

소셜미디어 위험도기반 재난이슈 탐지모델

최선화[†]

국립재난안전연구원 안전연구실

(2016. 11. 3. 접수 / 2016. 11. 18. 수정 / 2016. 12. 9. 채택)

The Detection Model of Disaster Issues based on the Risk Degree of Social Media Contents

Seon Hwa Choi[†]

Safety Research Division, National Disaster Management Research Institute

(Received November 3, 2016 / Revised November 18, 2016 / Accepted December 9, 2016)

Abstract : Social Media transformed the mass media based information traffic, and it has become a key resource for finding value in enterprises and public institutions. Particularly, in regards to disaster management, the necessity for public participation policy development through the use of social media is emphasized. National Disaster Management Research Institute developed the Social Big Board, which is a system that monitors social Big Data in real time for purposes of implementing social media disaster management. Social Big Board collects a daily average of 36 million tweets in Korean in real time and automatically filters disaster safety related tweets. The filtered tweets are then automatically categorized into 71 disaster safety types. This real time tweet monitoring system provides various information and insights based on the tweets, such as disaster issues, tweet frequency by region, original tweets, etc. The purpose of using this system is to take advantage of the potential benefits of social media in relations to disaster management. It is a first step towards disaster management that communicates with the people that allows us to hear the voice of the people concerning disaster issues and also understand their emotions at the same time. In this paper, Korean language text mining based Social Big Board will be briefly introduced, and disaster issue detection model, which is key algorithms, will be described. Disaster issues are divided into two categories: potential issues, which refers to abnormal signs prior to disaster events, and occurrence issues, which is a notification of disaster events. The detection models of these two categories are defined and the performance of the models are compared and evaluated.

Key Words : social media, disaster management, disaster issue detection, big data

1. 서론

빅데이터 시대의 재난관리는 큰 변화를 맞이하고 있다. 날로 복잡·다양해지는 재난상황파악과 대응, 선제적 정책 수립지원을 위해서는 관련 기관내의 범위를 벗어나 사회, 환경, 문화, 경제 등까지 분야를 확대하며 민간정보까지도 수평적으로 융합·분석할 수 있는 기반이 필요하다. 또한, 정보유통 채널이 매스미디어에서 소셜미디어로 이동하고 있다는 점은 재난관리에 있어서 매우 주목할 점이다. 과거 재난상황시 소셜미디어는 신속·정확한 피해상황과 대피정보를 공유하는 수단이 되었고 재난관리에 국민적 소통과 참여를 가능하게 하는 매개체 역할을 하고 있다¹⁾.

아이티와 동일본 대지진, 우리나라 강남지역 침수피

해, 미국 허리케인 샌디^{2,3)}, 아시아나 항공기 착륙사고, 세월호 침몰사고, 메르스 감염, 최근 경주 지진까지 국민은 소셜미디어를 통해 재난상황을 파악하거나 현장을 생생히 보도하는 등 피해 최소화를 위해 시민 스스로 정보를 공유하며 대응하였다. 이처럼 소셜미디어는 재난상황시 정보전달의 신속성뿐만 아니라 국민 스스로 긴급정보 공유의지의 수단으로 활용되고 있다⁴⁾. 스마트시대에 소셜미디어는 관계기관보다 한발 빠른 피해상황 보고매체이며 국민과 소통하는 채널로서 활용되고 있기 때문에 재난관리에 초점을 맞추어 선순환적 운영방안 마련과 소셜미디어 모니터링 기술개발이 필요하다⁵⁾. 위와 같이 소셜미디어는 빠르게 변하는 사회정황과 재난이슈를 즉각 파악할 수 있는 신속성과 거르지 않은 국민의 소리를 파악할 수 있다는 장점은 있

[†] 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

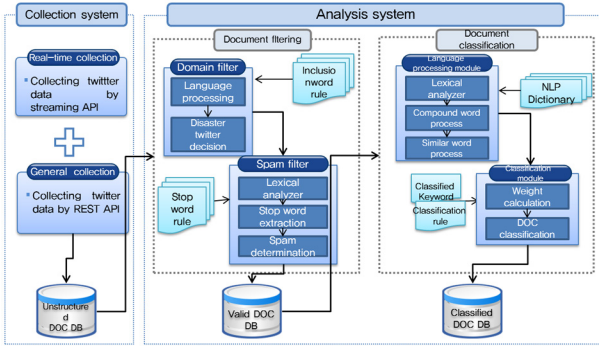


Fig. 1. Language processing of social big board.

으나, 루머나 오정보로 인해 오히려 혼란을 야기할 수 있다는 문제가 있다. 따라서, 소셜미디어의 장점을 극대화하는 활용분야에 대한 명확한 정의와 신뢰성을 검증하는 다양한 기술 개발이 병행되어야만 실효성있는 소셜미디어 활용이 가능할 것이다.

국립재난안전연구원에서는 소셜미디어를 재난안전관리에 활용하기 위한 기반기술로 실시간 소셜미디어 모니터링 시스템인 소셜빅보드(Social Big Board)를 개발하였다. 소셜빅보드는 하루 평균 360만 건에 달하는 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 시스템이다. 소셜빅보드는 트위터 수집과 분석과정에 언어처리기술과 텍스트마이닝 기술을 활용한다(Fig. 1).

이 시스템은 앞서 언급한 재난관리에 있어서 소셜미디어의 잠재력을 활용하기 위한 것으로 엄청난 양의 소셜 빅데이터 즉, 국민들의 소리로부터 재난이슈는 물론 국민들의 행동패턴, 감성까지 파악할 수 있어 국민과 소통하는 재난관리의 첫걸음이라 할 수 있다⁶⁾.

소셜빅보드는 세 가지 주요기능을 제공한다. 첫째, 실시간 소셜 모니터링은 재난 유형별로 소셜 네트워크상의 실시간 이슈를 모니터링하는 것을 목적으로 71개 재난안전유형을 5개 대분류(사회재난, 인적재난, 자연재난, 생활안전, 범죄)로 나누어 서비스 한다. 최근 트윗 원문, 트윗 빈도 추이 그래프, 트윗에서 추출한 키워드 목록, 최근 1시간 동안 급상승한 재난이슈 유형을 제공한다. 두 번째 기능인 실시간 이슈 분석은 71개 재난안전 유형에 대하여 다양한 검색 조건을 사용하여 재난 유형에 대한 상세한 분석을 지원한다. 키워드, 기간, 데이터 유형 등 검색 조건에 따라서, 빈도 추이와 원문을 표시한다. 세 번째 기능인 소셜 트렌드 기능은 71개 재난안전 유형에 대하여 연관어 분석, 감성 분석

기능을 제공한다. 소셜 트렌드 기능은 빅데이터 분석 엔진을 기반으로 제공하며, 하루 전 데이터에 대한 분석결과를 제시한다. 연관어란 재난안전유형으로 분류된 트윗들에서 일정하게 많이 언급되는 키워드를 의미하는 것으로 우선, 키워드를 재난관리, 관련재난, 원인, 피해, 관련기관 중 해당되는 의미영역으로 분류하고 각 영역별 연관어 분석을 통해 연관어 맵과 연관어를 포함한 트윗 원문을 제공한다. 감성분석은 트윗에서 감성을 나타내는 키워드를 추출하고 재난유형별 분석을 통해 시간에 따른 감성추이와 분포를 제공한다. 긍정과 부정으로 구분되는 8가지 감성은 전반적인 국민 감성 모니터링을 가능하게 한다.

엄청난 속도로 생성되는 소셜미디어에서 사회 위험요소, 재난상황 정보 등을 신속히 파악하고 적절한 대비책을 마련하는 일은 매우 중요한 일이다. 본 논문에서는 소셜빅보드의 핵심 알고리즘인 재난이슈 탐지 모델을 목적과 특징에 따라 2개 이슈로 구분하여 정의하고 각각의 탐지 알고리즘을 소개하고자 한다. 사회 위험요소를 사전에 탐지하여 대비·대응하는 것은 매우 중요하지만 쉽지 않은 일이다. 논문에서는 소셜미디어에서 약한 신호(weak signal)로 전달되지만 위험성을 내포하고 있는 이슈를 전조이슈로 정의하고 이를 탐지하는 알고리즘을 제시한다. 특정 재난 및 사건·사고 발생사실을 신속히 파악하여 빠르게 대처하는 것도 재난관리의 핵심 업무다. 이를 위해서는 소셜미디어에서 사건·사고 발생을 알리는 1개 트윗을 빠르고 정확하게 탐지하는 것이 중요하다. 따라서 사건·사고 발생 사실을 알리는 이슈를 발생이슈로 정의하고 이를 탐지하는 모델을 구축하였다. 논문에서는 2개 재난이슈 탐지모델 구축방법을 소개하고 각각의 성능을 비교·평가하였다.

2. 위험도 기반 전조이슈 탐지모델

2.1 선행 연구

소셜빅보드는 재난이슈를 전조이슈와 발생이슈로 구분하여 특성에 맞는 이슈탐지 모델을 적용하고 있다. 전조이슈는 재난이 발생된 것은 아니지만 전조를 알리는 트윗들을 분석하는 것으로 전조이슈 발견을 위해서는 트윗에서 평상시와 다른 패턴을 찾아야 하고 정확한 분석보다는 트렌드 파악이 중요하다. 또한, 트윗 발생빈도 뿐만 아니라 기상, 사회현상 등과 병행 분석이 수행되어야 할 것이다. 본 논문에서 설명하고자 하는 전조이슈 모델은 트위터만을 활용한 1차원적 모델임을 밝히며 향후, 이를 기반으로 기상, 사회현상 등과의 병

행분석 모델로 발전시킬 계획이다. 발생이슈 탐지모델은 3장에서 설명하도록 하겠다.

2.1.1 빈도기반 모델

전조이슈 탐지의 초기모델인 빈도기반 모델은 재난 유형별 트윗의 절대빈도를 기반한 것으로 임의의 트윗에 특정 재난관련 키워드가 출현하면 해당 재난유형으로 분류하고 빈도 1을 더한다. 이렇게 계산된 한 시간 동안의 빈도를 기반으로 재난유형별 확률모델을 구축한다. 실제 전조이슈 판단은 최근 1시간 동안에 특정 재난유형의 빈도를 계산한 후 구축된 확률모델을 활용해 해당 빈도가 발생할 누적 확률 값을 추출해 그 값이 임계치 이상일 경우 전조이슈로 판단한다. 빈도모델에서는 임계치를 95%로 고정하고 그 이상일 때 이슈로 판단하였다(Fig. 2)⁸⁾.

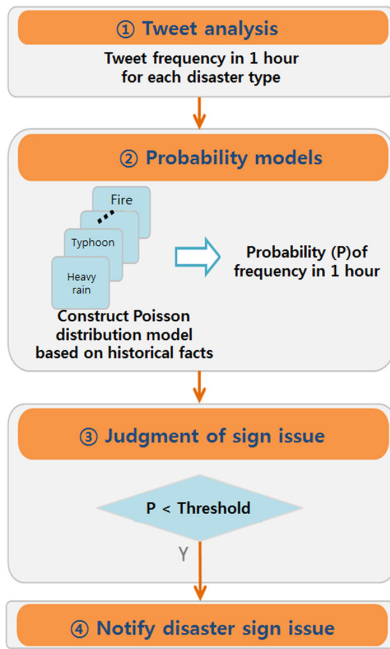


Fig. 2. Processing of disaster issues detection.

빈도기반 모델은 트윗의 개수가 일정치 이상이면 이슈로 판단하는 단순한 모델로서 재난상황이나 위험한 상황을 전달하는 트윗과 일반 재난정보를 전달하는 트윗을 동일하게 간주하는 단점이 있다. 또한, 모델이 이산 확률분포(푸아송 분포)를 따르고 있어서 연속 분포보다 모델의 정교함은 떨어진다.

2.1.2 관련도 기반 모델

빈도기반 모델을 개선하기 위해 텍스트마이닝을 통해 특정 재난관련 트윗에 자주 나타나는 키워드에 가

중치를 부여하는 관련도 기반 모델을 개발하였다⁹⁾. 재난유형별 관련성 높은 키워드에 가중치를 부여하고 각 트윗의 관련도를 정량화하여 연속확률모형 와이블 분포를 활용해 관련도 기반 전조이슈 탐지모델로 정의하였다. 키워드 가중치는 일반트윗 대비 재난트윗에서의 출현확률로 정의하고 이를 학습하여 구축하였다. 이렇게 구축된 각 키워드들의 가중치를 이용하여 트윗의 관련도를 계산하게 된다. 트윗의 관련도는 트윗내 각 키워드의 관련도의 합을 키워드 개수를 나눈 값 즉, 키워드 당 평균 관련도로 계산한다. 관련도 기반 모델은 이산 확률분포모형을 활용한 빈도기반의 전조이슈 탐지모델을 개선하기 위해 연속 확률분포모형인 정규 분포(normal distribution), 감마 분포(gamma distribution), 와이블 분포(weibull distribution) 모형을 활용해 적정모델을 평가하였다. 그 결과, 다양한 확률모형이 가능한 와이블 분포 모형이 시간당 관련도를 활용한 전조이슈 모델에 가장 적합한 것으로 나타났다.

전조이슈 탐지모델은 Fig. 2와 같이 누적 확률 값이 임계치 이상일 경우 전조이슈로 판단한다. 빈도모델에서는 임계치 95%로 고정치를 사용하였으나, 관련도 기반 모델은 재난유형별 확률모델에 따라 최적 임계치를 각기 다르게 설정하였다. 임계치는 Long Term Threshold (LTT), Short Term Threshold(STT) 2가지 방식으로 정하고 전조이슈를 탐지하였다. LTT는 소셜빅브드가 모니터링하여 축적한 전체 기간(2013년 ~ 운영일 하루 전)인 장기 기간의 데이터를 활용하는 방식이다. LTT는 전체 기간의 일간 최대 시간당 관련도에 기반한 와이블 분포에서의 누적확률 임계치를 의미한다. 반면에, STT는 단기 기간의 데이터를 활용하는 방식으로 탐지시각 50시간 전부터 1시간 전까지의 시간당 관련도에 대한 백분위수(percentile) 임계치를 의미한다. 트위터 사용자들은 임의의 재난이 발생했을 경우, 재난 발생 후에도 재난에 대한 트윗을 작성하는 경향이 있다. LTT만 사용할 경우, 재난 발생 후에도 전조이슈로 탐지하는 문제점이 있으므로 STT를 통해 보완하고자 하였다.

임계치의 성능 평가를 위해 정확률(precision)과 재현율을 활용하였다. 재현율이 높도록 시스템을 최적화하는 것은 가능한 전조이슈를 많이 찾는 것에 중점을 두는 것이고 반면에, 정확률이 높도록 최적화하는 것은 확실한 전조이슈를 찾고 전조이슈가 아닌 것은 최대한 제외시키는 것에 초점을 두게 된다. 두 척도는 서로 상반관계(trade-off)를 가지고 있어서 한 쪽을 높이면 한 쪽이 내려가는 특성이 있다. 따라서 본 연구에서는 전조이슈를 최대한 많이 찾는 것에 초점을 맞추어 두 척도를 조합한 F2를 활용해 최적 임계치를 판단하였다.

$$F_2 = (1 + 2^2) \times \frac{recall \times precision}{recall + (2^2 \times precision)}$$

실험결과 빈도기반 모델의 고정 임계치 방식에 비해 관련도 기반 모델의 재난유형별 임계치 방식이 우수한 성능을 보였다.

2.2 위험도 기반 모델

선행 연구된 관련도 기반 모델은 특정 재난관련 트윗에 자주 나타나는 키워드에 가중치를 부여하여 특정 트윗과 재난유형에 관련정도를 정량화하고 이를 기반으로 이슈를 탐지하였기 때문에 재난관리에 더 의미가 있는 위험요소, 재난상황 등을 전달하는 트윗을 구분하고 이것을 이슈 탐지에 활용하지는 못한다. 따라서 본 연구에서는 위험요소, 피해 위험성, 재난상황 등을 나타내는 키워드를 재난유형별로 정의하고 각 키워드에 위험 가중치를 부여한 사전을 구축하였다. 키워드별 위험 가중치 사전을 이용해 각 트윗의 위험도를 정량화하고 이를 활용해 이슈를 탐지하는 모델을 제안하고 평가하였다.

2.2.1 위험도 실험 및 평가

트윗의 위험도는 3단계로 정의되는데, 우선 키워드가 얼마나 위험한지 기계학습 방법으로 위험도를 학습하고, 한 트윗 내 포함된 키워드들의 위험도를 기반으로 해당 트윗의 위험도를 정의한다. 마지막으로 재난유형별로 모든 트윗의 위험도를 합산하여 특정 재난유형의 위험도를 계산하였다.

위험요소, 피해 위험성, 재난상황 등을 전달하는 트윗들에서 자주 출현하는 키워드는 평이한 트윗에서 나타나는 키워드보다 가중할 필요가 있다.

Table 1과 같이 지반침하 관련 키워드 중 “노후”, “고르지않다”, “위험” 등은 위험성을 표현하는 키워드로 위험을 알리는 트윗에 자주 나타나는 것을 알 수 있다. 본 연구에서는 위험을 나타내는 트윗 집합과 그렇지

않은 트윗 집합으로 구분하여 학습 셋을 구성하고 기계학습을 통해 키워드별 위험도 가중치를 부여하였다. 이렇게 부여된 키워드별 위험도 가중치는 한 트윗의 위험도를 정량화 하는데 활용되며, 학습과정은 다음과 같다.

- ① 초기 학습 셋 구축 : 특정조건을 만족하는 트윗을 추출하고 사람이 위험과 그렇지않은 트윗을 분류
- ② 가중치 학습 : 최대 엔트로피(ME) 모델기반 위험 가중치 학습
- ③ 가중치 재학습 : ②에서 학습한 가중치를 이용해 대량의 트윗을 분류하고 분류된 트윗을 가중치 재학습에 활용한다.
- ④ 위험도 가중치 사전 구축

기계학습은 학습 셋이 많을수록 좋은 성능을 보이지만 사람이 직접 많은 양의 학습 셋을 구축하기는 쉽지 않다. 따라서 사람이 구축한 초기 학습 셋을 대상으로, 모델을 학습하고 학습된 모델을 기반으로 트윗을 분류한 뒤 분류된 트윗들을 활용해 위험 가중치를 다시 학습하여 최종 위험도 가중치 사전을 구축한다.

초기 학습 셋은 2013년 1월 1일부터 2014년 12월 31일 까지 트윗 중에서 무작위로 8,913개의 트윗을 추출하여 재난관리와 언어처리 전문가들이 직접 분류하였다. 사람이 직접 분류한 초기 학습 셋을 대상으로 모델을 학습하고 이 모델을 기반으로 위험 트윗과 그렇지않은 트윗을 분류한 뒤 재학습 셋을 구축하였다. 시스템이 자동 분류하여 만들어진 재학습 셋은 초기 학습 셋의 약 400배 많은 트윗들을 포함하고 있다. 재학습 셋의 부정확성을 보완하기 위해 위험성이 명확하게 분류된 트윗만을 활용하였다. 즉, 위험도가 높은 상위 트윗과 위험도가 낮은 하위 트윗만을 학습 셋으로 이용하였다. 위험도에 따라 상위 트윗과 하위 트윗의 기준을 정의하기 위해 사람이 직접 분류한 정답 셋 10,000개의 트윗을 대상으로 위험 가중치 상·하위 비율을 달리하며 분류 정확성을 평가한 결과 재학습 셋 중 위험 가중치 상위 1%, 하위 8%의 트윗만을 이용한 모델의 성능이 가장 우수했다. 결론적으로 3,689,806개의 재학습 셋 중에서 위험도에 의해 정렬된 상위 1% 트윗과 하위 8% 트윗만을 이용하여 모델을 재학습하고 키워드의 위험 가중치 사전을 재구축하였다.

각 트윗의 위험도를 산출한 결과 트윗 위험도는 약 0.3~0.6 범위내에 있으며, 위험성을 나타낸 트윗의 위험도와 그렇지 않은 트윗의 위험도 차이가 크지 않아 위험도를 z-score로 변환하여 정규분포로 만들고 지수

Table 1. “Land subsidence” disaster related risk/non-risk tweet examples

Category	Tweet example
Tweets depicting potential risk	“Sinchon-Gangnam sinkhole... main cause is deterioration of sewage pipes in subway lines...”
	“Walkway surface in front of Sinwol4dong unit 434-6 is uneven and dangerous due to cold weather.”
Regular tweets	“Arghhh... Whenever I hear stories about sinkholes in Seoul... ㄷㄷ”
	“It'd be a great sight to see if a sinkhole develops at our school”

함수를 이용해 위험도를 아래 수식과 같이 모두 양수로 변환하였다.

$$Danger_Weight(tweet) = 2^{\frac{x-\mu}{\sigma}}$$

수식에서 x 는 개별 트윗 위험도를 의미하며, μ 는 학습 셋에 트윗 위험도 평균, σ 는 표준편차를 의미한다.

2.2.2 위험도 기반 전조이슈 탐지 모델 실험 및 평가

재난 유형별 시간당 위험도는 특정 재난관련 트윗들의 위험도 총합으로 특정 재난의 이슈 여부를 판단하는 근거가 된다. 위험도 기반 전조이슈 탐지 모델은 앞에서 설명한 관련도 기반 모델과 동일한 방식으로 구축하고 평가하였다.

2014년 1월 1일 부터 9월 30일까지의 “붕괴사고”, “지진”, “철도사고” 재난관련 트윗 데이터를 실험 데이터로 사용하였으며, 정답 집합은 사람이 직접 재난관련 뉴스 기사를 검토하여 재난사건을 추출하고 사건 발생 직후 3시간까지 재난이슈가 발생한 시간으로 간주하였다. 다음은 관련도 기반 재난 이슈 탐지 모델과 위험도 기반 모델의 성능을 비교한 것이다.

Table 2에서 a^* 는 일간 최대 시간당 관련도 데이터를 와이블 분포로 모델링한 후, LTT 85(‘LTT’는 2.1.2절에서 설명한 임계치 측정방식 중 Long Term Threshold를 나타내며 장기간 데이터를 활용해 모델을 구축, 임계치 확률 85%를 사용하였다. 이후 표기도 동일한 방식으로 해석), STT 95(‘STT’는 Short Term Threshold를 나타내며 단기간 데이터를 활용해 모델을 구축, 임계치 확률 95%를 사용)를 의미한다. a^{**} 는 LTT 65, STT 95를 의미하며, a^{***} 는 LTT 75, STT 95를 의미한다. b^* 는 일간 최대 시간당 관련도 데이터를 와이블 분포로 모델링한 후, LTT 95, STT 95를 의미한다. b^{**} 는 LTT60, STT 90를 의미하며, b^{***} 는 LTT 65, STT 95를 의미한다. 성능평가는 재현율과 정확률뿐만 아니라, 재현율과

정확률의 가중치를 균등하게 했을 때의 성능인 F_1 과 재현율에 2배의 가중치를 부여한 F_2 (2.1.2절에 수식 정의)를 활용하였다.

$$F_1 = 2 \times \frac{recall \times precision}{recall + precision}$$

성능 평가결과, “붕괴사고”, “철도사고” 재난유형은 관련도 기반 모델에 비해 위험도 기반 모델이 우수한 성능을 보인 것을 알 수 있다. 또한 “지진” 재난유형의 F_1 측정 결과, 관련도 기반 모델에 비해 위험도 기반 모델이 약간 낮은 성능을 보이지만 F_2 는 관련도 기반 모델보다 우수한 성능을 보인 것을 알 수 있다.

2015년 9월 16일 14시 35분경 경인선 부평역 크레인 전복 사고발생 당시 15시 전조이슈로 ‘철도사고’가 탐지되었으며, 빈도, 관련도, 위험도 기반 탐지모델의 1시간 전 결과와 비교해보면 빈도와 관련도는 1시간 전보다 16배 증가한 반면에 위험도는 29배가 증가하면서 이슈를 탐지하는데 위험도를 활용하는 것이 매우 효과적임을 확인하였다. 결론적으로 위험요소, 피해상황, 재난상황 등을 전달하는 트윗이 많아지면 이슈를 탐지해야 한다는 연구목표에 가장 부합된 모델은 위험도 기반 모델임을 알 수 있다.

전조이슈를 탐지하는 것은 재난관리에 있어서 두 가지 측면에서 활용이 가능하다. 먼저 1시간 단위로 소셜미디어 상에 재난관련 이슈를 즉각적으로 파악할 수 있다는 것이다. 이슈가 되는 재난유형과 내용을 빠르게 파악함으로써 선제적 대비를 가능하게 한다. 물론, 이슈로 탐지된 모든 이슈에 대응해야 하는 것은 아니지만 정황을 파악하고 준비할 수 있는 정보를 제공한다. 두 번째 활용 가능성은 실시간 탐지된 이슈들의 축적된 로그에서 찾아 볼 수 있다. 이 로그는 소셜미디어 상에 재난이슈와 실제 발생한 재난상황, 그 당시 사회정황 등과 비교하여 국민들의 반응패턴, 사회문제 발생요인 간의 인과관계 등 다양한 분석에 활용될 수 있으며 이를 통해 정책적 시사점 도출을 견인할 수 있다.

3. 어휘패턴 기반 재난 발생이슈 탐지 모델

두 번째 재난이슈는 실제 발생한 사건이나 재난피해를 알리는 트윗이 발생하면 이슈로 간주하는 발생이슈이다. 발생이슈는 2장에서 설명한 전조이슈와 달리 최초 트윗을 발견하는 것이 중요하며 내용의 정확성과, 진위파악이 우선되어야 한다. 따라서 전조이슈에서 사용하는 빈도는 큰 의미가 없고, 사건발생을 알리는 트윗의 어휘패턴규칙을 찾아내고 이를 활용해야 한다³⁾.

Table 2. Relevance rate and risk rate based issue detection test results

	Collapse		Earthquake		Railroad accident	
	a^*	b^*	a^{**}	b^{**}	a^{***}	b^{***}
Recall	0.30	0.32	0.48	0.56	0.60	0.60
Precision	0.16	0.50	0.58	0.45	0.40	0.43
F_1	0.20	0.39 (+91%)	0.53	0.50 (-6%)	0.48	0.50 (+5%)
F_2	0.25	0.34 (+37%)	0.50	0.54 (+7%)	0.54	0.56 (+3%)

a: Relevance rate, b: Risk rate

미국 지질조사국(USGS)은 지진이 발생하면 사람들의 반응이 즉각적으로 트윗으로 나타난다는 사실에 착안하여 트윗 데이터를 활용해 지진계측기의 오류 또는 계측기가 없는 사각지대에서 발생한 지진을 탐지하여 내부 연구자에게 신속히 알리기 위해 TED(Tweet Earthquake Dispatch)시스템을 개발하였다⁷⁾.

앞서 언급한 전조이슈 모델은 위험한 상황이 발생한 후, 일정시간이 경과한 후 이슈를 탐지하므로 재난이 발생한 직후 발생 사실을 탐지하는 데는 한계가 있다.

본 논문에서는 사람이 재난발생 사실을 알릴 때 주로 사용하는 어휘패턴을 정의¹⁰⁾하고 이것을 활용해 발생이슈를 탐지하는 모델을 제안하고자 한다. “붕괴사고”, “지진”, “철도사고”, “추락사고”, “화재”, “지반침하”, “도로교통사고”, “항공기사고”, “화생방사고” 총 9개 재난유형의 어휘패턴을 구축하고 이를 활용해 발생이슈 탐지 성능을 평가하였다.

3.1 어휘패턴 규칙

어휘패턴 규칙을 구축하기 위해 국민안전처의 안전신문고 데이터에서 사람이 위험 사실을 알리거나 재난발생을 신고할 때 사용하는 어휘들의 패턴을 추출하였다. Table 3은 “추락사고” 재난에 대한 어휘 패턴 규칙이다.

표에서 “[[:이동수단:]]”은 그룹명이고 “여객선”, “오토바이”, “자전거” 등이 이 그룹에 포함된다. “w{n,m}”은 n개에서 m개까지의 임의의 키워드를 의미하며, 최종적으로 포함조건에 있는 패턴을 만족하면서, 배제조건에 있는 패턴을 만족하지 않을 경우 재난발생을 알리는 트윗으로 탐지한다. 예를 들어, Table 3에 포함규칙 첫 번째는 추락사고 관련 트윗 중에서 ‘추락’ 어휘가 나타나고 최대 다섯 단어 뒤에 ‘부상’, ‘사망’, ‘중상’, ‘경상’ 중 하나라도 나타나면 추락사고 발생을 알리는 트윗으로 판단하고 다음 단계의 배제조건과 비교하여 최종 발생이슈인지를 판단하게 된다.

3.2 어휘패턴 기반 모델 실험 및 평가

미리 구축한 재난 발생을 알리는 어휘 패턴 규칙 및 어휘 사전을 이용하여 재난 이슈를 탐지하고 실험·평가를 수행하였다. 2015년 1월 1일 부터 5월 31일까지 “추락사고”, “화재”, “지반침하”, “도로교통사고”, “항공기사고”, “화생방사고” 재난에 대한 트윗 중에서, 어휘패턴에 의해 탐지된 트윗에 대해 정확률을 평가한 결과는 Table 4와 같다. 각 재난유형별로 어휘패턴 규칙을 적용해 탐지한 전체 트윗 개수 대비 정확하게 재난 발생을 알리는 트윗 개수의 비율로 정확률을 계산하였다.

Table 3. “Falling accident” disaster related lexical pattern rules

Pattern types	Lexical patterns(Korean)	Lexical patterns
Included conditions	추락w{0,5}(부상사망중상경상) ([[:이동수단:]] [:시설물:]]w{0,5}(추락떨어낙사)	Fall 0,5(Injury death serious injury minor injury) ([[:mode of transportation:]] [:facility:]]0,5(Fall fall death by fall)
Excluded conditions	신뢰정권지지울국계순위명에신뢰행복가격날개성장울성적박근혜꿈이명박대한민국짜리사자위존제어둠세계양심강화호감도세상모습게임카톡문의	Reliability political power approval rating national status ranking reputation reliability happiness price wings growth rate grades Park Geun Hye Dream Myung Bak Lee Republic of Korea tabloid freedom existence darkness world conscience strong player desirability world image game katalk inquiry
	(성적꿈악몽유가아이폰기분위신쓰레기인기수준사기)의워패배자신감자존감품위주식성공률권위포인트지옥심장입지평판명성값위신강등권가격부동산수치판매량폰커리어능력떨바닥핸드폰스마트폰)w{0,4}(추락떨어)	(Grade dream nightmare oil price iPhone feeling dignity garbage popularity level morale desire defeat confidence self-esteem dignity stocks success rate authority point hell heart position reputation fame value dignity right to demote price real estate shame sales rate phone career ability slums handphone smartphone) 0,4 (Fall fall)
	(추락떨어)w{0,4}(꿈경험생각확률패배자신감자존감품위주식성공률권위포인트심장입지평판명성값위신강등권가격부동산수치판매량	(Fall fall) 0,4 (dream experience thought probability defeat confidence self-esteem dignity stocks success rate authority point heart position reputation fame value dignity right to demote price real-estate numerical value sales rate
	(추락떨어)w{0,5}(왜당시진실달려환율원화시세기분기력부영이자존심위생드론효과실력경제인생악몽인권위생등급모의고새컨디션)	(Fall fall) 0,5 (why at the time truth dollar conversion rate won market value feeling energy owl self-esteem dignity drone effect ability economy life nightmare human rights dignity grade mock test condition)
	(컨디션등급모의고새위생인권악몽인생경제실력효과드론위생자존심부영이기력기분시세원화환율달려왜당시진실)w{0,5}(추락떨어)	(condition grade mock test dignity human rights nightmare life economy ability effects drone dignity self-esteem owl energy feeling market value won conversion rate dollar why at the time truth) 0,5 (fall fall)

Table 4. Disaster occurrence issue detection evaluation results

Disaster type	Accuracy(num. of correct/Total num.)	
Falling accident	0.39	(2,076/5,243)
Fire	0.51	(8,191/16,074)
Land subsidence	0.64	(1,319/2,051)
Traffic accident	0.86	(7,947/9,252)
Aircraft accident	0.43	(1,285/3,000)
CBR accident	0.44	(150/343)

어휘패턴 기반 발생이슈 탐지 모델은 두 가지 한계를 가지고 있다. 첫째, 재난발생 직후 발생 사실을 알리는 트윗을 탐지하는 데 목적이 있지만 실험결과 사후 처리, 대응, 의견 등 사후관련 내용이 탐지되는 문제점이 있다. 이를 개선하고 정확률을 높이기 위해서는 정밀한 어휘패턴 규칙의 보완이 필요하지만 정교한 어휘패턴을 구축하는 작업 또한, 많은 시간과 비용이 소요되는 일로 장기간의 투자가 필요한 작업이다. 무엇보다 모든 경우의 수를 만족시키는 완벽한 어휘패턴 규칙을 정의하는 것은 현실적으로 불가능한 일이므로 어휘패턴 이외의 규칙을 정의하고 발생이슈 탐지 모델을 고도화할 필요가 있다.

또 하나의 한계는 재난이 발생하면 다수의 트윗들이 동일 재난 발생에 대해 언급하므로 동일 재난발생에 대해 중복하여 알릴하게 된다. 본 논문에서는 이 한계를 해결하기 위해 두 개 트윗 원문이 얼마나 유사한지를 평가하여 기준치 이상이면 트윗이 발생하더라도 이슈로 탐지하지 않도록 하였다. 즉, 트윗 원문간 유사도가 낮을수록 서로 다른 재난 발생사실을 알리는 트윗으로 간주하고 중복 알람을 하지 않는 것이다. 트윗 원문의 유사도는 코사인 유사도를 이용하였다. 유사도의 기준치를 결정하기 위해 2015년 1월부터 6월까지 ‘철도사고’, ‘지반침하’ 유형에 대해 평가한 결과, 최근 3일 이내 트윗 원문들과의 유사도가 0.1 이하인 트윗을 재난 발생사실을 알리는 트윗으로 탐지하는 것이 가장 좋은 성능을 보였다.

재난 발생이슈 탐지 모델은 트위터 사용자를 휴먼센서로 활용할 수 있게 할 것이다. 미국 지질조사국(USGS)의 TED와 같이 물리적 센서의 사각지대를 보완하는 정보로 활용하여 내부 관계자에게 신속히 알려 대비할 수 있게 지원할 수 있다. 하지만 현재 어휘패턴 기반 재난 발생이슈 탐지모델은 개선해야 할 점이 있다. 먼저, 지속적인 어휘패턴 규칙 고도화가 필요하다. 다양한 상황을 반영하는 규칙을 추가하고 정교화하는 관리가 병행되어야 한다. 더불어 어휘패턴 규칙에만 의존하여 탐지하고 있는 현 알고리즘에 빈도 임계치,

패턴 등의 정량적 기준규칙을 반영하여 개선할 필요가 있다. 무엇보다 최초 제보 트윗을 발견하였더라도 그 내용의 정확성과 진위파악이 우선되어야 하므로 신뢰성을 검증하는 기술개발 및 체계 구축도 수행되어야 할 것이다.

4. 결론

본 논문에서는 한국어 텍스트마이닝기반 소셜 빅데이터 모니터링시스템인 소셜빅보드의 기능을 간략히 소개하고 재난이슈 탐지 모델을 제안하였다. 재난이슈는 재난 전 이상 징후를 의미하는 전조이슈와 재난 발생사실을 알리는 발생이슈로 구분하여 각각의 탐지 모델을 정의하고 모델의 성능을 비교·평가하였다.

전조이슈 탐지모델은 위험요소, 피해 위험성, 재난 상황 등을 나타내는 키워드에 위험 가중치를 부여하고 이를 이용해 각 트윗의 위험도를 정량화한 위험도 기반 모델이 선행 연구된 관련도 기반 모델보다 우수한 성능을 보였다. 실제 경인선 부평역 크레인 전복 사고 발생 당시 빈도, 관련도 기반 모델에 비해 위험도 기반 탐지모델이 1시간 전보다 29배의 위험도가 증가하면서 위험요소, 피해상황, 재난상황 등을 전달하는 트윗이 많아지면 전조이슈를 탐지해야 하는 연구목표에 가장 부합된 모델임을 확인하였다. 하지만, 본 연구에서 제시한 전조이슈 탐지 모델은 트위터만을 활용한 1차원적 모델로서 완전한 모델이 아니다. 향후 트윗 뿐만 아니라 기상, 사회현상 등 다양한 환경변수를 나타내는 데이터와의 융합분석을 해야 하며 신뢰성이 보장되지 않은 소셜미디어 데이터의 한계를 철저한 검증체계 구축으로 극복해야 할 것이다.

재난 발생사실을 알리는 어휘의 패턴을 기반으로 재난 및 사고발생 사실을 조기에 탐지하여 관계자들에게 알리기 위한 발생이슈 탐지 모델을 구축하였다. 9개 재난유형에 대해 어휘패턴을 구축하고 그 성능을 평가한 결과, 사고 후속처리에 대한 내용이 탐지되는 문제점으로 인해 정확률이 높지 않았지만 향후 어휘패턴 규칙을 지속적으로 정교화하고 어휘패턴 규칙에만 의존하여 탐지하고 있는 현 알고리즘에 빈도 임계치, 패턴 등의 정량적 기준규칙을 반영하여 개선한다면 정확도를 높일 수 있을 것이다. 무엇보다 트윗 제보 내용의 정확성과 진위파악을 지원할 수 있는 기술적 판단 알고리즘 연구도 수행되어야 할 것이다.

재난이슈 탐지모델은 단순한 빈도를 활용한 일반 모델과 차별화하여 각 트윗의 내용, 즉 원문 텍스트를 마인딩하여 재난관리 분야에 부합된 이슈를 탐지할 수

있는 모델이다. 이슈 탐지의 목적과 이슈의 특징에 따라 2개 이슈로 구분하여 정의한 재난이슈 탐지모델은 사회 위험요소를 사전에 탐지하여 대비·대응하고 특정 재난 및 사건·사고 발생사실을 신속히 파악하여 빠르게 대처하는 재난관리 업무에 활용하기 위해 앞서 언급한 각 이슈탐지 모델의 한계를 극복하도록 고도화 연구가 수행되어야 한다.

향후 재난이슈 탐지 모델의 정확성 확보를 위한 선행조건인 소셜미디어의 신뢰성 검증 체계를 구축할 계획이다. 특히, 재난이슈 탐지모델을 실시간 재난상황 대응에 활용하는데 발생하는 한계를 밝히고 극복 가능한 한계와 실제 재난관리 업무에 적용 가능한 범위를 명확히하여 실용 가능성을 확보할 계획이다.

References

- 1) S. H. Choi, "The Model for Sensing of Disaster Signs Based on Big Data", J. Korean Soc. Hazard Mitig., Vol. 14, No.2, pp. 149-157, 2014.
- 2) The Urban Geographies of Hurricane Sandy in New York City, Floating Sheep, <http://www.floatingsheep.org/2012/10/the-urban-geographies-of-hurricane.html>.
- 3) Hurricane Sandy and the Geographies of Flooding on Twitter, Floating Sheep, <http://www.floatingsheep.org/2012/10/hurricane-sandy-and-geographies-of.html>.
- 4) S. Jeannette, P. Leysia and S. Irina S, "Backchannels on the Front Lines: Emergent Uses of Social Media in the 2007 Southern California Wildfires", Proceedings of the 5th International ISCRAM Conference, Washington DC., USA May, 2008.
- 5) S. H. Choi, "The Model for Sensing of Disaster Signs Based on Big Data", Proc. of the International Conference on CAIPT, pp.169-172, 2013.
- 6) 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.
- 7) U.S. Geological Survey, "Tweet Earthquake Dispatch" (<http://earthquake.usgs.gov/earthquakes/zed/>), 2015.
- 8) S. H. Choi and B. G. Bae, "The Sensing Model of Disaster Issues from Social Bigdata", Journal of Korea Institute of Information Scientist and Engineers, Vol.20, No. 5, pp. 286-290, 2014.
- 9) S. H. Choi, "The Sensing Model of Disaster Issues based on Relevance to Disaster from Social Big Data", Proceedings of the Korea Information Processing Society Conference, pp. 829-832, 2014.
- 10) K. -S. Kim, "Regular Expression Handbook", 2009.