

소셜미디어 분석기반 재난안전 감성모델 연구

최선화[†]

국립재난안전연구원 안전연구실

(2016. 11. 3. 접수 / 2016. 11. 23. 수정 / 2016. 12. 8. 채택)

Research of Emotion Model on Disaster and Safety based on Analyzing Social Media

Seon Hwa Choi[†]

Safety Research Division, National Disaster Management Research Institute

(Received November 3, 2016 / Revised November 23, 2016 / Accepted December 8, 2016)

Abstract : People use social media platforms such as Twitter to leave traces of their personal thoughts and opinions. In other words, social media platforms retain the emotions of the people as it is, and accurately understanding the emotions of the people through social media will be used as a significant index for disaster management. In this research, emotion type modeling method and emotional quotient quantification method will be proposed to understand the emotions present in social media platforms. Emotion types are primarily analyzed based on 3 major emotions of affirmation, caution, and observation. Then, in order to understand the public's emotional progress according to the progress of disaster or accident and government response in detail, negative emotions are broken down into anxiety, seriousness, sadness, and complaint to enhance the analysis. Ultimately, positive emotions are further broken down into 3 more emotions, and Russell emotion model was used as a reference to develop a model of 8 primary emotions in order to acquire an overall understanding of the public's emotions. Then, the emotional quotient of each emotion was quantified. Based on the results, overall emotional status of the public is monitored, and in the event of a disaster, the public's emotional fluctuation rate could be quantitatively observed.

Key Words : disaster and safety management, emotion analysis, social media, big data

1. 서론

최근 이용자 수가 폭발적으로 증가하며 선택이 아닌 필수 매체가 된 소셜미디어는 사회심리학자 매슬로우가 규정한 인간의 보편적인 욕구들 중 하나인 본성, 즉 '연결됨'과 '소속됨'을 지향¹⁾하기 위한 효율적이고 즉시적 충족이 가능한 수단이다. 이처럼 수많은 개인들이 연결된 존재로써 존재하는 새로운 방식의 공간에서 사람들은 자신의 생각과 의견을 있는 그대로 남긴다. 그렇기 때문에 소셜미디어에는 사람들의 감성이 고스란히 담겨있어서 소셜미디어를 통해 전반적인 감성을 추출할 수 있다.

재난관리에 있어서 국민 감성과약은 매우 중요한 일이다. 국민은 피해가 있건 없건 간에 스스로 위험하다고 느끼는 순간 아주 민감한 반응을 소셜미디어를 통해 쏟아내고 있다. 미세먼지, 지진, 낙뢰 등이 대표적인

재난유형이다. 트위터의 경우, 시간 당 리트윗수가 트윗수보다 많은 것이 일반적인데 지진의 흔들림을 느낀 다거나 낙뢰의 공포와 두려움을 느끼는 순간에는 트윗수가 리트윗수보다 더 많은 역전현상이 일어난다. 다시 말해, 누군가에게 자신의 공포스러운 상황과 불안한 감성을 알리려는 행동이 촉발되는 것이다.

재난 또는 위험상황에 발현되는 감성은 상황이 진행되면서 변화를 보이기도 한다. 2014년 8월, 부산·경남 지역에 집중호우 피해가 발생했던 하루 동안의 국민감성 변화를 분석해보면 '불안-짜증-심각-불만'으로 이어지는 감성변화가 있었다. 오전에 계속 세차게 내리는 비에 짜증을 내는 시민들이 많아지면서 짜증감성이 급증했지만 피해가 발생하기 전이다. 이 감성은 오후 들어 여기저기서 피해가 가속화되면서 심각감성으로 변화한 것이다. 따라서 호우피해의 경우 국민의 짜증감성이 급상승할 때 위험지역에 있는 국민에게 위험을

[†] Corresponding Author : Seon Hwa Choi, Tel : +82-52-928-8105, E-mail : shchoi33@korea.kr
Safety Research Division, National Disaster Management Research Institute, 406-33, Jongga-ro, Jung-gu, Ulsan 44429, Korea

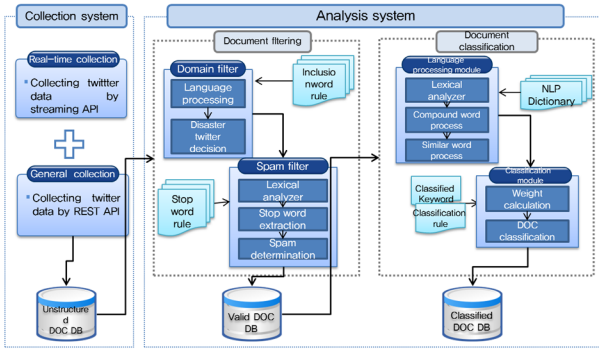


Fig. 1. Language processing of social big board.

집중적으로 알리는 세심한 정책으로 맞춤형 재난관리를 실현할 수 있을 것이다.

국민 감성을 재난관리에 활용하기 위해서는 우선, 소셜미디어 활용 기반기술 개발이 필요하다. 이를 위해 2013년부터 실시간 소셜미디어 모니터링 시스템인 소셜빅보드(Social Big Board)를 개발하여 연구목적으로 운영하고 있다. 소셜빅보드는 전국 트윗을 실시간 수집하여 재난안전관련 트윗만 자동 필터링하고 71개 재난안전유형으로 자동 분류한 후 급상승 재난이슈, 지역별 트윗발생 빈도, 트윗 원문 등 다양한 정보와 인사이트를 제공하는 실시간 트윗 모니터링 시스템이다²⁾. 이 시스템은 Fig. 1과 같이 수집시스템과 분석시스템으로 구분되며, 한국어 처리를 위한 자연어처리 엔진과 텍스트 마이닝 엔진을 기반기술로 구성하고 있다. 이 시스템을 활용하여 재난관리에 대한 국민적 수요, 행동패턴, 감성 등을 파악하여 재난안전 정책을 지원하고자 한다. 본 논문에서는 소셜빅보드의 감성유형 모델링과 감성지수 정량화 기법을 소개하고자 한다.

2. 관련연구 및 재난 감성 모델링

감성을 분석한다는 것은 텍스트 내에서 특정한 감정 표현의 의미를 추출하는 텍스트마이닝 기술의 한 영역으로 볼 수 있다³⁾. 일반적으로 감성분석은 어떤 주제 혹은 문서의 전체 문맥에 관련된 극성(긍정, 부정)에 대해 말하는 사람 혹은 글쓴이의 입장(attitude)을 밝히는 과정이다⁴⁾. 소셜미디어로부터 사용자의 감성을 분석하려는 연구는 분석 알고리즘 연구와 감성유형 정교화 연구가 주를 이룬다. 긍·부정감성 분석은 가장 일반적 유형으로 트위터에서 발생하는 대량의 비정형 데이터로부터 긍정과 부정감성을 분석하기 위해 우선 긍정·부정 문맥 분석으로 긍·부정을 판단하고 그 결과, 판단이 불가할 경우 형태소분석, 토큰 분석, 금칙어 분석 순으로 수행하게 된다⁵⁾. 이 방법은 빅데이터 특징을

반영한 최적 알고리즘을 제안한 것이다. 긍정과 부정 두 가지 감성만을 분석했던 기존 서비스와 달리 긍정과 부정의 양극성을 좀 더 세분화하여 17개의 분류를 적용한 감성분석 기술도 있다. 이 연구는 영어권의 감성분류와 한국의 정서분류를 기반으로 소셜미디어에서 나타나는 감성의 양상을 반영할 수 있게 감성유형을 세분화 하였다. 이러한 세부분류 감성분석을 기반으로 특정 키워드에 대한 모니터링을 해보면 긍정과 부정의 전체적인 의견분석 뿐 아니라, 긍정의견 중에서도 ‘감동’, ‘만족’ 등의 세부 감성별로 의견을 분류해 볼 수 있고, 부정의견 중에서도 ‘싫어함’인지 ‘화남’인지에 따라서 이슈가 발생했을 때 대처하는 방향이 달라 질 수 있으므로 보다 정확한 모니터링을 할 수 있는 장점이 있다⁶⁾. 이 기술은 기업에서 제품에 대한 고객의 견을 파악하는데 유용하게 활용될 수 있다. 소셜미디어를 통해 선호도, 호감도, 지지도를 파악하는데 정확성을 높이기 위한 연구도 있다. 이 연구는 감성분석시 일반적인 문법을 준수하지 않는 축약어 형식의 표현(‘ㄱ’)이나 이모티콘 등 다양한 방식의 감성용어를 활용하여 감성분석의 성능을 개선하였다⁷⁾. 사이버공간의 감성분석을 위해서는 사이버공간에 특화된 어휘사전 구축이 필요하다는 연구도 있다. 이 연구는 소셜미디어를 통해 유발되는 사회 감성유형을 정의하는데 명확한 기준이 없는 한계를 극복하기 위해 소셜미디어 사용자간의 친밀도에 기준을 두고 감성어휘를 새롭게 정의하였고, 사회적 관계가 반영된 사이버상에 인간의 사회적 감성을 측정하는 기초자료로 활용하였다⁸⁾.

소셜빅보드는 트위터 모니터링을 통해 재난안전에 대한 국민의 감성을 언어처리와 텍스트마이닝 과정을 통해 분석한다(Fig. 1). 소셜빅보드의 초기 감성모델은 긍정, 주의, 관망의 3가지 감성유형으로 분류하여 분석하였다. 이는 감성의 가장 일반적인 분류로 다양한 분야에서 쉽게 활용할 수 있는 반면 긍정 또는 부정감성 내에 다양한 감성을 세부적으로 파악하기에는 한계가 있다. 이를 개선하기 위하여 재난에 특화된 감성유형 즉, 재난의 발생부터 종료까지 다양한 국민의 감성변화를 세밀하게 파악할 수 있도록 감성유형을 다음과 같이 5개로 세분화하였다. 재난분야는 부정감성이 대부분이다. 재난발생에 따른 불안, 큰 피해가 예상되는 심각함, 피해지역 또는 피해자 상황에 대한 슬픔, 관계기관 대응에 대한 불만 등 다양한 감성을 드러낸다. 물론, 위험에서 무사히 살아남은 생존자가 있거나 피해가 크지 않을 경우는 안도하는 긍정감성도 존재한다. 정리하자면 소셜빅보드의 감성모델은 초기 3개 감성에서 불안, 심각, 슬픔, 불만, 긍정의 5개 감성유형을 확

장하여 세밀한 감성을 파악할 수 있도록 고도화되었다. 재난관련 트위터 데이터에서 감성 키워드를 추출하여 재난발생 시 발견되는 감성 키워드 유형을 검토하고 일반 감성 표현, 감각 표현, 묘사나 평가 표현, 명사형 어절, 관형형 표현, 부사어 등의 다양한 표현을 감성 사전으로 구축하였다. 또한 재난 상황과 전혀 관련이 없는 감성 표현(‘황홀하다’, ‘세련되다’, ‘뽕 터지다’ 등)이나, 중의성이 많은 단어들(‘싫다’, ‘좋다’)는 재난 감성유형에서 제외하였다⁹⁾.

5가지 감성은 부정감성을 세분화한 것으로 재난에 대한 긍정감성을 더 세분화할 필요가 있다. 본 논문에서는 기존 소셜빅보드의 감성 중 긍정감성을 세분화하고 전체적인 국민 감성을 파악하기 위해 러셀의 정서 모델을 참고하여 8개의 대표감성 모델링 방법과 각 감성별 감성지수를 정량화하는 방법을 제시한다. 이를 통해 전반적인 국민 감성을 모니터링하고, 재난 발생 시 국민 정서 변동량을 정량적으로 확인할 수 있을 것이다.

3. 재난 감성 모델링 및 정량화

3.1 감성 모델링

정서심리학자인 러셀은 인간의 다양한 정서를 두 개의 축인 유쾌·불쾌, 각성·이완 차원에서 배열하였다. 28개의 정서 단어를 사람들에게 제시하여 유사성에 근거하여 평가하도록 한 결과의 통계적 분석을 통해 다양한 정서를 두개의 차원에 배열하는 정서의 2차원 모델을 제시하였다. 본 논문에서는 광범위한 국민감성 파악을 위해 인간의 다양한 감성유형을 모델링한 러셀 (James A. Russell)의 정서 모델(Fig. 2)을 참고하였다¹⁰⁾.

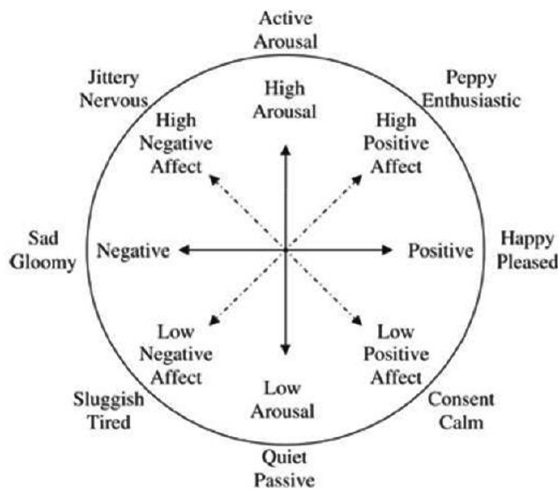


Fig. 2. Russell's dimensional model of emotions.

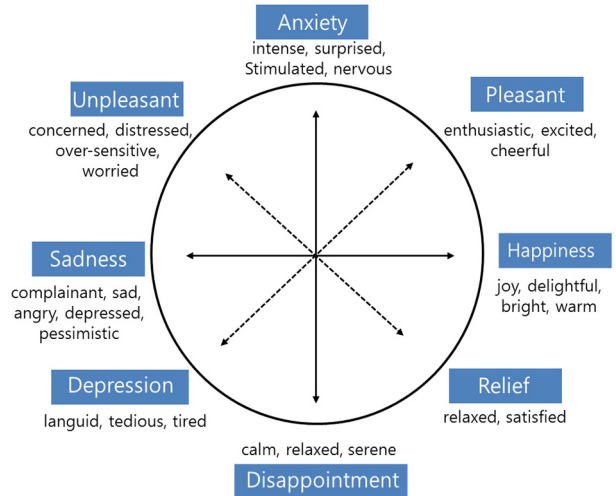


Fig. 3. Primary emotions developed using Russell's emotion model.

재난 감성모델은 ‘슬픔’·‘행복’, ‘불안’·‘실망’ 차원의 두 개축으로 정의하였다. ‘슬픔’은 불평, 비참, 우울, 비관의 극한 부정감성을 ‘행복’은 기쁨, 반가움, 온정 등에 극한 긍정감성을 양극으로 하는 축이다. 또 하나의 축은 ‘슬픔’과 ‘행복’을 각성하는 정도를 나타내는 축으로 극한 긴장상태의 각성, 놀람, 자극적 감성 등을 대표하는 ‘불안’과 차분함, 평온, 고요한 이완 상태의 감성을 ‘실망’으로 양극을 정의하였다. 재난 감성의 두 개축인 ‘슬픔’·‘행복’, ‘불안’·‘실망’을 중심으로 ‘슬픔’·‘행복’ 감성의 정도에 따라 4개 감성을 추가로 정의할 수 있다. 즉 ‘슬픔’과 ‘불안’사이 감성은 부정감성의 각성상태가 높은 고민, 괴로움, 신경과민, 근심이 큰 상태인 ‘불쾌’로 정의하였다. 최종적으로 재난 감성모델은 8개의 대표 감성을 ‘불안(Anxiety)’, ‘유쾌(Pleasant)’, ‘행복(Happiness)’, ‘안도(Relief)’, ‘실망(Disappointment)’, ‘우울(Depression)’, ‘슬픔(Sadness)’, ‘불쾌(Sadness)’로 선정하였다(Fig. 3).

이전 5가지 감성유형 분석에 활용한 감성키워드 (2,603개)를 재검토하여 8개 감성유형에 따라 다시 분류하고, 추가적인 재난 관련 연관어, 감성키워드를 검토하여 키워드를 정제하였다. 이렇게 구축된 감성어 사전은 754개의 감성 키워드로 구성되었다. 8개 감성유형으로 상세화한 모델에 감성키워드가 오히려 줄어든 것은 해당 감성에 정확히 매핑하기 애매한 감성 키워드들이 제외되는 과정에서 발생한 것이다. 예를 들어 ‘감사하다’, ‘만족스럽다’, ‘고맙다’, ‘수고하다’, ‘아름답다’, ‘양심적이다’, ‘용감하다’ 등은 긍정감성의 어느 분류에도 매핑하기 어려운 감성 키워드들이기 때문에 제외되었다.

Table 1. Keyword example by 8 emotion types

Category	Emotion	Keyword example
Negative	Unpleasant	Unpleasant, angry, irritated, furious, enraged
	Anxious	Anxious, worried, concerned, nervous, insecurity
	Depression	Depressed, depression, down in a rut, gloomy, down and out
	Sadness	Sad, heartbroken, mourning, heart throbbing
	Disappointment	Disappointed, disappointment, ashamed, embarrassed
Positive	Relief	Relieved, sense of relief, goodness, thank heavens
	Pleasant	Pleasant, happy, feel good, joyful
	Happiness	Happy, happiness, heart warming

3.2 감성도 정량화 및 감성지수 개발

감성도를 정량화하기 위해 2012년부터 2015년 트위터를 대상으로 하였다. 감성도 정량화 과정은 ① 감성 유형별 키워드와 키워드의 동의어, 유의어를 포함한 용어들의 일별 출현빈도를 추출한다. 다음으로 ② 감성유형별, 요일별, 이슈별 빈도 차의 영향을 최소화하기 위해 출현빈도를 정규화(normalization)한다. 일별(j) 감성유형별(e_i) 키워드들의 출현빈도(freq(e_i,j))를 해당 일의 트윗 전체빈도(freq(j))로 나누고 스케일 조정을 위해 일정 값(S)을 곱하여 정규화(Nfreq(e_i,j))하였다.

$$Nfreq(e_i, j) = \frac{freq(e_i, j)}{freq(j)} \times S$$

마지막으로 ③ 해당 감성의 정규화된 최대빈도를 기준으로 일별 정규화된 빈도의 비율을 산출하여 감성지수로 정의한다.

예를 들어, Fig. 4와 같이 ‘행복’ 감성유형에 키워드 중 ‘행복하다’뿐 아니라 모든 유의어인 ‘행복감’, ‘마음 따뜻하다’ 등의 일별 출현빈도를 합산하면 2015년 7월 15일에 21,570회 트위터에서 ‘행복’ 관련 키워드들이 발생한 것을 의미한다. 이렇게 추출한 빈도는 정규화된 빈도로 변환(366.266)하고, ‘행복’ 유형의 정규화된 최대 빈도(3094.473)를 이용해 2015년 7월 15일에 ‘행복’ 감성지수 11.836으로 정량화 된다. 다시 말해 감성지수는 특정한 날이 특정 감성의 최대치에 얼마나 미치는 가를 보여준다고 할 수 있다.

감성유형별 감성지수가 최대인 사건을 정리해보면 ‘행복’은 2014년 새해, ‘슬픔’은 레이디스코드 사고(‘14.09.31), ‘안도’는 세월호 전원구조 오보가 났던 순

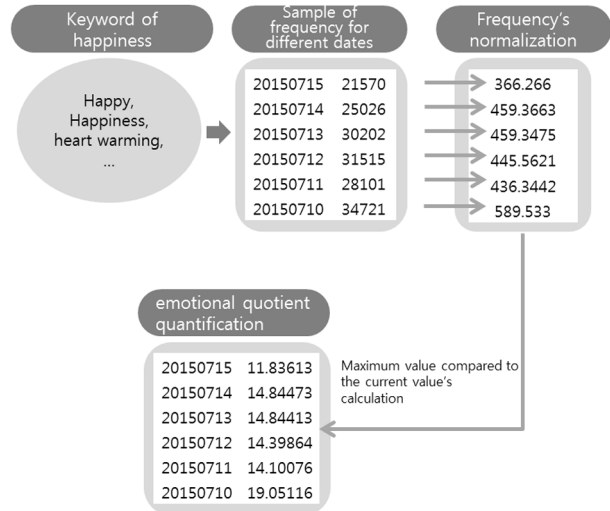


Fig. 4. Example of emotional quotient quantification for 'Happiness'.

간이며(‘14.04.16), ‘우울’은 2012년 대선(‘12.12.20), ‘불쾌’는 소치 올림픽 당시 김연아 은메달 판정(‘14.02.21), ‘유쾌’는 2013년 추석, ‘실망’은 총선 다음 날(2014.04.12.), ‘불안’은 태풍 볼라벤(‘12.08.28)이 발생했을 때 각각 최대 감성지수를 나타냈다. Fig. 5는 감성별 지수의 히스토그램의 예시이다.

위와 같은 방식으로 8개 감성지수는 일 단위로 산출되며 일별 축적된 감성지수는 향후 국민 감성의 변동추이 파악 및 사건별 국민 감성변화의 영향력 등을 파악하는데 활용할 수 있을 것이다. 또한, 초기 모델보다 세분화된 감성유형을 정의함으로써 긍정, 부정의 이원화된 감성과 악이 아닌 긍정 중에서도 행복인지 안도인지를 세세하게 파악할 수 있는 면밀한 분석이 가능하게 되었다.

3.3 감성지수의 활용 타당성 검토

본 논문에서 제시한 재난안전 분야의 감성모델은 국민의 전체적인 감성의 분위기를 정량화하고 이것이 재난안전 사고, 피해 등에 따라 어떻게 변화하는지를 파악하는 데에 목적이 있다. 감성지수의 활용 타당성을 검토하기 위해 국민안전처에서 매일 발표하는 국민안전체감도 조사결과와 비교해 보았다.

국민안전체감도는 사회전반 및 4대악 근절대책에 대해 국민이 체감하는 안전도를 정기적으로 조사·공표하고, 조사결과를 환류하여 종합안전대책을 강화하기 위한 목적으로 추진된다. 전문가, 일반인, 청소년을 대상으로 전화 또는 온라인 설문을 통해 사회전반에 대해 느끼는 안전체감도를 조사하여 ‘안전하다’, ‘안전하지 않다’, ‘보통’으로 나누어 각각의 응답비율로 안전체감도를 제시한다.

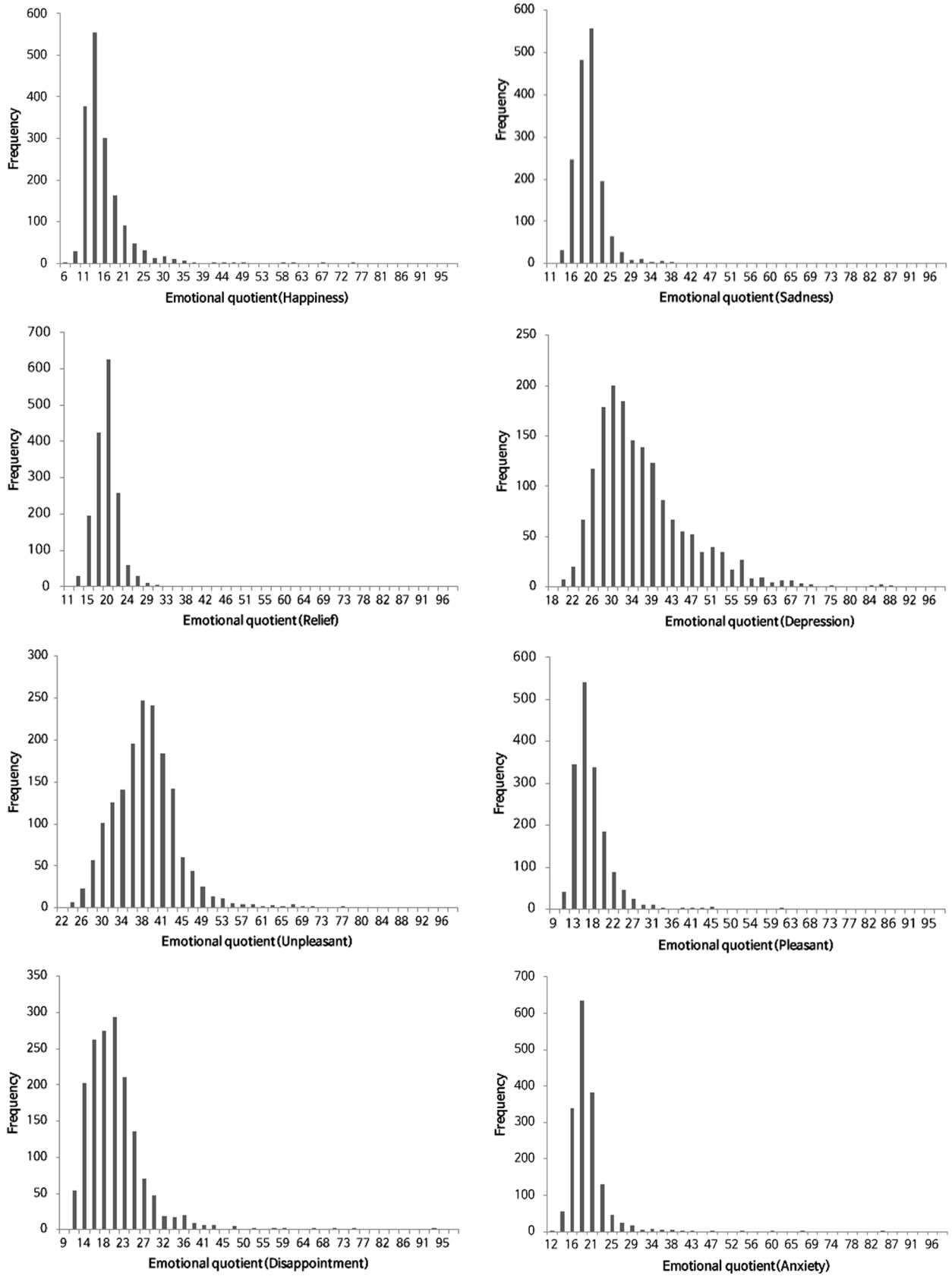


Fig. 5. Histogram for each emotional quotient.

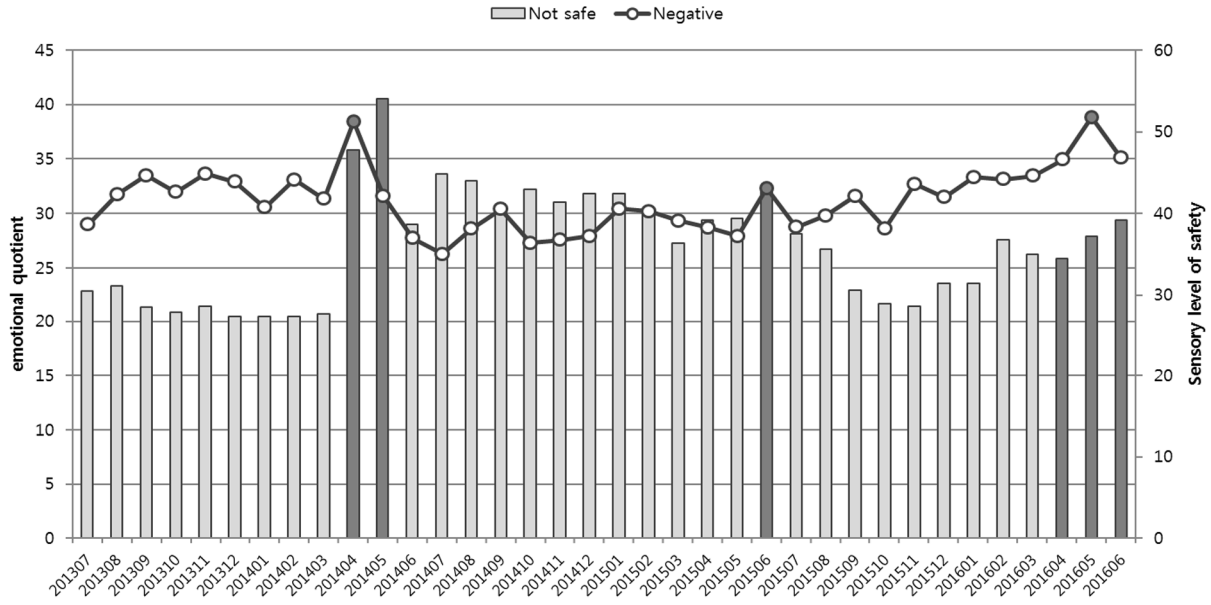


Fig. 6. Trend of sensory level of safety and negative emotional quotient.

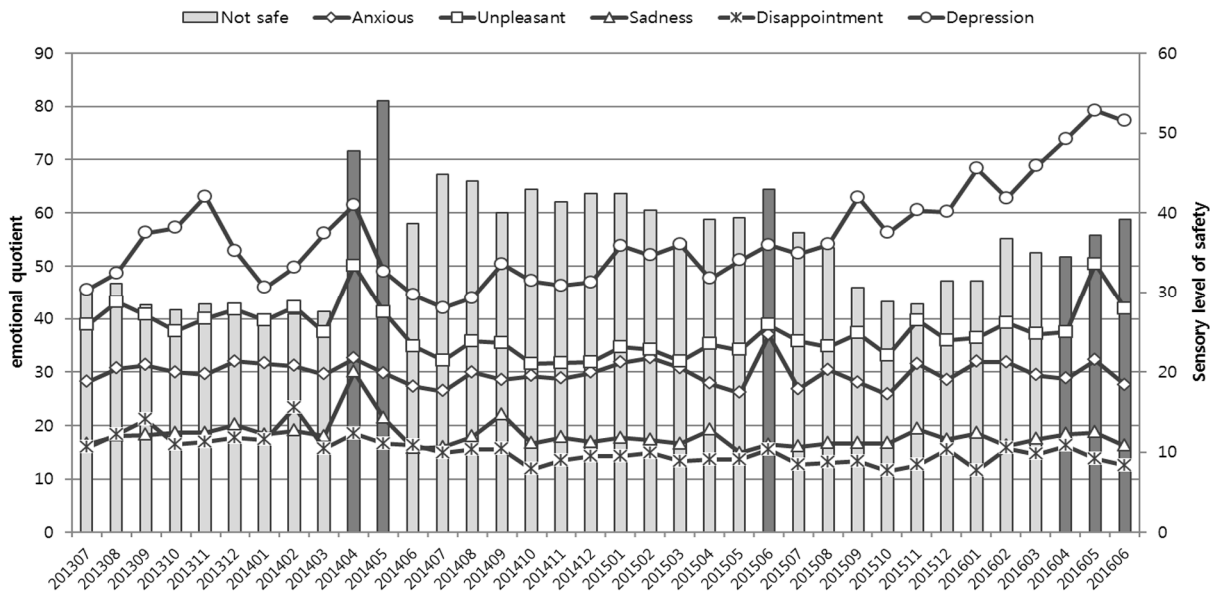


Fig. 7. Trend of sensory level of safety and 5 negative emotional quotients.

제안한 8개 감성 중 부정감성을 나타내는 ‘불안’, ‘불쾌’, ‘슬픔’, ‘실망’, ‘우울’과 안전체감도 ‘안전하지 않다’와 비교해 보면 Fig. 6과 같다. Fig. 6은 2013년도 7월부터 2016년 6월까지 5개 부정감성의 월 평균 감성지수의 평균을 ‘부정’으로 하고 이 값과 월별 ‘안전하지 않다’ 응답률과 비교한 것이다. ‘안전하지 않다’ 응답률이 급격히 상승한 2014년 4월과 5월은 세월호 침몰사고가 발생한 시기로 ‘부정’ 감성지수 또한 최고치임을 확인할 수 있다. 메르스 바이러스가 전국적으로 확산되었던 2015년 6월 또한, ‘안전하지 않다’와 ‘부정’ 감성지수가 상승하였지

만 이후 2015년 말까지 체감도는 일시적 하락세를 보이다가 2016년 상반기에 상승세로 돌아서게 된다. 반면에 ‘부정’ 감성지수는 메르스 감염사고 이후 지속적으로 상승하다가 강남역 문지마 살인(2016년 5월), 신안 여교사 성폭행 사고(2016년 6월) 등 개인의 안전을 위협하는 사건·사고가 연이어 발생하면서 지속적 상승세를 보이며 체감도와는 다른 패턴을 나타냈다.

논문에서 제안한 감성지수는 두 가지 측면에서 국민 안전체감도 조사결과를 해석하는 데 활용할 수 있다. 첫째, 설문으로 측정하는 안전체감도는 설문형식이나

질문지에 따라 결과가 다를 수 있고 설문에 반영되지 않은 현상에 대한 분석은 불가능 하다. 특히, 2016년도 상반기 안전체감도 결과와 같이 특이할 만한 대형재난이 발생하지 않았음에도 ‘안전하지 않다’가 상승한 결과는 재난발생, 재산 및 인명피해 등 정형화된 통계와 비교하는 기존 방식으로는 해석할 수 없다. 이 경우 소셜미디어를 통해 분석한 감성지수를 활용하여 융합적으로 분석한다면 안전체감도 결과의 실마리를 찾을 수 있을 것이다. 실제 재난관련 트윗 발생과 안전체감도 간의 상관성이 있음을 확인하였다.

둘째, 안전체감도 결과 분석 시 8개 감성으로 세분화된 감성지수를 활용하여 보다 상세한 감성변화를 분석할 수 있고 실제 트윗 원문 분석을 통해 해당 감성발현의 근본 원인을 해석할 수 있다. Fig. 6에 부정감성은 Fig. 7에 제시된 바와 같이 5개 부정감성으로 세분화하여 추이를 확인할 수 있다. 2016년 5월은 부정감성 중 ‘우울’ 감성이 지배적으로 나타났으며 ‘우울’ 감성이 최고였던 2012년 대선(‘12.12.20) 대비 79% 우울함을 느낀 것으로 분석되었다. ‘불쾌’는 최고시점 대비 50%, ‘불안’은 최고시점 대비 30%를 느끼는 것으로 나타났다. 2016년 5월과 6월에 감성을 드러낸 트윗 원문을 분석해 보면 성폭력이 다른 강력범죄에 비해 간과되는 경향과 ‘들키지 않은 강간 문화’ 만연에 대한 우려, 실제 성희롱이 발생해도 여성 개인의 기준에 의한 판단으로 치부하고 오히려 피해 여성을 비난하는 사회풍조 등에 불쾌감을 나타낸 것으로 분석된다. 사회적으로 크게 이슈가 된 당시 성폭력 사건이 연속적으로 발생한 것에 대한 불안과 성폭력이 결국 살인 등의 강력 범죄로 이어지는 것에 대한 공포가 확산된 것임을 트윗 원문에서 확인 한 것이다.

안전체감도 조사결과는 해당 월에 재난 및 사고 발생 여부, 피해상황, 사회정황 등의 자료를 활용해 그 결과를 해석해야 한다. 제안한 감성지수는 재난안전관련 사회전반에 대한 국민 감성을 분석한 과학적 정보로써 사회정황 자료로 안전체감도 해석에 활용될 수 있을 것이며 재난안전에 대한 전반적인 국민감성의 변동을 정량적으로 제시하고 재난이슈 및 사고가 국민감성에 미치는 영향력도 8개 감성으로 세분화하여 제공하고 보다 상세히 감성의 원인을 분석할 수 있어서 재난안전 정책지원이라는 활용목적에 적합하다고 할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 실시간 소셜미디어 재난 모니터링 시스템인 소셜빅보드의 감성유형 모델링과 감성지수 정

량화 기법을 제시하였다.

소셜빅보드는 텍스트마이닝과 기계학습 기법을 활용하여 재난안전 정책을 지원하기 위한 다양한 기능을 제공하는 시스템으로서 빠르게 변하는 사회정황과 재난이슈를 즉각 파악할 수 있는 실시간성의 장점은 있으나, 트위터만을 대상으로 하고 있어 소셜미디어 커버리지에 한계가 있다. 이 문제는 개인정보보호로 막혀있는 소셜미디어의 접근범위가 제한적으로 풀릴 경우 커버리지 확장이 가능할 것으로 예상된다. 또한 신뢰성이 보장되지 않은 소셜미디어 데이터의 철저한 검증체계 구축도 남아있는 과제다.

감성모델의 초기 감성유형은 긍정, 주의, 관망의 3가지 감성으로 분석하였다가 재난·사고의 진행 과정 및 정부의 대응에 따른 국민의 감성추이를 세밀하게 파악하기 위하여 부정감성을 세분화하고 분석을 고도화 하였다. 최종적으로는 긍정감성도 3가지로 더 세분화하고, 전체적인 국민 감성을 파악하기 위해 러셀의 정서모델을 참고하여 8개의 대표감성을 모델링하였으며, 각 감성별 감성지수를 정량화하였다. 이를 통해 전반적인 국민 감성을 모니터링하고 일별 축적된 감성지수를 이용해 감성추이 분석으로 국민감성의 변동을 정량적으로 확인할 수 있다. 또한 재난이슈 및 사고가 국민감성에 미치는 영향력 즉, 사건별 감성지수 비교를 통해 국민감성에 영향을 미치는 사건의 유형을 파악하여 정책적 자료로 활용할 수 있을 것이다.

감성지수는 재난안전관련 사회전반에 대한 국민 감성을 분석한 과학적 정보로써 국민안전처에서 조사·공표하는 안전체감도를 해석하는데 사회 정황정보로 활용될 수 있다. 또한, 재난 발생이후 국민적 수요를 파악하는 정책적 지원 정보로도 활용 가능할 것이다.

향후 재난안전 정책수립 등 광범위 영역을 지원하기 위해서는 축적된 감성분석결과를 활용해 논문에서 제시한 8개 감성모델과 기존에 사용한 3개, 5개 감성모델 각각의 결과를 재난안전 이벤트 및 통계자료와 비교하여 각 모델의 상대적 비교를 통해 감성모델의 지속적 개선이 필요하며 재난안전분야 활용 목적에 부합되도록 감성어 사전 고도화 및 분류의 선택과 집중이 필요할 것이다.

References

- 1) Y. S. Jeon, S. Y. Kim and S. Y. Jeong, “Management”, Bobmunsa, 1995.
- 2) S. H. Choi, J. G. Lee and W.G. Yeo, “Disaster Management Competence Reinforcement for Self-governing Bodies

- using Big Data”, Local Administration Monthly Magazine, Vol. 730, pp. 16-19, 2014.
- 3) B. Liu, “Opinion mining & Summarization-Sentiment analysis”, WWW2008 Tutorial, 2008.
 - 4) Sentiment Analysis, http://en.wikipedia.org/wiki/Sentiment_analysis
 - 5) B. H. Back, I. K. Ha and B. C. Ahn, “An Extraction Method Sentiment Information from Unstructured Big Data on SNS”, Journal of Korea Multimedia Society, Vol.17, No.6, pp. 671-680, 2014.
 - 6) B. M. Ryu, H. J. Kim, H. G. Kim and S. G. Park, “Social Media Issue Detection & Monitoring based on Deep language Analysis Techniques”, Communications of Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 30, No. 6, pp.47 - 58, 2012.
 - 7) S. M. Shin and T. S. Lee, “A Study on Sentiment Classification for SNS Data Analysis”, Proceedings of Korean Institute of Information Scientists and Engineers, pp. 560-562, 2015.
 - 8) Y.S., Cha, M.C., Hwang, G.H., Kim, S.I, Kim, M.J., Won, J.E., Park, J.H., Kim, “An Empirical Study on Modeling Social Emotion Evoked during Social Network Service”, Proceedings of Korean Society of Emotion and Sensibility, pp. 29- 30, 2011.
 - 9) National Disaster Management research Institute, “Development of Social Big Data Semantic Monitoring Technology”, 2014.
 - 10) J. A. Russell, “A Circumplex Model of Affect”, Journal of Personality and Social Psychology, Vol. 39, No. 6, pp. 1161~1178, 1980.