

A Collecting Model of Public Opinion on Social Disaster in Twitter: A Case Study in 'Humidifier Disinfectant'

JunHyeong Park[†] · Pum-Mo Ryu^{**} · Hyo-Jung Oh^{***}

ABSTRACT

The abstract should concisely state what was done, how it was done, principal results, and their significance. It should be less than 300 words for all forms of publication. Recently social disasters have been occurring frequently in the increasing complicated social structure, and the scale of damage has also become larger. Accordingly, there is a need for a way to prevent further damage by rapidly responding to social disasters. Twitter is attracting attention as a countermeasure against disasters because of immediacy and expandability. Especially, collecting public opinion on Twitter can be used as a useful tool to prevent disasters by quickly responding. This study proposes a collecting method of Twitter public opinion through keyword analysis, issue topic tweet detection, and time trend analysis. Furthermore we also show the feasibility by selecting the case of humidifier disinfectant which is a social issue recently.

Keywords : Social Disaster, Public Opinion Collecting, Social Media, Humidifier Disinfectant

사회적 재난에 대한 트위터 여론 수렴 모델: '가습기 살균제' 사건을 중심으로

박 준 형[†] · 류 범 모^{**} · 오 효 정^{***}

요 약

최근 점차 복잡해져가는 사회구조 속에서 사회적 재난은 빈번하게 발생되고 있으며, 그 피해 규모 또한 점차 대형화되고 있다. 따라서 사회적 재난에 신속하게 대응함으로써, 추가 피해를 방지할 수 있는 체계화된 방법이 필요하다. 그 중에서도 소셜미디어, 특히 트위터는 신속성 및 확장성이 높아 재난에 대한 대응책으로 새롭게 주목받고 있다. 다양한 대중들의 관심이 드러나는 트위터의 여론을 수렴하는 것은 재난 발생에 신속하게 대응하고, 추가적인 피해를 방지하는데 유용한 수단으로 활용될 수 있다. 따라서 본 연구는 키워드 분석 및 이슈 트윗 추출, 시계열 분석 과정을 통해 사회적 재난에 대한 트위터 여론 수렴 방법을 제안하였으며, 최근 사회적으로 이슈화된 가습기 살균제 사건을 연구 대상으로 선정, 실제 적용가능성을 보이는데 의의가 있다.

키워드 : 사회적 재난, 여론 수렴, 소셜미디어, 가습기 살균제

1. 서 론

현대 사회는 과학기술과 산업의 발달로 인한 지구 온난화에 따른 폭염이나 산불과 같은 자연재해 뿐 아니라 각종 오염 및 폭발사고와 같은 사회적 재난이 빈번히 발생하고 있다. 특히 테러 및 전염병의 확산 등 예측하기 어려운 재난

으로 인해 수많은 사람들이 피해를 입으며 고통을 겪는 상황들이 계속해서 반복되고 있다[1]. 최근 사회적 재난의 경우에는 발생 빈도가 점차 증가하였으며, 이로 인한 피해 규모도 점점 대형화되고 있다[2]. 따라서 사회적 재난에 대한 사전 예방과 함께 재난 이후의 신속하고 효율적인 조치는 추가 피해를 막는데 매우 중요하다. 반면 현재 우리나라는 사회적 재난에 대한 구체적인 대응책이나 체계가 미비한 상태이기 때문에 재난 피해가 극심한 실정이다[3].

한편, 소셜미디어는 정보를 빠르게 확산시키기 때문에 재난 상황을 빨리 파악하도록 도와주며, 다른 미디어 매체보다 근접한 시각에서 자세하고 정확한 정보를 제공한다. 이로 인해 소셜미디어는 인터넷 상의 관계 형성 및 의사소통의 역할뿐만 아니라 재난 발생에 대한 대응책으로 재조명되

※ 이 논문은 2016년도 한국연구재단 연구비 지원에 의한 결과의 일부임 (과제번호: 2016R1A2B1008000).
※ 이 논문은 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2016S1A5B8913575).
† 비 회 원 : 전북대학교 기록관리학과 석사과정
** 비 회 원 : 부산외국어대학교 동남아장의용융학부 부교수
*** 정 회 원 : 전북대학교 기록관리학과 조교수,
문화융복합아이빙, 의료정보융합연구소 연구원
Manuscript Received : December 19, 2016
Accepted : March 5, 2017

* Corresponding Author : Hyo-Jung Oh(ohj@jbnu.ac.kr)

고 있다[3]. 소셜미디어 중에서도 트위터는 다른 매체보다 정보의 신속성 및 확산성이 높다는 장점이 있다. 최근에는 이러한 특성을 활용하여 트위터에 기반한 재난 예방 및 대응 방안을 고찰하는 다양한 연구들이 진행되고 있다. 또한 트위터에는 여론조사로는 감지되지 않는 개개인의 다양한 의견이 실시간으로 드러나며, 누구든지 자유롭게 자신의 의견을 개진할 수 있다[4]. 이는 여론을 형성하는 공론의 장으로써 트위터가 사회적 이슈에 대한 여론의 관심을 반영할 수 있다는 것을 의미한다[5].

본 연구에서는 사회적 재난에 대한 신속한 대응 및 조치를 위한 여론 수렴 방법을 제안한다. 이를 통해 재난에 대한 여론의 관심 및 변화추이를 파악하고, 재난 발생 이후에 추가 피해를 방지하도록 체계적인 재난관리체계를 구축하는데 유용한 수단으로 활용 가능성을 보이고자 한다. 이를 위해 2011년에 처음 발생하여 2016년까지 효과적인 대응과 조치가 이루어지지 않아 지속적으로 피해를 발생시키고 있는 '가습기 살균제' 사건을 연구 대상으로 선정, 트위터 미디어를 대상으로 실제 적용 결과를 보이고자 한다. 구체적으로는 가습기 살균제 사건 관련 트윗을 자동으로 수집하여 키워드 분석 및 이슈 트윗 추출을 수행하고 시계열 분석 결과를 제시하고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 사회적 재난

「재난 및 안전관리기본법」[6]에서는 화재·붕괴·폭발·교통사고·화생방사고·환경오염사고 등으로 인하여 발생하는 대통령령으로 정하는 규모 이상의 피해와 에너지·통신·교통·금융·의료·수도 등 국가기반체계의 마비, 「감염병의 예방 및 관리에 관한 법률」에 따른 감염병 또는 「가축전염병예방법」에 따른 가축전염병의 확산 등으로 인한 피해를 사회적 재난으로 정의하고 있다. 특히 다른 국제기구들의 정의와 달리 우리나라는 감염병 피해를 사회적 재난에 포함시키고 있다[7].

사회적 재난은 단순히 한 가지 특정 원인으로 인해 발생하기 보다는 자연재난, 인적재난 등과 함께 복합적으로 일어나는 경우가 많으며, 최근 점차 복잡해져가는 사회구조의 이해관계 속에서 빈번하게 발생되고 있다[8]. [9]는 사회를 구성하는 직·간접적인 요소들로부터 기인한 1개 이상의 복합적인 원인으로 인하여 피해의 양상과 크기가 변하는 인간의 생명과 재산 그리고 국가나 사회의 항상성을 위협하여 파장이 큰 재해가 사회적 재난이라고 정의하였다.

최근까지도 많은 여론의 관심이 집중된 가습기 살균제 사건은 한국환경산업기술원¹⁾에 신고·접수된 피해자가 5,000명, 보고된 사망자가 1,000명 이상으로 우리나라 역사상 최악의 생활화학제품 참사라 부르기도 한다. 가습기 살균제 사건은 폐질환을 유발하기 때문에 의학적인 측면에서 환정

성질환이라고 할 수 있지만, 피해규모 측면에서는 감염성 질환으로도 볼 수 있다[10]. 따라서 가습기 살균제 사건은 감염병 피해라는 측면에서 사회적 재난에 포함되어 본 연구의 적용 대상으로 선정하였다.

2.2 트위터 여론

최근 IT기술의 발달로 인해 뉴스, 신문기사와 같은 전통적인 대중매체에서 소셜미디어, 팟캐스트, 블로그와 같은 새로운 대중매체로 여론 형성 및 확산과정의 트렌드가 변화하고 있다[11]. [12]에 의하면 여론은 사회적, 경제적 지위와 경험을 바탕으로 나타나는 개인의 주관적 인식이 사회 현실에 대한 언론의 보도내용과 접촉할 때 형성되는 집단적 의견이다. 특히 트위터는 공통 관심사나 이슈를 중심으로 사람들을 연결해주는 실시간 정보 네트워크로[13], 트위터 여론은 이용자가 특정 주제에 대한 자신의 의견을 팔로어(follower)에게 전달하고, 자신이 팔로우한 사람의 의견을 팔로어에게 다시 전달하는 순환적인 과정을 통해 형성된다. 따라서 트위터 여론은 사회적 이슈에 대한 집단의 의견, 관심을 반영하고 있음을 신뢰할 수 있다.

트위터 여론의 특성에 대한 선행연구들을 살펴보면 첫째, 여론 조사에서 감지할 수 없는 개개인의 다양한 의견을 트위터를 통해 실시간으로 확인할 수 있다[14]. 둘째, 전통 대중매체와 달리 트위터에서는 쌍방향 커뮤니케이션을 통해 특정 주제에 대한 공론의 장을 형성할 수 있다[4]. 마지막으로 기존 인터넷 매체와 다르게 트위터는 소통의 속도와 파급력이 커서 여론의 전파력이 강하다[15]. 따라서 트위터로부터 여론을 수렴하는 것은 예기치 못한 재난 상황이 발생했을 경우 신속한 대응 및 조치를 가능하게 한다.

2.3 관련 연구

1) 재난에 대한 소셜미디어 분석

[16]은 2009년 미국의 '레드강 홍수' 발생 때 트위터를 포함한 다양한 소셜미디어 정보를 취합 및 분석하고 구글맵을 통해 상황전파와 서비스를 제작 및 제공함으로써 많은 사람들에게 도움을 준 사례를 소개하였다. [3]은 국가적 재난 대응을 위한 소셜미디어 활용 방안을 연구하였다. 특히, 해당 연구에서는 소셜미디어를 통한 긴급 의사소통 체계 및 재난정보 제공서비스를 구축하여 온라인 기부창고로써 소셜미디어를 활용할 것을 제안하였다. [17]은 소셜 빅데이터를 활용한 재난이슈 탐지 모델을 소개하였다. 해당 연구에서는 재난이슈를 전조이슈와 발생이슈로 구분하여 정의하고 시간단위 트윗 발생빈도 분석과 어휘패턴분석 방법을 통해 재난이슈 탐지모델을 구축하였다. [18]은 사회 전반적으로 관심 대상인 질환 및 질병에 관련된 트윗을 수집하고, 이를 사회적 신호로 간주할 때 질병의 확산을 조기에 감지하여 예방하는데 도움을 준다고 주장하였다. [19]는 사회적 파급력이 큰 사건·사고를 이슈 이벤트로 정의하고 이슈 이벤트의 연속성 분석하여 이슈 이벤트의 발생과 확산 유형을 고찰하였다. [20]은 트위터를 활용하여 이벤트를 실시간으로 탐지하는 시스템에 재난 키워드 필터링과 지명

1) <http://www.keiti.re.kr/wat/page12.html>

검출 기법이 추가적으로 적용되어야 함을 주장하였다. 이들이 제시한 지명 검출 기법에는 지명 노이즈 제거 기법과 랜드 마크를 이용한 지명 확정 기법이 있다.

2) 소셜미디어에 나타난 여론 분석

[4]는 2011년 국내에서 이슈화된 '무상급식 주민투표'와 '10.26 재보선 선거'를 대상으로 키워드 분석 및 네트워크 분석을 수행하여 트위터 여론 형성에 미치는 영향들을 고찰하였다. [21]는 악성 집단 댓글에 대한 SNS 여론의 소셜데이터를 분석하였다. 해당 연구에서는 '코카콜라', '채선당', '알츠하이머'를 분석 대상으로 선정하고, 사례와 관련된 이슈가 얼마나 많은 사람들에게 배포되고 악용되는가에 대한 문제를 다양한 측정 방법으로 분석하였다. [22]은 '18대 대선후보 TV토론'에 대하여 트위터에서 형성되는 여론의 전개 현상을 살펴보고, 기존 매체와 트위터 간의 상호작용이 대중의 여론형성에 어떠한 영향을 미치는지를 연구하였다.

종합해보면 선행연구에는 소셜미디어로부터 추출된 빅데이터를 활용하여 재난 대응 방법을 제안하는 연구와 소셜미디어에 나타난 여론들이 사회에 미치는 영향을 분석한 연구 등이 있다. 즉, 결론적으로 소셜미디어에 나타난 재난 관련 여론을 분석하고 활용하여 재난 대응 체계를 제안한 연구는 현재 없다. 따라서 본 연구는 소셜미디어에 나타난 여론을 수렴하여 재난에 대한 여론의 관심 및 변화추이를 분석함으로써, 재난 발생 시 신속하게 대응할 수 있는 방법을 제안하는데 목적을 두고 있다.

3. 연구 방법

3.1 연구모델

본 연구에서 제안하는 사회적 재난에 대한 트위터 여론 수렴 방법은 Fig. 1과 같이 설계하였으며, 트위터 자동수집 내용을 기반으로 키워드 빈도 분석 및 이슈 트윗 추출, 시계열 분석을 수행하였다. 구체적인 내용은 다음과 같다.

첫째, 데이터 수집 기간을 선정하여 수집 대상과 연관된 단어를 포함하는 모든 트윗을 메타데이터와 함께 자동 수집한다. 둘째, 수집한 트윗의 Mention에서 키워드를 추출하여 트위터에서 자주 언급된 주요 키워드들을 선정하여 분석한다. 셋째, 전체 트윗 데이터 중에서 중요도가 높은 이슈 트윗을 추출하여 트위터 여론의 관심이 집중된 주요 이슈들을 분석한다. 마지막으로 시계열 분석을 통해 트위터 여론의 관심 및 변화양상과 더불어 다른 매체와의 상관관계를 파악한다. 이러한 과정은 트위터 여론을 수렴하여 재난에 대한 여론의 관심 및 변화를 파악함으로써, 피해확산에 대응하고 추가피해를 예방하는데 유용하게 활용할 수 있다.

3.2 자료수집

본 연구에서 수집대상으로 선정한 가습기 살균제 사건의 연관 단어는 '가습기살균제'와 사건에 관계된 제품인 '옥시', '메디안치약', '몽드드', '세퓨', '아모레퍼시픽', '아토오가닉', '가습기클린업', '홈플러스 가습기청정제', 그리고 가습기 살균

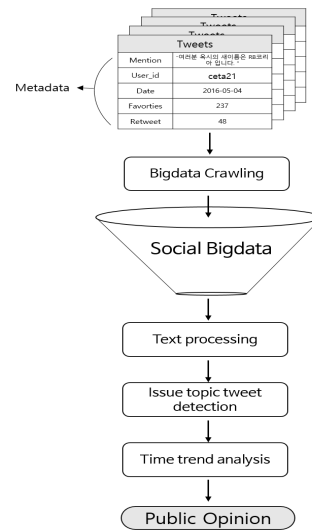


Fig. 1. Research Model

제 주요 성분인 'CMIT/MIT' 등으로 구성하였다. 수집된 트윗의 메타데이터는 'Mention', 'User_id', 'Date', 'Favorites', 'Retweet'이다. 수집 기간은 사건이 처음 발생한 2010년 1월 1일부터 2016년 9월 30일로 설정하였다. 수집 방법으로는 오픈소스 소프트웨어 저장소인 GitHub²⁾에 공개된 트윗 데이터 수집 프로그램을 본 연구의 목적에 맞게 코드를 수정하여 사용하였다. 이를 통해 선정된 트윗 데이터는 자동으로 수집하였고, 수집 결과 일부 중복되는 트윗 데이터는 제거 등 전처리를 수행한 후 분석을 진행하였다.

3.3 키워드 분석

본 연구에서는 수집한 전체 트윗을 연도별로 분류하고, RHINO 형태소 분석기³⁾를 사용해서 트윗 내용으로부터 명사 키워드를 추출하였다. 추출된 키워드들은 연도별로 자주 언급이 되었던 순서로 정렬하여 분석했다. 구체적으로는 전체 공통 키워드와 연도별 주요 키워드를 살펴보면서 키워드에 나타난 트위터 여론의 관심 및 변화를 비교·분석하였다. Fig. 2는 이러한 단어 분석 과정을 시각화한 것이다.

3.4 이슈 트윗 추출

각 연도별 트윗 수는 스마트폰의 보급 확산 및 트위터 이용자의 증대와 같은 외부적인 요인에 영향을 받는다. 따라서 단순히 빈도분석을 통해서 트위터 여론의 관심이 집중되었던 트윗을 추출하기에는 한계가 있다. 이에 본 연구에서는 이슈 트윗 추출을 위한 중요도 계산 방법을 제안, 수집된 모든 트윗 각각의 중요도를 계산하여 정규화하였다. 구체적으로는 수집한 트윗의 '트윗 수', '리트윗 수', '좋아요 수'를 활용해 각각 가중치를 달리함으로써 중요도를 산출하였다. 그리고 시기별로 중요도가 가장 높은 트윗을 하나씩 추출하여 중요도가 높은 순서로 정렬함으로써 트위터 여론의 관심이 집중된 이슈 트윗들을 추출하였다.

2) <https://github.com/>

3) <https://sourceforge.net/projects/koreanalyzer/>

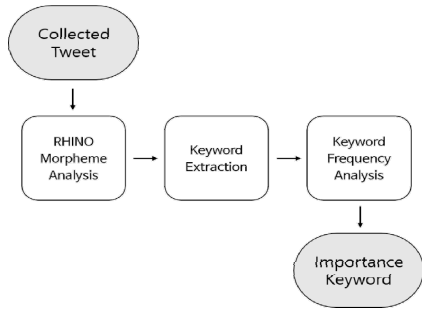


Fig. 2. Text Processing

중요도는 Fig. 3과 같이 각 트윗의 월 트윗 수를 해당 연도의 전체 트윗 수로 나눈 값, 리트윗 수를 해당 연도의 전체 리트윗 수로 나눈 값, 좋아요 수를 해당 연도의 전체 좋아요 수로 나눈 값을 더하여 계산한다. 여기서 본 연구에서는 α, β, γ 로 가중치를 각기 다르게 적용하여 중요도를 산출해 보았다.

$$\text{issue tweet importance} = \left(\alpha \times \frac{\# \text{of Tweets of the Month}}{\# \text{of Tweets of the Year}} \right) + \left(\beta \times \frac{\# \text{of Retweets of the Month}}{\# \text{of Retweets of the Year}} \right) + \left(\gamma \times \frac{\# \text{of Favorites of the Month}}{\# \text{of Favorites of the Year}} \right)$$

Fig. 3. Tweet Importance

첫 번째 방법은 $\alpha = 1, \beta = 1, \gamma = 1$ 로 설정하여 ‘트윗 수’, ‘리트윗 수’ ‘좋아요 수’에 동일한 가중치를 부여하였다. 두 번째 방법은 $\alpha = 2, \beta = 1, \gamma = 1$ 로 설정하여 ‘트윗 수’의 가중치를 다른 요소보다 높게 부여하였다. 세 번째 방법은 $\alpha = 1, \beta = 2, \gamma = 1$ 로 설정하여 ‘리트윗 수’의 가중치를 다른 요소보다 높게 부여하였다. 그리고 위와 같이 각각의 가중치를 다르게 적용한 후, 결과를 비교하여 사건과 관련된 이슈 트윗을 보다 상세하게 추출하는 방법을 확인하였다.

3.5 시계열 분석

본 연구에서는 키워드 분석 및 이슈 트윗 추출 방법을 통해 도출된 결과를 시계열 그래프로 표현하여 시기마다 달라지는 이슈 트윗과 키워드를 분석하였다. 그리고 이를 기반으로 트윗터 여론의 관심 및 변화추이를 파악하고, 뉴스 빅데이터 분석시스템인 BigKinds⁴⁾를 활용해 트윗터 여론의 변화가 다른 매체와 어떤 상관관계를 가지는지 분석하였다.

4. 분석 결과

4.1 기초분석

수집한 트윗은 전체 53,316건 중 중복된 데이터를 제거하여 총 50,151건을 본 연구에 활용하였다. 이 중에서도 ‘가습기 살균제(19,821건)’와 ‘옥시(23,329건)’가 전체 트윗의 약 80%를 차지한다. 또한 2011년 처음 가습기 살균제 사건이 이슈화

되었을 때 ‘가습기살균제’ 트윗이 ‘옥시’ 보다 많이 생산되었지만, 반대로 2016년에는 옥시 제품으로 인해 가습기 살균제 사건에 사회적 관심이 집중되면서 ‘옥시’ 트윗이 ‘가습기 살균제’ 보다 더 많이 생산되었음을 확인하였다.

전체적으로 가습기 살균제 사건에 대한 트윗(중복제거)은 2010년 295건에서 2011년 2,554건으로 증가하였다. 2012년에는 1,787건으로 다소 감소하였지만 이후 관련 트윗이 점차 증가하여 2016년 33,473건으로 크게 증가하였음을 Table 1에서 확인할 수 있다. 또한 트윗과 함께 리트윗 수, 좋아요 수도 동일하게 점차 증가하였다.

Table 1. Basic Statistics Analysis

Keyword	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Total
가습기살균제	3	1,991	610	1,411	636	1,304	13,866	19,821
옥시	186	489	1,067	1,289	970	1,683	17,645	23,329
메디안치약	16	43	71	43	52	72	1,289	1,586
몽드드	32	25	30	186	318	278	319	1,188
세퓨	55	77	2	5	8	46	482	675
아모레퍼시픽	0	0	0	0	774	3,121	2,351	6,246
아토포가닉	4	17	16	2	3	3	4	49
홈플러스	0	11	1	0	0	2	4	18
가습기청정제	0	0	0	0	0	0	0	0
가습기클린업	0	8	0	1	0	2	2	13
CMIT/MIT	0	0	4	11	7	5	364	391
Total (Unique)	295	2,554	1,787	2,879	2,751	6,412	33,473	50,151
Favorites	16	426	279	1,100	2,169	12,490	139,043	155,523
Retweet	28	2,055	1,534	6,444	5,695	45,717	610,871	672,344

4.2 키워드 분석

Table 2는 전체 트윗의 Mention을 형태소 분석기로 명사 키워드만 추출한 후, 연도별로 추출된 키워드를 빈도 분석하여 도출한 결과이다.

Table 2. Keyword Analysis

Rank	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016
1	옥시	가습기	옥시	가습기	옥시	아모레	옥시
2	티슈	살균제	가습기	살균제	아모레	퍼시픽	가습기
3	이벤트	페	살균제	옥시	퍼시픽	옥시	살균제
4	물	원인	페	피해자	가습기	가습기	뉴스
5	축하	손상	피해자	피해	살균제	살균제	피해자
6	치약	옥시	업체	물	티슈	피해자	제품
7	메디안	질환	피해	정부	물	기업	정부
8	제품	수거	정부	티슈	피해자	피해	불매
9	오늘	사용	손상	물질	피해	국정	치약
10	빨래	미상	치약	독	페	뉴스	아모레
11	살균	사망	메디안	페	물질	면접	사건
12	메시지	정부	사망자	성분	기업	제품	퍼시픽
13	정소	임산부	제품	사망	손상	불매	기업
14	주방	명령	환경	제품	뉴스	화장품	피해
15	사이트	피해	사망	조사	회장	교과서	다음
16	지금	뉴스	판매	뉴스	지원	뷰티	운동
17	피부	제품	사람	환경	뷰티	사건	결찰
18	친분	보건	뉴스	기업	정부	사람	대표
19	서비스	공포	실험	국회	논란	대표	책임
20	몽드	성분	제조	유해	독	정부	세월호
21	기념	위험	허가	사람	제품	그룹	국민
22	아기	관리	원인	의원	사람	논란	메디안
23	꽃	실험	질환	환경부	몽드	질문	조사
24	이름	산보	시민	구제	화장품	회사	성분
25	집	질병	식약청	손상	성분	사망	사태

4) <http://www.bigkinds.or.kr/>

분석 결과를 살펴보면 첫째, 전체 연도에서 공통적으로 5개 이상 언급된 주요 키워드에는 '옥시', '가습기', '살균제', '피해자', '피해', '정부', '제품' 등이 있다. '옥시', '가습기 살균제'와 같이 트윗을 수집할 때 사용된 단어가 아닌 '피해자', '정부', '제품' 등은 트위터 여론의 관심사를 확인할 수 있는 키워드이다. 이를 통해 트위터 여론의 관심이 전체적으로 사건의 피해자, 사건에 대한 정부의 조치, 사건과 관련된 제품에 대해 집중되어 있음을 확인할 수 있다. 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

사건이 발생하기 전인 2010년에 출현한 '이벤트', '축하' 등의 키워드를 통해서 당시 트위터 여론의 관심이 제품에 대한 홍보, 평가에 집중되었음을 확인할 수 있다. 이후 처음 가습기 살균제 사건이 발생한 2011년에는 '폐', '원인', '손상', '질환', '입산부'와 같은 키워드가 출현하였다. 이는 트위터 여론의 관심이 사건의 피해대상, 사건이 발생한 원인 등에 집중된 결과이다. 또한 '수거', '명령'이라는 키워드가 2011년에 유일하게 등장한다. 이는 당시 정부에서 가습기 살균제 관련 제품에 대해 강제수거명령을 내린 것과 연관된다. 2012년에는 '사망자', 2013년에는 '국회', '의원', '환경부'가 유일하게 등장한다. 이는 당시 국회의 피해자 예산 삭감, 환경부의 가습기 살균제 성분 발표가 트위터 여론의 관심에 영향을 미친 결과이다. 특히

2013년부터는 '독', '물질'이라는 키워드가 등장하였고, 2014년까지도 높은 순위에서 언급되었다. '독', '물질' 등의 키워드는 당시 가습기 살균제에 독성 물질이 검출된 보도와 관련된다. 2014년에는 '뉴스'가 처음으로 등장하면서 2016년까지 점차 언급 횟수가 증가하였는데, 이는 사건과 관련된 뉴스에 대해서 트위터 여론의 관심이 점차 증가한 결과이다. 2015년부터는 2011년에서 2014년까지 등장한 키워드인 '폐'가 사라지고 '불매'가 등장하였으며, 점차 언급횟수가 증가했다. 이는 트위터 여론이 가습기 살균제 사건의 원인보다는 가습기 살균제 불매운동에 대해 관심을 가지고 있음을 시사한다. 또한 '그룹', '대표', '회사' 등 기업과 관련된 단어가 등장하기 시작하는데, 이는 사건과 관계된 제품의 회사에 대해 트위터 여론의 관심이 점차 집중된 결과이다. 2016년에는 '운동', '검찰'이라는 단어가 유일하게 등장하는데, 당시 가습기 살균제 사건에 대해 검찰 조사가 시작되고 사람들이 가습기 살균제 불매운동을 일으킨 사실과 연관된다.

4.3 이슈 트윗 추출

Table 3은 α , β , γ 의 가중치를 각각 다르게 적용하여 중요도를 산출하고, 시기별로 중요도가 가장 높은 트윗을 추출해 정렬한 것이다. 구체적인 내용은 다음과 같다.

Table 3. Issue Topic Tweet Detection

Rank	Method1 ($\alpha = 1, \beta = 1, \gamma = 1$)		Method2 ($\alpha = 2, \beta = 1, \gamma = 1$)			Method3 ($\alpha = 1, \beta = 2, \gamma = 1$)		
	Date	Tweet Importance	Date	Tweet Importance	Mention	Date	Tweet Importance	Mention
1	2011-11	0.502	2016-05	0.941	"여러분 옥시의 새이름은 RB코리아입니다. 제조사 RB코리아 제품도 사시면 안됩니다."	2011-11	0.550	"사과한다 안하고 소송준비하는 6개 가습기살균제 제조업체들은 예전 타이레놀 사건에서 한수 배우길..."
2	2016-05	0.492	2011-11	0.852	"가습기살균제 사용과 판매 전면 중단하라!"	2016-05	0.521	"여러분 옥시의 새이름은 RB코리아입니다. 제조사 RB코리아 제품도 사시면 안됩니다. 주의하세요..."
3	2015-11	0.264	2015-11	0.479	"가습기살균제 사망자143명중 100명이 #옥시..."	2015-11	0.287	"우리집도 가습기 살균제를 썼었다. 내 가족들은 운이 좋았다. 운이 좋지 않은 사람들은 죽었다..."
4	2011-08	0.219	2011-08	0.397	"긴급 공지: 가습기 살균제 사용을 중지하세요. 율해 산모들이 원인불명의 폐질환으로 사망한..."	2012-09	0.273	"국회 토론회장에 산소통과 함께 은 10살짜리 소년, 밤에 잘 때에는 목에 뿔린 구멍으로 호흡을 한 대요..."
5	2012-09	0.209	2011-09	0.371	"영유아, 산모 피해 기자회견 내 손으로 넣은 가습기 살균제가 아이를 죽였다..."	2015-05	0.256	"옥시씩씩 사진의 제품으로 산모와 아기 142명이 숨졌습니다. 널리 알려주세요..."
6	2011-09	0.198	2016-04	0.355	"깜깜 멀더가... 제가 예를 죽였대요, 가습기 살균제 앓던 엄마의 죄책감..."	2011-08	0.247	"긴급 공지: 가습기 살균제 사용을 중지하세요. 율해 산모들이 원인불명의 폐질환으로 사망한..."
7	2016-04	0.195	2013-04	0.303	"[단독] 독성 없다더니 이게 웬일일까요? 보건복지부가 독성이 없다고 발표했던 가습기 살균제 성분이 환경부에..."	2011-09	0.236	"영유아, 산모 피해 기자회견 내 손으로 넣은 가습기 살균제가 아이를 죽였다..."
8	2013-04	0.168	2012-10	0.286	"가습기 살균제는 국내에서 1997년 출시된 후 2010년까지 연간 60만개씩 팔려나갔다."	2012-11	0.214	"가습기 살균제 성분이 렌즈에도? 충격"
9	2013-07	0.166	2016-09	0.258	"물티슈 아래 2개 제품 절대 쓰지 마세요!!"	2013-07	0.209	"SK케미칼이 가습기 살균제의 독성을 2003년에 이미 파악하고 있었던 것으로 드러났습니다..."
10	2014-08	0.158	2014-09	0.250	"가습기살균제 피해자, 특별법 통과.가해기업 처벌해야"	2016-04	0.208	"옥시'가 아니라 영국 본사 이름인 '레킷 벤키저'를 기억합니다..."
11	2013-05	0.156	2013-01	0.246	"동물실험:개의 털을 식별한 후 세제나 샴푸, 향수등 갖가지 독한 물질을 바른 후..."	2014-08	0.202	"가습기살균제 피해자 3주기 추모식이 열렸습니다..."
12	2016-09	0.138	2014-08	0.243	두 얼굴의 옥시, 한국 소비자를 분노케 하다	2013-05	0.192	"가습기살균제 피해자구제 결의안은 통과시켜놓고 예산은 50억 전액삭감된 채 추경이 통과되었어요..."

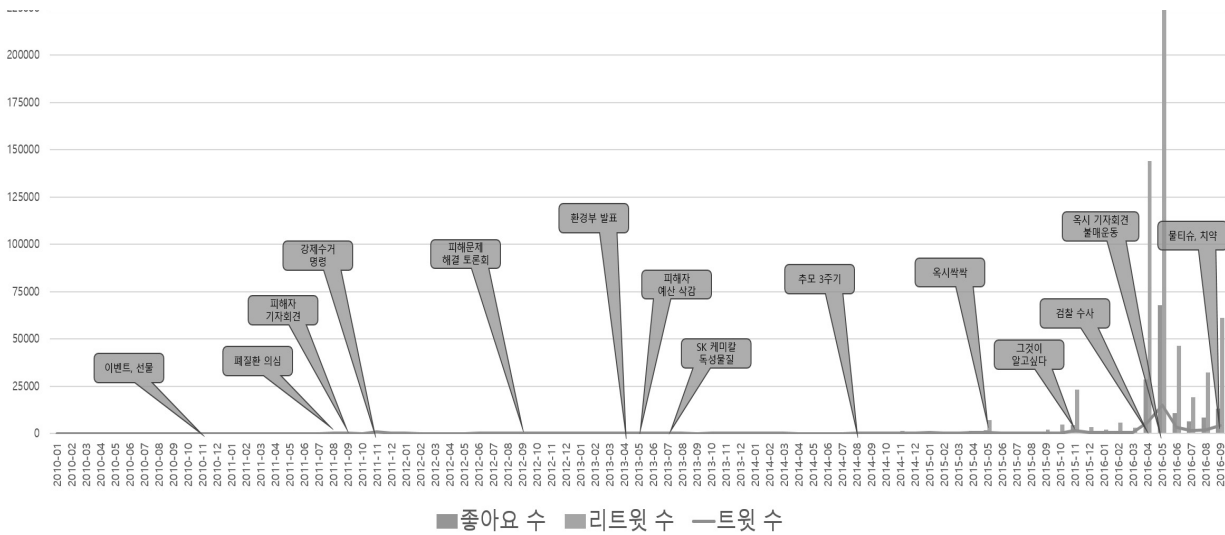


Fig. 4. 2010-2016 Time Trend Analysis

각 Method의 중요도를 살펴보면 공통적으로 1순위, 2순위에 비해 3순위부터는 중요도 편차가 매우 큰 것을 확인할 수 있다. 또한 Method1과 Method3는 2011년 11월 트윗이 1순위인 반면 Method2는 2016년 5월 트윗이 1순위이다. 이는 Method2가 상대적으로 ‘트윗 수’의 가중치를 높게 설정하였기 때문에, 2011년 11월보다 ‘트윗 수’가 높은 2016년 5월 트윗이 1순위가 된 결과이다.

각 Method의 트윗 내용과 뉴스기사 내용을 비교하였을 때, 가슴기 살균제 사건이 사회적으로 크게 이슈가 되었던 시기의 트윗을 Method1은 6개, Method2는 5개, Method3는 8개를 추출하였다. 특히 Method3에서만 사건과 관련하여 여론의 관심이 집중된 2015년 5월, 2012년 11월의 트윗이 유일하게 높은 중요도를 가지고 추출되었다. 이는 Method3이 여론을 형성하는데 중요한 역할을 하는 ‘리트윗 수’에 높은 가중치를 설정하였기 때문에 나타난 결과이다. 따라서 Method3이 트위터 여론의 관심이 집중되었던 이슈 트윗을 추출하는데 가장 적합한 방법임을 실험을 통해 확인하였다.

4.4 시계열 분석

Fig. 4는 앞서 설명한 ‘키워드 분석’ 과정을 통해 선정된 주요 키워드와 ‘이슈 트윗 추출’ 과정을 통해 추출된 이슈들을 시계열 그래프로 나타낸 것이다. Table 3에 추출된 주요 키워드와 이슈 트윗이 Fig. 4에 표현된 당시 사건과 관련된 이슈와 일치함을 확인할 수 있다. 각 연도별로 상세한 내용은 다음과 같다.

Fig. 5를 살펴보면, 사건이 발생되기 전인 2010년도는 이벤트, 선물 등 가슴기 살균제에 대한 트위터 여론이 대부분 긍정적이다. 사건이 발생한 2011년도는 이슈 트윗 추출을 통해 8월, 9월, 11월에 트위터 여론의 관심이 집중되었음을 파악하였다. 해당 시기에 생산된 관련 뉴스기사에는 폐질환 의심, 영유아 및 산모 사망, 피해자 기자회견, 강제수거 명령 등이 나타났다. 이는 4.2 키워드 분석에서 도출된 ‘폐’, ‘원

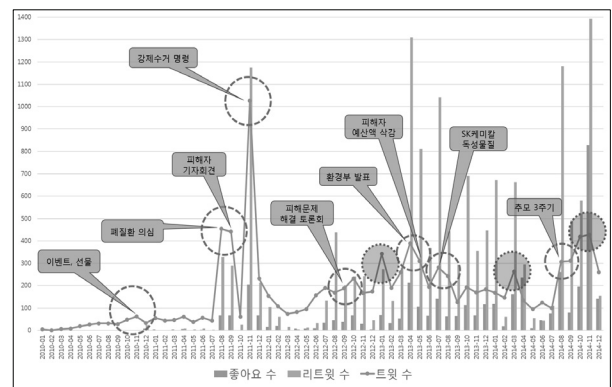


Fig. 5. 2010 - 2014 Time Trend Analysis

인’, ‘임산부’, ‘수거’, ‘명령’ 등의 2011년 주요 키워드와 일치한 결과이다. 이후 2012년도 9월에 피해문제 해결토론회에 대해서 트위터 여론의 관심이 집중된 것을 확인하였다.

2013년도는 4월, 5월, 7월에 트위터 여론이 집중되었다. 당시 환경부의 가슴기 살균제에 독성이 있다는 발표와 함께 가슴기 살균제 사건 피해자에 대한 지원 예산 삭감 등의 기사를 통해 이슈화되어 트위터 여론의 관심이 집중되었다. 이후 2014년 8월에는 가슴기 살균제 사건 추모 3주기에 대해 트위터 여론의 관심이 집중되었다. 더불어 Fig. 5를 살펴보면 2013년 1월, 2014년 3월과 11월의 ‘트윗 수’ 및 ‘리트윗 수’는 상대적으로 높은 수치이지만, 이슈 트윗 추출 방법을 통해 중요도가 드러나지 않았다. 이는 당시의 트윗 수, 좋아요 수, 리트윗 수가 다른 시기보다 전체적으로 높지만, 상대적으로 트위터 여론의 관심이 집중된 트윗이 없기 때문에 나타난 현상이다.

Fig. 6의 최근 2년의 시계열을 분석해본 결과, 2015년은 5월, 11월에 트위터 여론의 관심이 집중됨을 알 수 있다. 뉴스기사와 비교했을 때 당시 5월에는 옥시박박에 가슴기 살균제 성분이 검출되었고, 11월에는 TV프로그램인 ‘그것이

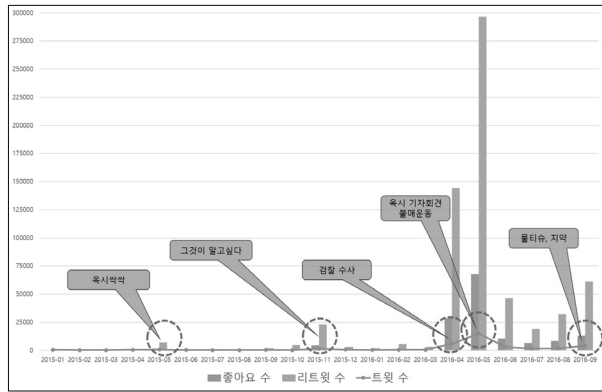


Fig. 6. 2015-2016 Time Trend Analysis

알고 싶다'에서 가습기 살균제 사건이 방송되면서 트위터 여론의 관심이 함께 증가하였다. 2016년은 4월, 5월, 9월에 트위터 여론의 관심이 집중되었다. 이는 당시 가습기 살균제 사건과 관련하여 처음으로 검찰이 수사에 착수하고 옥시 제품, 물티슈, 치약에 가습기 살균제 성분이 검출되면서 트위터 여론의 관심이 크게 증가한 결과이다.

5. 결 론

본 연구는 트위터 여론 수렴 방법을 제안한 것으로, 가습기 살균제 사건을 대상으로 제안 방법을 적용한 결과를 기술하였다. 수렴 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 시기와 상관없이 가습기 살균제 사건과 관련하여 '피해자', '피해', '정부', '제품' 등의 키워드가 자주 언급되면서 트위터 여론이 주로 사건의 피해자와 제품, 정부의 조치에 대해 관심을 가졌음을 확인하였다. 또한 2011년 '수거', 2013년 '환경부', 2016년 '검찰' 등 시기마다 유일하게 등장한 키워드를 통해 각 시기마다 트위터 여론의 관심을 분석할 수 있었다. 둘째, 각 Method의 가중치를 다르게 적용하여 이슈 트윗을 추출한 후 트윗 내용을 분석하였을 때, '리트윗 수'에 높은 가중치를 주었던 Method3이 트위터 여론의 관심이 집중된 이슈 트윗을 상세하게 추출하는 방법임을 확인하였다. 셋째, 연도별 추출 키워드와 추출된 이슈 트윗을 시계열 그래프로 나타냈을 때, 당시 실제로 이슈화된 사건과 대체로 일치함을 확인하였다.

트위터는 다른 매체보다 신속하고 확장성이 높기 때문에 재난이 발생 시 이에 대한 상황과 정보가 대중들에게 빨리 전파된다. 따라서 본 연구에서 제안한 트위터 여론 수렴 방법은 트위터 여론의 변화를 파악하여, 재난의 피해확산을 방지하고 2차 피해를 예방하는데 큰 도움이 될 것이다. 그러나 본 연구에서는 다양한 사회적 재난의 중에서도 감염병 피해인 가습기 살균제 사건을 선정, 적용한 것으로 향후에는 사회적 재난의 유형별 특성에 따른 트위터 여론 수렴 방법에 대한 연구로 확장되어야 한다. 또한 재난의 대응뿐만 아니라 사전에 재난을 예측하고 예방할 수 있도록 트위터 여론의 실시간 모니터링 방법을 연구할 필요가 있다.

References

- [1] H. Y. Kwon, "International Discussion on Disaster Management and Implications for Korea's Disaster Response," *Dong-a Law Review*, Vol.71, pp.115-146, 2016.
- [2] Y. C. Choung, I. S. Choy, and Y. G. Bae, "Social Security aimed Disaster Response Policy based on Big Data Application," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol.20, No.4, pp.683-690, 2016.
- [3] H. G. Kim, "Application of Social Media for Responding to a National Disaster," *Journal of the Korea Entertainment Industry Association*, Vol.5, No.5, pp.147-153, 2011.
- [4] S. H. Park, "Critical Study on the Forming Public Opinion of SNS and Participation Behavior," *Korean Journal of Communication Information*, Vol.58, pp.55-73, 2012.
- [5] I. H. Choi and D. S. Han, "A Study on the Correlation of Agendas between Politicians Twitters and Traditional News Media," *Journal of Communication Science*, Vol.11, No.2, pp.501-532, 2011.
- [6] Korea Ministry of Government Legislation, "*Law of Disaster and Safety Management (in Korea)*," Gwacheon: Korea Ministry of Government Legislation, 2016.
- [7] Y. J. Hur, "Development and Validation of Indirect Trauma Scale of Social Disaster," Ph.D. dissertation, Gyeongsang National University, Jinju, Korea, 2016.
- [8] H. J. Jung, "A Study of Acquisition for Disaster Collections on the National September 11 Memorial & Museum," Ph.D. dissertation, Myongji University, Seoul, Korea, 2016.
- [9] J. W. Lee, "The Effect of Disaster Management System and Cooperation on the Business Performance," Ph.D. dissertation, Keimyung University, Daegu, Korea, 2013.
- [10] Y. M. Cho, "Problems and Lessons Learned through Humidifier Disinfection," *Research Institute for Healthcare Policy Korean Medical Association*, Vol.14, No.2, pp.58-63, 2016.
- [11] S. H. Lee and G. Song, "Intermedia Agenda-setting between Social Media and Broadcasting News: Focusing on Sewol-ho Disaster Related News," *Korean Journal of Journalism Communication Studies*, Vol.58, No.6, pp.7-39, 2014.
- [12] J. B. Kim and G. H. Lee, "Public Opinion and Media : A Study on Pluralistic Ignorance and Third Party Hypothesis," *Korean Journal of Journalism Communication Studies*, Vol.31, pp.63-86, 1994.
- [13] J. M. Kang, "An Understanding of the Effect and of Cases in the Process of Political Participation on Smartphone and Governance," *Journal of Cyber Society & Culture*, Vol.2, No.1, pp.147-163, 2011.

[14] C. G. Akcora, M. A. Bayir, M. Demirbas, and H. Ferhatosmanoglu, "Identifying Breakpoints in Public Opinion," *SOMA '10: Proceedings of the First Workshop on Social Media Analytics*, ACM, 2010, pp.62-66.

[15] J. H. Hong, "The Detection of Public Opinion and Public Opinion Cycle via Aggregated Twitter Opinion and Sentiment," *Korean Journal of Communication Studies*, Vol.19, No.3, pp.5-29, 2011.

[16] K. Starbird, L. Palen, A. L. Hughes, and S. Vieweg, "Chatter on the Red: What Hazards Threat Reveals about the Social Life of Microblogged Information," *CSCW '10 Proceedings of the 2010 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, ACM, 2010. pp. 241-250.

[17] S. H. Choi and B. G. Bae, "The Sensing Model of Disaster Issues from Social Bigdata," *Journal of KIISE : Computing Practices and Letters*, Vol.20, No.5, pp.286-290, 2014.

[18] J. Y. Yoon, S. J. Kim, B. S. Lee, and B. Y. Hwang, "A Correlation Analysis between the Social Signals of Cold Symptoms Extracted from Twitter and the Influence Factors," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.16, No.6, pp.667-677, 2013.

[19] H. J. Oh, H. G. Kim, and B. H. Yun, "Continuous Issue Event Analysis in Social Media," *The Journal of Korean Association of Computer Education*, Vol.17, No.2, pp.31-38, 2013.

[20] H. S. Ha and B. Y. Hwang, "Keyword Filtering about Disaster and the Method of Detecting Area in Detecting Real-Time Event Using Twitter," *KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, Vol.5, No.7, pp.345-350, 2016.

[21] Y. C. Hwang and C. Koh, "Analysis of Opinion Social Data on the SNS(Social Network Service) by Analyzing of Collective Damage Reply," *The Journal of Digital Policy & Management*, Vol.11, No.5, pp.41-51, 2013.

[22] S. H. Lee and S. H. Lim, "Intermedia Agenda-setting Effects: Political Debates on TV and Twitter," *Journal of the Korea Contents Association*, Vol.14, No.1, pp.139-149, 2014.



박 준 형

e-mail : gulseori@naver.com
 2016년 전북대학교 문헌정보학과(학사)
 2016년~현 재 전북대학교 기록관리학과 석사과정
 관심분야: 정보검색, 소셜네트워크분석, 빅데이터정보처리



류 범 모

e-mail : pmryu@bufs.ac.kr
 1995년 경북대학교 컴퓨터공학과(학사)
 1997년 POSTECH 컴퓨터공학과(석사)
 2009년 한국과학기술원 전산학과(박사)
 1996년~1999년 한국전자통신연구원 언어처리연구실 연구원
 1999년~2004년 (주)K4M SW기술연구소 연구원
 2009년~2015년 한국전자통신연구원 지식마이닝연구실 책임연구원
 2015년~현 재 부산외국어대학교 동남아창의융합학부 언어처리창의융합전공 부교수
 관심분야: 정보검색, 자연어처리, 온톨로지, 질의응답기술



오 호 정

e-mail : ohj@jbnu.ac.kr
 2008년 한국과학기술원 컴퓨터공학과 (공학박사)
 2000년~2015년 한국전자통신연구원 지식마이닝연구실 책임연구원
 2015년~현 재 전북대학교 기록관리학과 조교수
 관심분야: 정보검색, 질의응답, 빅데이터정보처리