

## TV 시청률과 마이크로블로그 내용어와의 시간대별 관계 분석\*

최준연

세종대학교 디지털콘텐츠학과  
(zoon@sejong.ac.kr)

백혜득

세종대학교 디지털콘텐츠학과  
(headuik@gmail.com)

최진호

세종대학교 경영학부  
(jhchoi@sejong.ac.kr)

소셜미디어 확산으로 많은 사용자들이 SNS를 통해 자신의 생각과 의견을 표출하며 다른 사용자들과 상호작용하고 있다. 특히 트위터와 같은 마이크로블로그는 짧은 문장을 통해 영화, TV, 사회 현상 등과 같은 공통의 주제에 대해 많은 사람이 즉각적으로 의견을 표출하고 교환하는 플랫폼의 역할을 수행하고 있다. TV방송 프로그램에 대해서도 의견과 감정을 마이크로블로그를 통해 표출하고 있는데, 본 연구에서는 마이크로블로그의 내용과 시청률과의 관계를 살펴보기 위해, 지난 공중과 방송 프로그램에 대한 트윗을 수집하고 부적절한 트윗들을 제거한 후 형태소 분석을 수행하였다. 추출된 형태소뿐만 아니라 이모티콘, 신조어 등 사용자가 입력한 모든 단어들을 후보 자질로 삼아 시청률과의 상관관계를 분석하였다.

실험을 위해 2013년 1월부터 10개월간의 예능프로그램 트윗의 데이터를 수집하여 전국 시청률 데이터와 비교 분석을 수행하였다. 트윗의 발생량은 일주일 중 방송된 요일에 가장 많았으며, 특히 방송시간 부근에서 급격히 증가하는 모습을 보였다. 이것은 전국에 동시간에 방송되는 공중과 프로그램의 특성상 공통된 관심 주제를 제공하기 때문에 나타나는 현상으로 여겨진다. 횡수 기반 자질로 방송 일의 총 트윗 수와 리트윗 수, 방송시간 중의 트윗 수와 리트윗 수와 시청률과의 상관 관계를 분석하였으나 모두 낮은 상관 계수를 나타냈다. 이것은 단순한 트윗 발생 빈도는 방송 프로그램의 만족도 또는 시청률을 제대로 반영하고 있지 못함을 의미한다. 내용 기반 자질로 추출한 단어들 중에는 높은 상관관계를 보여주는 단어들이 발견되었으며, 표준어가 아닌 이모티콘과 신조어 중에도 높은 상관관계를 보여주는 자질이 나타났다. 또한 방송시작 전과 후에 따라 상관계수가 높은 단어가 상이함을 발견하였다. 매주 같은 시간에 방송되는 TV 프로그램의 특성상, 방송을 기다리고 기대하는 내용의 트윗과 방송 후 소감을 표현하는 트윗의 내용에 차이가 존재하였다. 이러한 분석 결과는 단어에 따라 시청률과 연관성이 높은 시간대가 달라짐을 의미하며, 시청률을 측정하고자 할 때 각 단어들의 시간대를 고려해서 사용해야 함을 의미한다. 본 연구에서 제안한 방법은 기존의 표본 추출을 통해 이루어지는 TV 시청률 측정을 보완할 수 있는 방법에 활용될 수 있으리라 기대된다.

논문수정일 : 2014년 1월 31일    논문수정일 : 2014년 2월 26일    게재확정일 : 2014년 3월 2일  
투고유형 : 학술대회우수논문    교신저자 : 최준연

### 1. 서론

무선 인터넷과 스마트폰의 확산으로 시간과 공간의 제약을 받지 않고 SNS 이용이 가능해졌

고(Lee et al., 2013a), 사용자들은 자신의 생각과 의견, 감정 등을 소셜미디어에 표출하고 있다.

최근에는 짧은 단문으로 작성할 수 있어서 사용하기 쉬운 트위터(twitter)와 같은 마이크로블로

\* 이 논문은 2012년도 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문임.

그(microblog) 이용이 증가하고 있으며, 전통적인 미디어보다 더 빠른 전파력과 영향력을 보여주고 있다. 이러한 마이크로블로그를 이용하여 주가지수(Bollen et al., 2011), 선거 결과 예측(Tumasjan et al., 2010), 영화 관람객수(Asur and Huberman, 2010) 등 한 다양한 사회 현상을 측정하거나 예측하는 연구가 많이 있었지만, TV 시청률 측정에 관한 연구는 지금까지 많이 이루어지지 않았다.

TV 시청률은 시청자의 만족도이자 방송 프로그램의 평가지표로서, 방송사의 수익원인 광고료의 중요한 기준 역할을 하고 있다. 현재 시청률 조사는 전국의 약 1800만 가구 중 4300가구를 표본 선정하고, 해당 가정에 시청률 측정 기기를 설치하여 데이터를 수집하고 있다. 그러나 최근 TV를 통한 전통적인 시청 이외에 IP TV, PC, 스마트폰 등 다른 매체를 통해 실시간 보기 및 다시 보기 등이 증가하고 있으나, 이러한 시청은 기존의 방법으로 측정되지 못하고 있다. 그래서 닐슨사는 TV시청률 측정의 신뢰도를 향상시키기 위해 최근에 마이크로블로그를 시청률 측정에 활용하려는 시도를 하고 있다(Luckerson, 2013).

마이크로블로그는 웹블로그와 달리 단문 메시지를 빠르게 작성해서 교류하는 특성을 갖고 있다(Günther et al., 2009). 이로 인해 마이크로블로그는 다른 미디어보다 빠르게 정보가 생산되어 유통되고 있으며, 이러한 특성은 TV 시청 후 시청 소감 및 의견 표출에서도 나타나고 있다. TV 화면 밖에서 SNS를 통한 상호작용은 프로그램을 시청하는 사람 뿐 아니라, 시청하지 않는 사람도 참여하며 프로그램을 매개로 자연스럽게 상호작용이 일어난다(Bae and Choi, 2013). 기존의 웹 블로그와 비교하여 마이크로블로그는 콘

텐츠를 생산하는데 사용자의 부담이 적기 때문에, TV 시청 후 자신의 소감이나 느낌을 솔직하고 즉각적으로 표현하기에 더 적합하다(Java et al., 2007).

그러나 트위터와 같은 마이크로블로그에서는 길이의 제한이 있고 스마트폰에서 입력하는 경우가 많기 때문에, 맞춤법의 오류가 많으며, 신조어, 은어, 이모티콘을 사용하는 경우가 많다. 이로 인해 극성, 감정 분류와 같은 일반적인 문서와 문장에 적용해온 방법을 그대로 이용하게 되면 성능이 저하되는 현상이 발생할 수 있다. 그래서 본 연구에서는 트윗의 극성을 분류하지 않고, 트윗의 형태소를 추출하고, 이들의 시간대별 상관계수를 측정하여 연관성 높은 단어를 찾아 이를 시청률 측정에 이용하고자 한다. 본 연구에서는 장기간 방송되어 온 예능프로그램의 마이크로블로그 데이터를 수집하여, 소셜미디어가 기존 시청률 측정의 한계점을 보완할 수 있는지를 살펴보기 위해 방송 전과 후에 작성되는 트윗과 시청률과의 관계를 분석해보고자 한다.

소셜미디어와 TV 시청률과의 관계에 대한 연구는 방송 전에 시청 의사에 영향을 주는 변수를 찾아 시청률을 예측하는 연구와(Yun and Park, 2013), 방송 후에 시청률을 측정하는 연구로 구분할 수 있다(Lee et al., 2013b). 본 연구는 현재 전국적으로 시행되고 있는 표본 추출된 패널 가구의 조사기기를 통한 TV 시청률 측정 방법을 대체하거나 보완하기 위한 방법을 찾기 위한 것으로, 방송 후 시청률을 측정하는 방법에 관한 연구이다. 그러한 이유로 TV 방송 이전과 이후의 데이터를 모두를 활용하여 시청률과 연관성 높은 트위터의 내용어를 탐색할 것이다.

본 논문은 2장에서 관련 연구들을 살펴보고, 3장에서는 트위터 분석시스템과 분석 방법론에

대해 기술하였다. 4장에서는 수집한 트위터 데이터를 이용한 분석결과를 살펴보고, 마지막으로 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대해 논의하기로 한다.

## 2. 관련연구

### 2.1 오피니언 마이닝

마이크로블로그와 같은 텍스트 기반의 비정형 데이터에 대한 분석을 진행할 때 보편적으로 널리 쓰이는 방법은 텍스트 마이닝과 오피니언 마이닝으로 구분할 수 있다. 그 중 오피니언 마이닝은 해당 문서를 작성한 사람의 감정을 추출해 내는 기술로서 문서의 주제 보다 그 문서를 작성한 사람이 주제에 대해 어떠한 감정을 갖고 있는가를 판단하여 분석하는데 초점을 둔다(Jang and Kim, 2012). 언어를 직접적으로 분석해야 하는 오피니언 마이닝은 언어의 특성에 따라 방법이 달라질 수 있는데, 한글은 특성상 비문법적 표현이 많아 형태소 분석기를 통한 정확한 문법적 구조 파악이 쉽지 않고 다양한 감정단어를 갖고 있어 문서의 극성을 판별하기가 쉽지 않다. 그래서 문법적 요소를 최대한 배제하고 단어패턴의 빈도만을 고려한 문서 분류기법을 시도한 연구도 있었으며, Jang and Kim (2012)은 문서를 단순한 단어들의 리스트로 추상화한 후, 기계학습 알고리즘과 스코어 함수를 적용하여 문서의 극성을 판별하였다. 또 트위터와 유사한 외부의 정보를 이용하여 기계학습기반 감성 분류 모델을 생성하고 이를 응용하여 트위터로부터 오피니언 문서 추출에 적용한 결과 기계학습 모델의 극성 차이가 일정 수준 이상일 경우 오피니언 문서 추출

에 적용될 수 있음을 보여준 연구도 있었다(Chang, 2013).

위 연구에서는 트위터로부터 오피니언 문서 추출을 위한 기계학습 모델로 네이버 영화평을 학습한 반면, Lee et al. (2013a)은 트윗을 수집하여 감성형태소를 추출한 후 기계학습한 모델을 네이버 영화평에 적용하여 영화평점과 감정 간의 상관관계를 분석하고, 감정을 7개의 상태(분노, 혼란, 우울, 피로감, 친근감, 긴장감, 생동감)로 분류하고 영화평과의 상관관계를 분석한 결과 영화평점에 긍정, 부정적인 영향을 끼치는 감정이 각각 다르게 존재함을 확인하였다. 이 외에도 인터넷 뉴스 기사의 극성 분류를 통해 긍정, 부정 지수를 산출한 후 주가지수에 영향을 주는 변수로 설정하고 주가지수 예측을 수행한 결과 뉴스 매체 별 주가상승 예측 정확도가 차이가 있음을 확인하고, 인터넷 뉴스 댓글의 비속어, 은어들을 고려한 감성분석을 통해 실제 리서치 조사와 유사한 결과를 얻을 수 있음을 보여준 연구도 있었다(Cho et al., 2013).

### 2.2 트윗 내용 분석

블로그의 내용어를 분석하기 위해 사용하는 방법 중 하나는 단어의 극성(긍정, 부정)을 분류하고 발생 빈도를 측정하는 방법으로 오피니언 마이닝에서 널리 사용하고 있는 방법 중 하나이다. Kramer(2010)는 이와 같은 방법을 활용하여 페이스북을 이용해 국가 행복 지수를 측정하는 방법을 제안하였는데 LIWC2007 어휘집을 사용하여 긍정과 부정을 분류하고 긍정, 부정 단어의 개수를 세어 국가 행복 지수 측정에 반영하였다. 하지만 이 연구는 품사 태깅을 하지 않아 철자는 같지만 뜻이 다르게 쓰인 단어에 대해 극성 분류

를 올바르게 하지 못하였고 극성의 정도를 단순히 1과 0으로만 구분하여 세부적인 감정의 정도를 나타내지 못하는 한계점을 가졌다. 이러한 문제점을 개선하기 위해 Wang et al. (2012)은 형태소 분석을 이용한 품사 태깅을 통해 단어의 극성 분류 정확도를 향상시키고 SentiWordNet<sup>1)</sup>을 이용해 단어의 감정의 세분화된 정도를 포함시켜 기존 방법에 비해 보다 정확한 지수를 측정할 수 있도록 개선하였다. 또한 Kim et al. (2013)는 특정 토픽에 대하여 트윗 내용의 시간대 별 감성 분석을 통해 감정 변화에 영향을 미칠 수 있는 키워드를 추출하는 연구 방법을 제안하였다. 하지만 위 연구 방법들은 모두 영어로 된 트윗에 대한 분석이며, 현재 SentiWordNet 이 한글을 지원하지 않고 있으므로 한글로 작성된 트윗에는 적용이 어려운 문제점을 가지고 있다.

한글로 된 트윗에 대한 연구도 최근 국내에서 활발히 진행되고 있는데 그 중 Kim and Park (2012)는 트윗을 분석하여 연령대를 예측하고자 하였다. 분석 결과 10,20대가 30,40대에 비해 자모의 나열을 많이 쓰는 것을 확인할 수 있었고 10대의 경우 이모티콘과 비문법적인 표현을 많이 쓰는 반면 40대 이상의 경우는 정반대의 모습을 보이는 것으로 나타났다. 또 Hwang (2013)는 유명인과 트위터 매개 상호작용에 대한 특성 연구에서 트윗을 분석한 결과 트위터 매개 상호작용 유형을 ‘의사 교호작용’, ‘정보 허브’, ‘팬덤’ 3가지로 구분하였고 유명인의 유형에 따라 상이한 방식의 상호작용을 하고 있음을 확인하였다. Bae et al. (2013)은 실시간 트위터 트렌드 마이닝 시스템을 개발하여 특정 이슈를 중심으로 발생하는 토픽을 시계열로 추적하여 멘션 기반으로

생성된 이용자 네트워크의 특성을 규명하고자 하였다. 구체적인 일례로 2012 년 한국 대선에 관한 연구를 수행하였고 그 결과 트위터 이용자들의 이용행태는 사회적 이슈의 출현과 변화를 적절히 반영하고 있으며, 특정 이슈의 전체 맥락에서 해당 토픽의 변화를 관찰하는데 유용하다는 것을 보여주었다. Nam et al. (2011)은 재전달된 트윗의 내용을 분석하여 메시지의 고유 특성이 온라인 소셜 미디어 상의 정보확산 패턴에 중요한 영향요소로 작용하고 있음을 보여주었다.

이와 같이 한글 트윗에 대한 연구도 현재 다양한 각도로 활발히 진행되고 있지만 트위터와 같이 단문으로 구성된 마이크로블로그의 특성상 많은 경우 문법적으로 정제되어있지 않고 비문법적이며, 형용사 형태의 감정단어 보다는 한두 개의 명사를 이용하거나 이모티콘을 활용하여 자신의 감정을 표현하는 경우가 매우 많아 분석에 어려움이 많은 편이다.

### 2.3 TV 프로그램에 대한 시청자 반응 측정

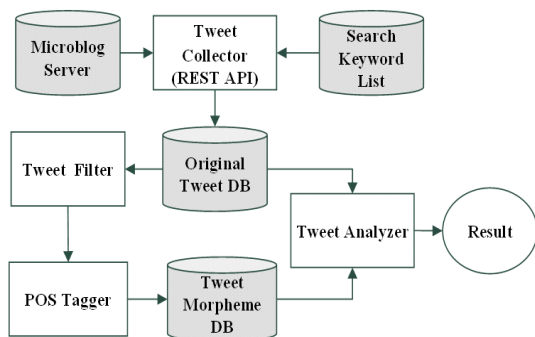
최근 트위터와 TV시청률과의 상관관계를 밝히기 위한 연구가 활발히 진행되어 왔는데 해외에서는 미국에 닐슨사와 트위터가 공동으로 진행한 연구에서 어떤 TV프로그램의 관련 트윗이 증가할수록 해당 프로그램의 시청률도 함께 상승하는 것으로 확인되었고 젊은 연령대의 시청자일수록 TV 시청률 상승에 요구되는 트윗양이 적은 것으로 나타났다(Nielsen, 2013). 또한 국내에서도 이와 비슷한 연구가 진행된 사례가 있는데 방송3사 뉴스를 대상 프로그램으로 선정하여 각 방송사의 트위터계정 활동에 활발한 정도가 뉴스 시청률에 영향을 주는지에 대해 그 관계를 분석한 연구도 있었다(Cha and Lee, 2012). TV

1) <http://sentiwordnet.isti.cnr.it/>

프로그램을 방송 전, 중, 후 3가지 시점으로 나누어 각각의 해당 시점에 발생한 트위터 사용자의 시청 소감을 분석하여 TV 프로그램과 트위터가 어떻게 상호작용하는지 다양한 각도로 살펴본 연구도 있었으며(Bae and Choi, 2013), 분석대상이 트위터는 아니지만 해당 방송 프로그램 게시판에 올라오는 시청자 리뷰를 수집 분석하여 예상 시청률을 도출한 연구도 있었다(Lee et al., 2013b).

### 3. 트위터 분석 시스템

트위터 데이터 분석을 위해서는 데이터 수집, 정제, 자질(feature) 추출, 분석의 과정이 필요하다. <Figure 1>은 이를 위한 전체 시스템 구조도이다. 데이터 수집을 위해 Twitter REST API 1.1의 Get search를 이용하였고, 트위터의 API는 과거 데이터를 제공하지 않기 때문에, 장기간에 걸쳐 주기적인 API 호출을 통한 데이터 수집이 필요하다. 본 연구에서 대상 프로그램으로 선정한 ‘무한도전’을 검색어로 입력하고 2013년 1월부터 10월까지 주기적으로 트윗을 수집하였고, 수집한 트윗은 약 30만건이다.



<Figure 1> Twitter Analysis System

수집한 트윗은 우선 Original Tweet DB에 적재하고, 이들 중 부적절한 트윗들은 Tweet Filter를 통해 제거하였다. 방송사 계정과 같이 일반 사용자의 것이 아닌 계정의 통해 작성된 트윗과 방송 홍보 또는 이벤트 참여를 위해 작성된 트윗들을 제거 하였다. 이와 같은 규칙을 통해 선별된 트윗들은 총 149,781건이고, 이들을 한나눔 형태소 분석기<sup>2)</sup>를 이용해 모든 형태소를 추출하여 DB에 적재하였다. 트위터와 같은 마이크로블로그에서는 컴퓨터의 키보드와 비교하여 오류가 많이 발생하는 스마트폰으로 입력하는 경우가 많기 때문에 맞춤법 오류가 많이 발생하며, 또한 인터넷 신조어 사용 및 문법 파괴 현상이 많이 나타나고 있다(Hong and Kim, 2012). 그래서 본 연구에서는 형태소 분석기가 태깅 하지 못한 단어들까지 모두 후보 자질에 포함시켰다.

Tweet Analyzer는 트윗과 형태소를 입력 받아 다양한 특징을 탐색하고 분석하는 역할을 수행하는데, 앞에서 추출한 후보 자질들이 매우 많기 때문에 선별과정이 필요하다. 수집기간인 1월부터 10월까지 매주 방송일 발생빈도가 일정 기준 이상인 자질만을 선별하고, 이들에 대해 시간대별로 시청률과의 상관계수를 측정하였다.

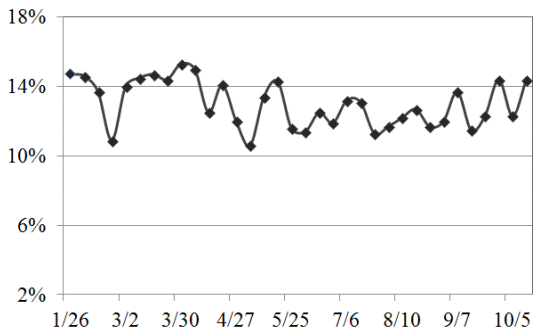
## 4. 실험 결과 분석

### 4.1 횡수 기반 자질 분석

본 연구에서 실험대상으로 선정한 프로그램인 무한도전의 지난 1년간 시청률 데이터를 닐슨코리아에서 제공되는 데이터를 수집하였다. 닐슨코리아에서는 기초조사를 통해 선정한 전국의

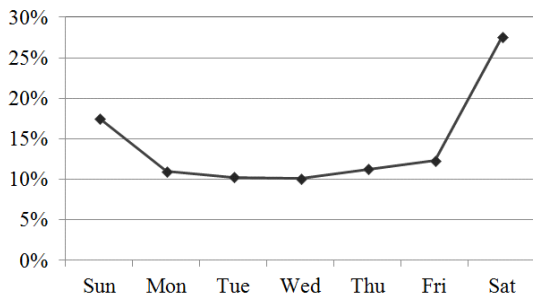
2) <http://kldp.net/projects/hannanum/>

패널 가구에 피플미터를 설치하고 이를 통해 시청정보를 실시간으로 수집한 후 전국시청률과 수도권 시청률을 발표하고 있다. 본 연구에서는 트윗 데이터를 수집할 때 지역의 제한을 두지 않았으므로, 전국 시청률 데이터를 이용하였다. <Figure 2>는 2013년 1월부터 10월까지의 무한도전 프로그램의 시청률 변화 추이이다. 가장 낮은 시청률은 10.6%, 가장 높은 시청률은 15.3%로 평균 13.0%의 값을 보이고 있다.



<Figure 2> TV Rating Trend of Target Program

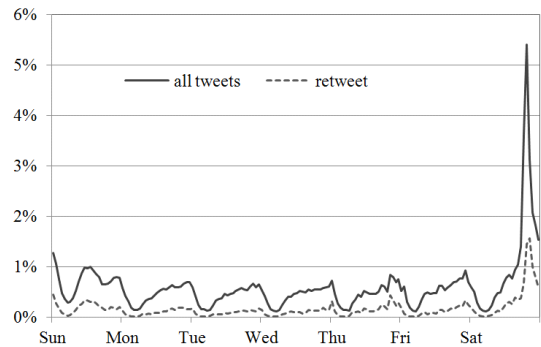
실험대상으로 삼은 본 프로그램은 매우 토요일 6:30부터 7:45분경까지 주1회 방송되는 프로그램이어서, 본 프로그램에 대한 트윗도 요일 별로 차이를 보이고 있다. <Figure 3>은 요일 별 실험대상 트윗의 비율 변화 추이이다. 프로그램이



<Figure 3> Tweet Distribution by day of the week

방송되는 토요일에 가장 많은 트윗이 발생하고 있으며, 그 다음으로 일요일에 많은 트윗량을 보여주고 있다. 방송 시점을 전후하여 트윗양이 최대가 되고, 수요일에 최저량을 보이고 다시 증가하는 양상을 나타낸다.

요일과 시간대를 합하여 한 주를 총 168구간으로 나누고, 각각의 트윗량의 변화를 살펴보았다. <Figure 4>는 전체 트윗과 리트윗을 구분하여 트윗량의 변화 추이를 보여주고 있다. 방송이 없는 요일에는 밤 8시~12시 사이에 가장 많은 트윗이 발생하고 있으나, 방송이 있는 토요일에는 방송시간인 저 7시에 가장 많은 트윗이 발생하고 있다. 리트윗도 전체 트윗수와 비슷한 발생 패턴을 보여주고 있다.



<Figure 4> Tweet Distribution by 168 Time Slots

위의 분석 결과에 기반하여, 공중과 방송 프로그램은 해당 방송시간을 전후하여 가장 많은 트윗이 발생하고 있음을 알 수 있고, 방송 내용과 관련된 트윗도 이 시기에 가장 많이 발생하고 있는 것으로 나타났다. 이것은 전국에 동시간에 방송되는 공중과 프로그램의 특성 상 공통된 관심 주제를 사용자에게 제공하기 때문으로 여겨진다. 방송 프로그램에서 이슈가 된 인물, 사건 등이 실시간 검색어 상위권을 차지하는 것과 동일

한 현상으로 분석된다. 그래서 실험 대상 시점을 방송일인 토요일로 한정하고, 토요일의 전체의 트윗수, 리트윗수와 방송 중 트윗수와 리트윗 수와 시청률간의 상관계수를 측정하였다.

<Table 1> Correlation between TV Ratings and Count-based Features

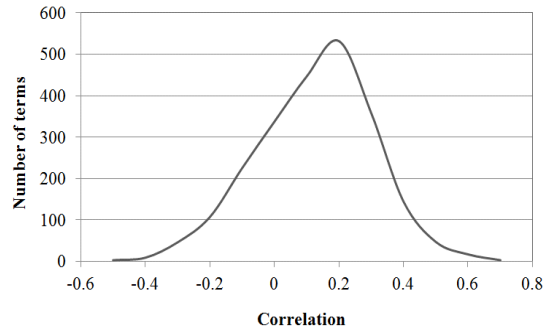
Period	Feature	Correlation	p-value
During the day of broadcasting	The number of all tweets	0.2053	0.2435
	The number of re-tweets	0.1743	0.3236
During broadcasting	The number of all tweets	0.2406	0.1698
	The number of re-tweets	0.2206	0.2094

<Table 1>은 각 시청률과 4개의 횟수 기반 자질간의 Pearson 상관계수를 측정한 결과이다. 4개의 자질에 대한 상관계수의 유의확률이 모두 유의수준을 넘어서 상관계수가 유의하지 않는 것으로 나타났다. 이것은 단순한 트윗 또는 리트윗 발생량은 방송 프로그램의 만족도 또는 시청률을 반영하고 있지 못함을 의미한다. 이러한 분석 결과는 시청자들의 방송 만족도를 측정하기 위해서는 횟수기반이 아닌 다른 종류의 특성을 추출할 필요가 있음을 보여주고 있다.

#### 4.2 내용 기반 분석

이번 장에서는 사용자가 남긴 트윗의 단어들을 형태소 단위로 분석하고 이들과 시청률간의 관계를 측정해보고자 한다. 실험 대상이 되는 전체 트윗들의 문장들을 형태소 분석기를 이용해 형태소 단위로 추출하였으며, 태깅 되지 못한

단어들도 모두 분석 대상에 포함 시켰다. 최근에 많이 이용되는 신조어로는 ‘뽀’, ‘헐’과 같은 단어와 웃음을 의미하는 ‘ㅎㅎ’, ‘ㅋㅋ’, ‘^0^’ 등과 특수기호인 ‘♥’ 등이 포함되었다. 각각의 단어 별로 방송일인 매주 토요일 하루 동안 발생 횟수를 측정하고, 이와 시청률간의 상관계수를 측정하였다. <Figure 5>는 전체 단어들의 상관계수 분포를 보여주고 있다. 0.2 부근에서 가장 많은 단어들이 분포하고 있으며, 일부 단어들은 0.6이상의 값을 보여주고 있다.

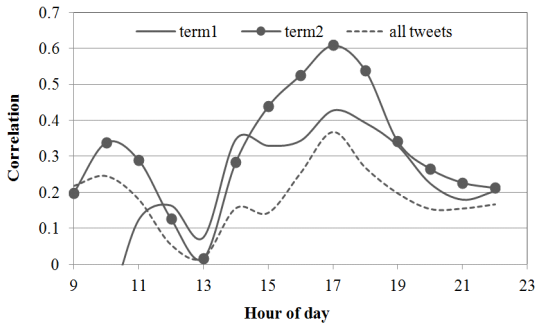


<Figure 5> The Distribution of Correlation

매주 같은 시간 주1회 방송되는 프로그램의 특성상 프로그램이 방송되기 전과 이후에 발생하는 트윗의 내용에 차이가 있는 지와, 방송 전과 후에 시청률과 상관관계가 높은 단어가 존재하는지 검증하기 위해 각 형태소 별로 매주 토요일 시간대별로 발생횟수를 측정하고, 이와 시청률간의 상관관계를 측정하였다. 이를 위해 1월부터 10월까지 매주 토요일마다 크기가 2시간인 윈도우를 이용해 해당 윈도우내에서 발생하는 해당 단어의 발생 횟수를 0시부터 22시까지 22회 측정하였다. 그 결과 방송시작 이전에 상관계수가 높은 단어와 방송 시작 후 상관계수가 높은 단어가 구분되어 나타났다. 즉, 시청자들이 방송

전에 작성하는 트윗과 방송 시작 후 작성하는 트윗에는 내용 상 차이가 있으며, 각각의 트윗에서 시청률이 높은 상관관계를 보이는 단어들 존재함을 발견하였다.

<Figure 6>은 방송시작 시간 이전에 발생한 트윗의 내용 중 시청률과 높은 상관관계를 보인 ‘싶’(term1)와 ‘TT’(term2) 두 단어의 시간대별 발생횟수와 시청률과의 상관관계 변화 추이이다.

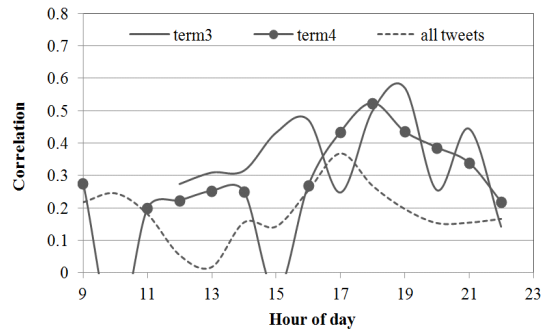


<Figure 6> Daily distribution of Correlation

‘싶’은 방송 전에 잠재시청자의 시청 의지와 희망을 나타내는 중요한 단어이고, ‘TT’는 시청 의지가 있으나 이를 실현할 수 없어 슬픈 감정 상태를 나타내는 단어이어서 분석 대상으로 선정하였다. ‘싶’은 방송 프로그램명과 같이 등장하는 경우, 해당 프로그램에 대한 강한 긍정적 감정을 표현하는 단어로 사용되기 때문에 TV시청률과 관련성이 높은 단어이다. 두 단어는 모두 방송시작 직전인 17시 내외에 가장 높은 상관계수를 나타내고 있으며, 방송 시작 후에는 상관계수가 하락하고 있음을 볼 수 있다. 이들의 상관계수를 비교하기 위해, 전체 트윗수에 대해서도 2시간 크기의 윈도우내의 전체 트윗수를 시간대별로 측정하고 이와 시청률간의 상관계수를 측정하였다. 전체 트윗수의 하루 시간대별 상관계

수도 방송 시각 전후에 가장 높은 값을 보였으나, 앞의 단어들 보다는 낮은 값을 보여주고 있다. ‘싶’이 들어간 트윗의 예로는 “무한도전 빨리 보고싶다”, “어서 시간 지나서 무한도전 보고싶다” 등이 있으며, 이는 방송을 기다리는 동안 프로그램에 대한 기대를 나타내는 내용의 트윗에서 많이 나타났다. ‘TT’가 포함된 트윗의 예로는 “무한도전봐야하는데 미용실에 사람 너무 많다 TT”, “무한도전 하면 말씀좀요TT” 와 같이 프로그램을 보고 싶지만 그렇지 못할 때 감점을 나타내는 경우가 많았다. ‘TT’나 ‘ㅠ’ 등은 모두 눈물을 흘리는 의미로 사용되어 부정적인 단어로 분류가 되는 경우가 많지만, 방송 전에 사용되는 경우는 프로그램에 대한 긍정적 기대감이 실현되지 못할 때 사용되므로, 시청률과 양의 상관관계를 보이고 있다.

<Figure 7>은 방송시작 시간 이후에 높은 상관관계를 보여주고 있는 ‘재밌’(term3)과 ‘ㅎㅎ’(term4)의 상관계수 변화 추이이다. 이들 단어는 방송이 시작된 이후 18시~20시 사이에 가장 높은 상관계수를 보여주고 있으며, 이는 방송을 보고 있는 중 또는 보고 난 뒤에 작성하는 트윗 중 특정 단어를 포함한 트윗이 시청률을 잘 반영하고 있음을 보여주고 있다. 이들의 상관계수 역시



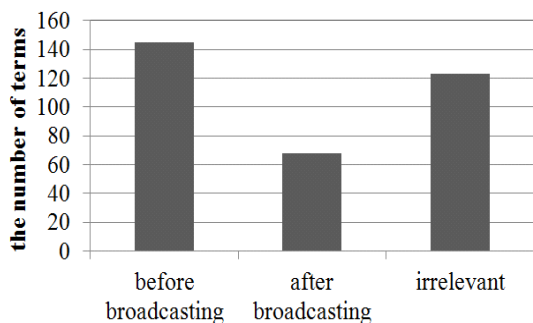
<Figure 7> Daily distribution of Correlation



전체 트윗수 기반 상관계수보다 높은 상관계수를 나타내고 있다.

‘재밋’이 포함된 트윗의 예로는 “오늘 무한도전 진짜 재밋당^^!!”, “무한도전재밋다ㅋㅋㅋㅋ” 등이 있으며, ‘ㅎㅎ’가 포함된 트윗으로는 “무한도전에 김슬기 나왔다!! ㅎㅎ”, “오늘 무한도전은 더 웃긴다. 특히나 박명수 생활기록부... ㅎㅎ” 등이 있다. 이 두 가지 단어는 모두 방송 후에 긍정적 반응을 나타내고 있으며, 방송을 하고 있는 시간인 19시 부근에서 가장 높은 상관계수를 보이고 있다. ‘ㅎㅎ’의 경우는 15시 부근에는 상관계수가 0이하로 떨어지는 것을 볼 수 있으며, 이는 방송전의 트윗에 ‘ㅎㅎ’가 나오는 경우는 방송의 내용과 상관없는 긍정적 표현이므로 시청률과 인과 관계를 갖고 있지 못함을 의미한다.

<Figure 8>은 0.3 이상의 상관계수를 가지며, 30주 이상 등장한 단어 336개에 대해 가장 높은 상관관계를 갖는 시간대가 어느 곳에 분포하는지를 나타낸 도표이다. 145개의 단어는 방송시간 전에 가장 높은 상관계수를 나타냈으며, 68개의 단어는 방송시작 후에 가장 큰 상관계수를 나타냈다. 123개의 단어는 방송전과 방송 후에 차이가 없는 것으로 나타났다. 이것은 단어에 따라



<Figure 8> Time dependency of terms

시청률과 연관성이 높은 시간대가 달라짐을 의미하며, 시청률을 측정하고자 할 때 각 단어들의 시간대를 고려해서 사용해야 함을 뜻한다.

## 5. 결론

소셜 미디어의 확산은 일반 대중의 의견과 감정의 자유로운 소통을 촉진하고 있다. 특히 트위터와 같은 마이크로블로그는 짧은 문장을 통해 영화, TV, 사회 현상 등에 대한 공통의 주제에 대해 많은 사람이 즉각적으로 의견을 표출하고 교환하는 플랫폼의 역할을 수행하고 있다. 본 연구에서는 이러한 마이크로블로그를 통해 표출되는 TV 시청자들의 트윗을 통해 TV의 시청률을 측정할 수 있는가에 대한 타당성을 검증하였다. 전국에 동일한 시간에 정기적으로 방송되는 프로그램의 장기간 데이터를 수집하였고, 기존 방법론의 한계점을 극복하기 위해 정확히 태깅되는 형태소뿐만 아니라, 이모티콘, 신조어 등 모든 사용자 입력 단어들을 후보 자질로 삼아 분석할 수 있는 시스템을 구축하고 분석하였다.

실험 결과 트윗 또는 리트윗 수 등 횡수 기반 자질 보다 내용 기반 자질들이 더 높은 상관관계를 보여주었으며, 특히 방송시작 전과 후에 따라 상관계수가 높은 단어가 상이함을 발견하였다. 이는 매주 같은 시간에 방송되는 TV 프로그램의 특성이 반영된 결과로 해석되며, 방송을 기다리고 기대하는 내용의 트윗과 방송 후 소감을 표현하는 트윗의 내용에 차이가 존재하였다. 또한 형태소로 분류되지도 않고, 부정적인 의미의 이모티콘 등이 시청률과 높은 상관관계를 나타내는 경우가 발견되었으며, 이것은 시청을 하

지 못하는 상황에 대한 아쉬움 또는 TV 프로그램에 매우 만족하여 반어적 의미로 사용된 경우 등으로 해석된다. 이것은 영화, 상품후기 등에서 긍정적 또는 부정적 의미에 따라 상품의 만족도 또는 불만족을 연관시켰던 기존의 극성 분류 방법에서는 처리하지 못하였던 것으로, 사용자들의 어휘 선택에 대한 지속적인 학습이 필요함을 보여주고 있다. 본 연구에서 제안한 방법을 기반으로 향후 보다 정확한 TV 시청률 측정 또는 보완에 활용할 수 있으리라 여겨진다. 본 연구에서는 예능프로그램에 데이터만을 이용하여 실험을 하였으나, 향후에는 드라마, 정보, 다큐멘터리 등 프로그램의 성격에 따라 중요한 자질이 달라지는 가에 대한 후속 연구가 필요할 것으로 보인다.

## 참고문헌

- Asur, S. and B. A. Huberman, "Predicting the future with social media," *Proceedings of IEEE/WIC/ACM International Conference Web Intelligence and Intelligent Agent Technology (WI-IAT)*, (2010), 492-499.
- Bae, J.-A. and S.-M. Choi, "SNS Interaction Surrounding TV Shows," *Journal of Cybercommunication Academic Society*, Vol.30, No.1(2013), 47-92.
- Bae, J.-H., J.-E. Son, and M. Song, "Analysis of Twitter for 2012 South Korea Presidential Election by Text Mining Techniques," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.19, No.3 (2013), 141-156.
- Bollen, J., H. Mao, and X. Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," *Journal of Computational Science*, Vol.2, No.1 (2011), 1-8.
- Cha, J. Y. and K. H. Lee, "The relation of the activity of twitter of TV news and TV ratings," *Proceedings of the Korea Speech and Communication Association Conference*, (2012), 169-187.
- Chang, J.-Y., "Automatic Retrieval of SNS Opinion Document Using Machine Learning Technique," *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol.13, No.5 (2013), 27-35.
- Cho, H., Y. Chung, J. Lee, and J.-H. Lee, "Sentiment Analysis Using News Comments for Public Opinion Mining," *Proceedings of the Korea Intelligent Information System Society Conference*, (2013), 149-150.
- Günther, O., H. Krasnova, D. Riehle, and V. Schöndienst, "Modeling Microblogging Adoption in the Enterprise," *Proceedings of the Fifteenth Americas Conference on Information Systems*, (2009), 544.
- Hong, C.-H. and H.-S. Kim, "Comparative Study of Various Machine-learning Features for Tweets Sentiment Classification," *Journal of the Korea Contents Association*, Vol.12, No.12(2012), 471-478.
- Hwang, Y., "Characteristics of Interactions between Fan and Celebrities on Twitter," *Journal of the Korea Contents Association*, Vol.13, No.8 (2013), 72-82.
- Jang, J. Y. and I. M. Kim, "An Experimental Evaluation of Short Opinion Document Classification Using A Word Pattern Frequency," *Journal of the Institute of Internet Broadcasting and Communication*, Vol.12, No.5 (2012), 243-253.

- Java, A., X. Song, T. Finin, and B. Tseng, "Why we twitter: understanding microblogging usage and communities," *Proceedings of the 9th WebKDD and 1st SNA-KDD 2007 workshop on Web mining and social network analysis*, (2007), 56-65.
- Kim, K., C.-Y. Park, J. Lee, and J.-H. Lee, "Keyword Extraction Affecting Mood Change of The Public using Micro-blog," *Korean Institute of Intelligent Systems Conference*, (2013), 89-90.
- Kim, S.-C. and J. C. Park, "Age Prediction from Korean Tweets with Style-based Feature Analysis," *HCI Korea 2012*, (2012), 177-180.
- Kramer, A. D., "An unobtrusive behavioral model of gross national happiness," *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, (2010), 287-290.
- Lee, C., D. Choi, S. Kim, and J. Kang, "Classification and Analysis of Emotion in Korean Microblog Texts," *Journal of KISS: Databases*, Vol.40, No.3 (2013a), 159-167.
- Lee, K.-M., K.-H. In, and U.-M. Kim, "Analysis of Expected Rating Using Opinion Mining," *Proceedings of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers Conference*, (2013b), 365-367.
- Luckerson, V. *Twitter's Big Push to Monetize Social TV*. Available at <http://business.time.com/2013/08/08/twitters-big-push-to-monetize-social-tv/>(Accessed 10 March, 2014).
- Nam, Y., I. Son and D. Lee, "The Impact of Message Characteristics on Online Viral Diffusion in Online Social Media Services : The Case of Twitter," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 17, No. 4 (2011), 75-94.
- Nielsen. *New Study Confirms Correlation Between Twitter and TV Ratings*. Available at <http://www.nielsen.com/us/en/press-room/2013/new-study-confirms-correlation-between-twitter-and-tv-ratings.html>(Accessed 10 March, 2014).
- Tumasjan, A., T. O. Sprenger, P. G. Sandner, and I. M. Welpe, "Predicting Elections with Twitter: What 140 Characters Reveal about Political Sentiment," *Proceedings of ICWSM*, Vol. 10, (2010), 178-185.
- Wang, D. S., J. S. Shon, K. G. Lee, and I. J. Jung, "Measuring the improved national happiness index in SNS" *Proceeding of the Korea Intelligent Information System Society Conference*, (2012), 77-80.
- Yun, H. and B. Park, "Social TV : The Effects of Source Credibility and Repetition Type on Viewing Intention," *Korean Journal of Journalism & Communication Studies*, Vol. 57, No. 1 (2013), 364-391.

Abstract

## Analysis of the Time-dependent Relation between TV Ratings and the Content of Microblogs

Joon Yeon Choeh\* · Haedeuk Baek\*\* · Jinho Choi\*\*\*

Social media is becoming the platform for users to communicate their activities, status, emotions, and experiences to other people. In recent years, microblogs, such as Twitter, have gained in popularity because of its ease of use, speed, and reach. Compared to a conventional web blog, a microblog lowers users' efforts and investment for content generation by recommending shorter posts. There has been a lot research into capturing the social phenomena and analyzing the chatter of microblogs. However, measuring television ratings has been given little attention so far. Currently, the most common method to measure TV ratings uses an electronic metering device installed in a small number of sampled households.

Microblogs allow users to post short messages, share daily updates, and conveniently keep in touch. In a similar way, microblog users are interacting with each other while watching television or movies, or visiting a new place. In order to measure TV ratings, some features are significant during certain hours of the day, or days of the week, whereas these same features are meaningless during other time periods. Thus, the importance of features can change during the day, and a model capturing the time sensitive relevance is required to estimate TV ratings. Therefore, modeling time-related characteristics of features should be a key when measuring the TV ratings through microblogs.

We show that capturing time-dependency of features in measuring TV ratings is vitally necessary for improving their accuracy. To explore the relationship between the content of microblogs and TV ratings, we collected Twitter data using the Get Search component of the Twitter REST API from January 2013 to October 2013. There are about 300 thousand posts in our data set for the experiment. After excluding data such as adverting or promoted tweets, we selected 149 thousand tweets for analysis. The number of tweets reaches its maximum level on the broadcasting day and increases rapidly around the broadcasting

---

\* Corresponding author: Joon Yeon Choeh  
Department of Digital Contents, Sejong University  
98 gunja-dong, Gwangjin-gu, Seoul 143-747, Korea  
Tel: +82-2-3408-3887, Fax: +82-2-3408-4339, E-mail: zoon@sejong.ac.kr

\*\* Department of Digital Contents, Sejong University  
\*\*\* College of Business Administration, Sejong University

time. This result stems from the characteristics of the public channel, which broadcasts the program at the predetermined time.

From our analysis, we find that count-based features such as the number of tweets or retweets have a low correlation with TV ratings. This result implies that a simple tweet rate does not reflect the satisfaction or response to the TV programs. Content-based features extracted from the content of tweets have a relatively high correlation with TV ratings. Further, some emoticons or newly coined words that are not tagged in the morpheme extraction process have a strong relationship with TV ratings. We find that there is a time-dependency in the correlation of features between the before and after broadcasting time. Since the TV program is broadcast at the predetermined time regularly, users post tweets expressing their expectation for the program or disappointment over not being able to watch the program. The highly correlated features before the broadcast are different from the features after broadcasting. This result explains that the relevance of words with TV programs can change according to the time of the tweets. Among the 336 words that fulfill the minimum requirements for candidate features, 145 words have the highest correlation before the broadcasting time, whereas 68 words reach the highest correlation after broadcasting. Interestingly, some words that express the impossibility of watching the program show a high relevance, despite containing a negative meaning.

Understanding the time-dependency of features can be helpful in improving the accuracy of TV ratings measurement. This research contributes a basis to estimate the response to or satisfaction with the broadcasted programs using the time dependency of words in Twitter chatter. More research is needed to refine the methodology for predicting or measuring TV ratings.

**Key Words** : TV ratings, social media, microblog, twitter

## 저 자 소개



**최준연**

KAIST 전기 및 전자공학과에서 학사, 테크노경영대학원 경영공학과에서 석사 및 박사학위를 취득하였으며, 현재 세종대학교 디지털콘텐츠학과 조교수로 재직 중이다. 주요 관심분야는 지능형시스템, 소셜 데이터 마이닝, 추천시스템 등이다. Expert Systems, AI Communications, International Journal of Computational Intelligence Systems, Expert Systems with Applications 등의 학술지에 논문을 게재하였다.



**백혜득**

세종대학교 디지털콘텐츠학과에 재학중이다. 주요 관심분야는 오피니언 마이닝, 소셜 데이터마이닝 등이다.



**최진호**

KAIST 산업경영학과에서 학사, 테크노경영대학원 경영공학과에서 석사 및 박사학위를 취득하였으며, 현재 세종대학교 경영학과 부교수로 재직 하고 있다. 주요 관심분야는 플랫폼비즈니스, 지식네트워크, 경제성분석 등이다. OMEGA, I&M, JASSS, Scientometrics, TFSC, ESWA 등의 국내 외 학술지에 논문을 게재하였다.