1에서 4의 값을 보이나, 16번째 문장에서 6.25와 32번째 문장에서 8.75의 특징적인 값이 나타난다. 해당 문장은 '꿈인데 안 돼도 할 수 없죠'와 <표 4>의 2번 문장으로, 근황 소개 중 혼란에 대해 아쉬움을 토로하며 높은 스트레스 지수를 기록했으나 영상 자체는 언어 스트레스가 높아 보이지 않는다. 그림 34의 빨간 선은 전반적으로 1.25~3.75 정도의 값이나, 첫 번째 문장에서 8.75의 특징적인 값이 나타난다. 해당 문장은 <표 4>의 4번 문장으로 시연을 소개하는 중 본인의 과거 부족

했던 경험을 토로하며 높은 스트레스 지수를 기록했으나 'Vlogger' 영상 자체는 언어 스트레스가 높아 보이지 않는다. 그림 35의 빨간 선은 전반적으로 2.5에서 6사이의 스트레스이므로 'Kang 2'의 언어 스트레스는 '조금 있음'과 '상당히 있음'을 아우른다. 그림 36의 빨간 선은 전반적으로 4에서 8 정도의 스트레스이므로 'Stewardess'의 언어 스트레스는 '조금 있음'과 '매우 심함'을 아우름을 보여준다.

4. 통합 스트레스 측정

그림 37부터 40의 점정 선은 각각 'Kang 1', 'Vlogger', 'Kang 2', 'Stewardess' 영상의 통합 스트레스 그래프이다. x축은 문장 번호, y축은 스트레스 지수로 범위는 0에서 10까지이다. 통합 스트레스 지수는 '거의 없음', '조금 있음', '상당히 있음', '매우 심함'의 4단계로 분류한다. 그림 37은 48개의 문장 중 과반수 이상인 28개가 '거의 없음' 단계에 속하고 그림 38은 22개의 문장 중 과반수 이상인 18개가 '거의 없음' 단계에 속한다. 반면 그림 39는 28개의 문장 중 과반수 이상인 16개가 '조금 있음' 단계이며 11개가 '상당히 있음' 단계이다.

'Kang 1'과 'Kang 2' 영상의 경우 같은 인물이 대상이지만, 말하는 내용에 따라 스트레스의 정도가 구분된다. <표 2>를 참고하면, 'Kang 1'의 인물은 근황을 소개하고 있으며, 반면 'Kang 2'의 인물은 개 물림 사고에 대한 자신의 의견을 피력하고 있다. 따라서 그림 39에서의 스트레스 수치가 그림 37보다 대체로 높은 것을 확인할 수 있다. 이는 시스템이 의도한 대로 동작함을 증명한다.

표 5. 'Stewardess' 영상의 문장별 스트레스 지수
Table 5. Stress Level of 'Stewardess' per Sentence

Title	Sentence	Facial Stress	Verbal Stress	Integrated Stress
S t e w a r d e s s	이제 사무장님한테도 뭐라고 말을 해야 될지 오더미생은 최악인데, 이렇게 오더를 잊어버리면 어떡하지 내가 정말 승무원으로서 자질이 없구나 충분히 자책을 하고 있는데, 손님께서 물도 받아 주시지 않고 제 얼굴도 바주시지 않으니까 마음이 많이 아프더라고요	0	2	8.75
	그래서 진심을 다해 서비스를	0	3	8.75

해도 이미 고객한테 실수 한 것은 통하지 않는 구나 이런 생각이 들어서 되게 마음이 아팠죠.			
---	--	--	--

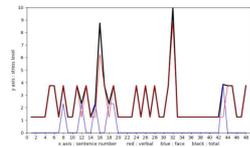


그림 37. 'Kang 1' 통합 스트레스 그래프
Fig. 37. 'Kang 1' Total Stress Graph

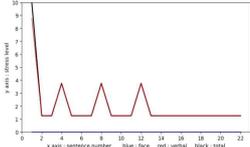


그림 38. 'Vlogger' 통합 스트레스 그래프
Fig. 38. 'Vlogger' Total Stress Graph

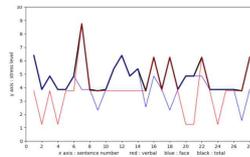


그림 39. 'Kang 2' 통합 스트레스 그래프
Fig. 39. 'Kang 2' Total Stress Graph

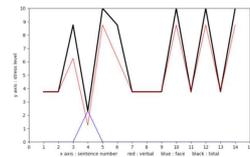


그림 40. 'Stewardess' 통합 스트레스 그래프
Fig. 40. 'Stewardess' Total Stress Graph

그림 40의 통합 스트레스가 가장 높았던 부분의 문장인 <표 5>의 문장들은 표정 스트레스가 0이고, 언어 스트레스가 각각 2단계와 3단계이다. 두 문장 모두 표정 스트레스와 음성 스트레스에서 2단계 이상의 상당한 차이를 보인다. 이처럼 두 스트레스의 차이가 크면 자신의 부정적인 감정을 억누르고 긍정적인 감정을 연기하는 것이며 스트레스 요인이라는 연구 결과[8]에 따라 통합 스트레스 지수에 가중치를 준다. 따라서 이 문장의 통합 스트레스 지수는 8.75이고, 승무원이 감정 노동자로서 매우 심한 스트레스를 받는다고 판단할 수 있다.

5. 실험 결과와 대인 설문 결과 비교 분석

본 논문에서는 <표 2>의 'Vlogger', 'Kang 2', 'Stewardess' 3개의 영상을 대상으로 시스템 평가를 실시했다. 평가 구간은 문장 단위로 구성하였으며, 각 영상에서 인물이 자신의 주관적인 의견을 서술하는 구간을 영상 당 4개를 추출하였다.

각 구간에 대해 '해당 문장에서 느껴지는 발화자의 스트레스는 어떻습니까?', '해당 동영상의 인물의 표정에서 느껴지는 스트레스는 어떻습니까?'와

'해당 동영상의 인물에서 느껴지는 스트레스는 어떻습니까?'라는 문항이 존재한다. 선지는 표정 스트레스의 경우 0~10, 언어 스트레스와 통합 스트레스의 경우 '거의 없음', '조금 있음', '상당히 있음', '매우 심함'과 같이 4가지로 구성된다. 설문결과는 0~10의 범위로 변환되어 그래프에 나타냈다. 설문 조사는 20대 남녀 15명을 대상으로 진행되었다.

아래의 그림 41부터 43은 설문조사 결과와 연구 결과에서 도출된 구간별 표정, 음성, 통합 스트레스의 일치도를 나타낸 그래프이다. x축은 각 순서대로 'Vlogger', 'Kang 2', 'Stewardess'의 1부터 4까지의 구간이고, 왼쪽 y축은 0에서 10까지 스트레스 지수이다. 오른쪽 y축은 다수답변 선지에 대한 전체 비율을 표시하였다. 빨간 막대그래프는 연구 결과를 나타내고, 파란 막대그래프는 설문 조사 결과를 나타낸다. 설문 조사 문항의 최다 응답 선지가 둘 이상일 경우는 평균값을 사용하였다. 검정색 점은 최다 응답 선지를 선택한 설문 응답자의 비율이다.

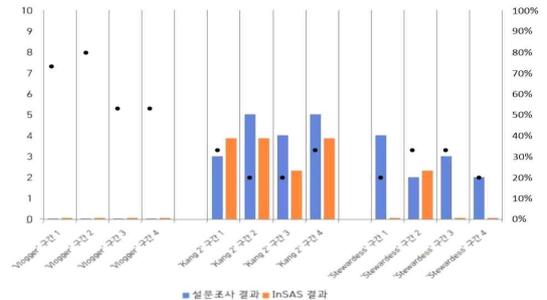


그림 41. 각 영상 및 구간별 표정 스트레스 일치도
Fig. 41. Coincidence of Facial Stress for each Video and Section

그림 41에서 'Vlogger'는 모든 구간에서 표정 스트레스 지수 응답이 0인 답변이 구간별로 73.3%, 80%, 53.3%, 53.3%로 응답자의 대다수를 차지한다. 'Kang 2'는 각 구간별로 표정 스트레스가 3~5 사이이며, 설문 응답자의 약 30%가 동의하였다. 예를 들어 구간 1의 표정 스트레스 지수는 3이고 응답자의 33.3%가 동의하였다. 'Stewardess'는 각 구간별로 표정 스트레스 지수가 2~4 사이이며, 설문 응답자의 약 30%가 동의하였다. 표정 스트레스의 경우 설문결과와 연구 결과의 경향이 대체로 일치하는 모습을 보인다.

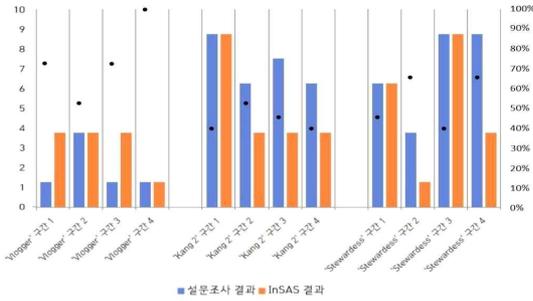


그림 42. 각 영상 및 구간별 언어 스트레스 일치도
Fig. 42. Coincidence of Verbal Stress for each Video and Section

그림 42에서 ‘Vlogger’는 각 구간별로 언어 스트레스 지수 응답이 1~4 사이이고, 설문 응답자의 약 50% 이상이 동의하였다. 예를 들어 구간 4의 음성 스트레스 지수는 시스템 결과와 설문 결과 모두 1.25이며 응답자 100% 동의하였다. ‘Kang 2’은 각 구간별로 음성 스트레스 지수 응답이 6~9 사이이며 설문 응답자의 약 45%가 동의하였다. 예를 들어 구간 2의 음성 스트레스 지수는 6.25이고, 응답자 53.3%가 동의하였다. ‘Stewardess’는 각 구간별로 음성 스트레스 지수 응답이 3.5~9 사이이고, 설문 응답자의 약 50%가 동의하였다. 그리고 구간 3의 음성 스트레스 지수는 시스템 결과와 설문 결과 모두 8.75이며 응답자 66.7%가 동의하였다. 음성 스트레스도 마찬가지로 설문결과와 연구결과와의 경향이 대체로 일치하는 모습을 보인다.

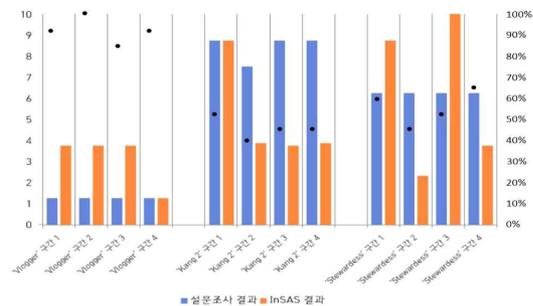


그림 43. 각 영상 및 구간별 통합 스트레스 일치도
Fig. 43. Coincidence of Total Stress for each Video and Section

그림 43에서 ‘Vlogger’는 모든 구간에서 통합 스트레스 지수 응답이 1.25이고, 설문 응답자의 약 90%의 동의율로 나타났다. 예를 들어 구간 2의 통합 스트레스 지수는 1.25이고, 응답자 100%가 동의

하였다. ‘Kang 2’ 각 구간별로 통합 스트레스 지수 응답이 7~9 사이이며 설문 응답자의 약 45%가 동의하였다. 예를 들어 구간의 통합 스트레스 지수는 시스템 결과와 설문 결과 모두 8.75이며 응답자 53.3%가 동의하였다. ‘Stewardess’는 모든 구간에서 6.25의 통합 스트레스 지수 응답이 설문 응답자의 약 55%의 동의율로 나타났다. 통합 스트레스에서 ‘Kang 2’의 구간 3, 4는 설문 결과와 연구 결과가 스트레스 구간 차이가 존재한다. 이는 설문참가자들이 전체 문맥을 이해하고 설문에 반영한 인지적 결과이다.

V. 결론

본 연구에서는 표정과 언어로 스트레스를 측정하는 알고리즘을 제시하고 이를 바탕으로 시스템 (InSAS)을 설계하였다. 시스템 검증을 위해 총 6개의 영상을 선정하여 실험하였다. 영상 속 인물의 표정과 언어 각각의 감성값을 추출하고, 이를 바탕으로 스트레스 지수를 측정하였다. 이후 이를 통합한 통합 스트레스 지수를 도출하여 스트레스를 객관화하고 정량화하였다.

같은 인물의 다른 영상을 분석한 결과, 스트레스가 적어 보이는 영상은 48개의 문장 중 과반수 이상인 28개가 ‘거의 없음’ 단계에 속하고 반면 스트레스가 있어 보이는 영상은 28개의 문장 중 과반수 이상인 16개가 ‘조금 있음’ 단계이며 11개가 ‘상당히 있음’ 단계로 분석되어 극명한 차이를 보인다.

본 연구를 보완하기 위해 더 많은 실험을 진행하여, 다양한 실험데이터로 스트레스 분석을 진행하고 머신러닝을 이용하여 형태소의 감성값 추출에서의 정확도를 높일 필요가 있다. 그리고 표정과 음성 스트레스로부터 통합 스트레스를 도출하는 알고리즘을 보완할 필요가 있다.

향후 연구로 스트레스 알고리즘을 보완하기 위해 머신러닝을 통해 표정과 언어의 스트레스 측정 알고리즘을 학습시켜 수치에 정확도를 가하는 시스템적인 발전이 기대됨과 동시에 비표준어 사전을 확대 구축하여 언어 감성값 추출 시 정확도를 높일 수 있을 것으로 보인다.

References

- [1] Gyeong Dae Ha, “Half of the people experienced depression and anxiety due to

- COVID-19...The biggest reason is poor sleep quality”, mediatenews, 2021.7.29.
- [2] Richard S. Lazarus, “Stress and Emotion : A New Synthesis,” New York, Springer Publishing Company, pp.35-40, 2006.
- [3] Aejin Lee, Jiwon Chun, Suhwa Yu, Yoonhee Kim, “An Integrated Stress Analysis System using Facial and Voice Sentiment,” *Annual Conference of KIPS 2021*, Vol.28, No.2, Yeosu, Korea, 2021, pp.9-12.
- [4] H. Gao, A. Yüce and J. Thiran, “Detecting emotional stress from facial expressions for driving safety,” 2014 *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Paris, France, pp.2-4, 2014.
- [5] Daudelin-Peltier, C., Forget, H., Blais, C. et al, “The effect of acute social stress on the recognition of facial expression of emotions,” *Sci Rep* 7, 2017.
- [6] Sun Ju Sohn, Mi Sook Park, Jieun Park, Jin Hun Sohn, “Korean Emotion Vocabulary: Extraction and Categorization of Feeling Words,” *Science of Emotion & Sensibility*, 15(1), pp.105-120, 2012.
- [7] Verduyn, P., Lavrijsen, S., “Which emotions last longest and why: The role of event importance and rumination,” *Motiv Emot* 39, pp.119 - 127, 2015.
- [8] Rehman, Saqib & Hamza, Muhammad & Anum, Leena & Zaid, Farah & Khan, Ahmed hussain & Farooq, Zahida, “What if it is too negative? Managing emotions in the organization,” *Management Science Letters*, pp.1489-1498, 2021.
- [9] KNU Sentiment Dictionary
<https://github.com/park1200656/KnuSentiLex>
- [10] Gensim, Word2Vec
<https://radimrehurek.com/gensim/>
- [11] FaceAPI, Microsoft Azure
<https://www.azure.microsoft.com/en-us/services/cognitive-services/face/>
- [12] Eui Hwan Han, Hyung Tai Cha, “A Study of Emotional Dimension for Mixed Feelings,,” *Science of Emotion & Sensibility*, Vol.16, No.4, pp 469-480, 2013
- [13] 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”, *Proc. of the KIISE Korea Computer Congress 2019*, pp. 1581-1583, 2019. (in Korean)
- [14] Google Cloud의 Speech-to-Text(STT) API
<https://cloud.google.com/speech-to-text?hl=ko>
- [15] Morpheme analyzer KOMORAN
<https://github.com/shineware/KOMORAN>
- [16] Hee-Won Shin, So-Jeong Lee, Gyu-Jin Son, Hye-Rin Kim, Seo-Hyun Gwak, Yeong-Min Kim, Yoonhee Kin, “A Design of Reliability Analysis System for Review Videos using the Integrated Analysis of Verbal and Nonverbal Sentiment,” *The KIPS Fall Conference 2020*, Vol.27, No.2, pp.515-518, 2020.
- [17] Yu-Jin Jeong, Eun Kyung Kim, “The Influence of Stress and Role Conflict on Quality of Life among Graduate Students in Nursing,” *The Korean Society of Stress Medicine STRESS*, Vol.27, No.4, pp365~373, Dec. 2019.
- [18]<https://www.youtube.com/watch?v=woBQb-wJr8o&list=PLVh3TM0B0Wtn0TYSjIPcyY7VSahJcgnXy>
- [19]<https://www.youtube.com/watch?v=Kspm0GshF3A>
- [20]<https://www.youtube.com/watch?v=Kspm0GshF3A>
- [21]<https://www.youtube.com/watch?v=l6FxsZ24mkg>
- [22]<https://www.youtube.com/watch?v=ea54mKRD2Ks>
- [23]<https://www.youtube.com/watch?v=GxI3bbysXrc>

유수화 (Su-hwa Yu)



2019년 3월~현재 : 숙명여자
대학교 컴퓨터과학과 학사
과정

<관심분야> 머신러닝, 클라우
드 컴퓨팅

전 지원 (Jiwon Chun)



2018년 3월~현재 : 숙명여자대학교 컴퓨터과학과 학사과정

<관심분야> AI, 머신러닝

이 애 진 (Aejin Lee)



2019년 3월~현재 : 숙명여자대학교 컴퓨터과학과 학사과정

<관심분야> 머신러닝, 데이터 분석

김 윤 희 (Yoonhee Kim)



1991년 숙명여자대학교 전산학과 졸업(학사).

1996년 Syracuse University 전산학과 졸업(석사).

2000년 Syracuse University 전산학과 졸업(박사).

1991년 ~ 1994년 한국전자통신연구원 연구원.

신연구원 연구원.

2000년~2001년 Rochester Institute of Technology 컴퓨터공학과 조교수.

2001년 ~ 2016년 숙명여자대학교 컴퓨터과학부 교수.

2017년 ~ 현재 숙명여자대학교 소프트웨어학부 교수.

<관심분야> 클라우드 컴퓨팅, 워크플로우 제어, 그리드/클라우드 관리