

트윗 문서에서 의견 바이어스 탐지를 위한

HITS 그래프 기반 핵심 자질 추출

권아롱⁰, 이경순

전북대학교 컴퓨터 공학과

lifecorrect@naver.com, selfsolee@chonbuk.ac.kr

Target Extraction Based on HITS Graph

for Opinion Bias Detection in Twitter

A-Rong Kwon⁰, Kyung-Soon Lee

Dept. of Computer Science and Engineering, Chonbuk National University

요 약

본 논문에서는 트위터 사용자들의 의견을 바이어스 탐지 하기 위해, 핵심 자질 추출 방법으로 HITS 그래프를 이용한 방법을 제안한다. 제안하는 핵심 자질 추출 방법은 사람이 직접 추출하지 못하는 자질도 추출할 수 있는 장점을 보였다. 제안한 핵심 자질 추출이 바이어스 탐지에 유효함을 검증하기 위해 4개의 토픽에 대해 평가 했을 때 제안 모델이 기존 모델보다 우수한 성능을 보였다.

주제어: 바이어스 탐지, 자질 추출, HITS

1. 서론

트위터(twitter)는 세계적으로 열풍을 일으키고 있는 소셜 네트워킹 서비스(Social Networking Service)이다. 트위터는 개인과 개인을 연결하는 네트워킹 서비스를 기반으로 사용자가 중심이 되어 정보를 생산, 유통하는 정보 교환의 핵심으로 부상하고 있다. 트위터는 한글이든 영문이든, 공백과 기호를 포함해 한 번에 최대 140 글자로 작성할 수 있으며, 트위터 상에서 사용자들이 작성하는 메시지를 트윗(tweet)이라고 한다.

트윗은 다양한 정보를 공유하는 등의 목적으로 사용되고 있는데, 일부의 트위터 사용자들은 특정 이슈나 토픽에 대한 핵심 자질을 통해 의견을 표현하기도 한다. 본 논문에서는 이러한 핵심 자질들을 추출하기 위한 방법을 제안한다.

다음은 핵심 자질을 통해 의견을 표현한 예이다.

“캐논은 사진과 가격 면에서 좋습니다”

‘캐논’은 토픽이며, ‘사진’과 ‘가격’은 핵심 자질이다. 이처럼 사람들은 토픽에 대해 자신의 의견을 표현할 수도 있지만, 토픽의 속성인 핵심 자질에 대해 의견을 표현하기도 한다.

본 논문에서는 핵심 자질들을 추출하기 위해 HITS(Hyper Induced Topic Search) 그래프를 이용한 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 소개한다. 3장에서는 핵심 자질 추출 기법을 설명하며, 4장에서는 실험 및 분석을, 5장에서는 연구 내용을 요약하고 앞으로의 연구 과제와 함께 결론을 맺는다.

2. 관련연구

핵심 자질을 추출하는 연구로 [1]은 이슈 리뷰에서 핵심 자질을 추출하기 위해 감정 단어를 이용하였으며, [2]는 구문 관계를 이용하였다. [3]은 어구 반복을 이용하여 영화 리뷰에서 핵심 자질을 추출하였다. 또한, [4]는 프랑스어의 문법적인 특성을 이용하여 핵심 자질을 추출하였다. [5]은 형태소 분석 결과 명사 단어를 핵심 자질 후보로 보고, 푸아송 분포를 통해 핵심 자질을 추출하였다. [6]은 단어의 빈도수를 이용하여 영화 리뷰에서 핵심 자질을 추출하였다.

[7]은 HITS 그래프를 이용한 핵심 자질 추출 방법을 제안하였다. [7]과는 다르게 본 논문에서는 사용자들은 핵심 자질을 언급하면서 동시에 감정 단어를 사용한다는 관찰을 통해, 핵심 자질 후보, 감정 단어, 트윗 세 가지를 HITS 그래프에 적용하여 핵심 자질을 추출하였다.

사용자의 의견을 바이어스 탐지하고자 하는 연구로 [8]은 이슈에 대한 사용자들의 감정을 바이어스 탐지하기 위해 핵심 자질에 대한 사람들의 일반적 선호도를 이용한 방법을 제안하였다. 이슈에 대한 핵심 자질을 추출하기 위해 감정 단어와 구문론적 특성을 이용하였으며, 사람들의 일반적 선호도를 구하기 위해 이슈에 대해 긍정 또는 부정으로 분류가 된 데이터를 이용하였다. 또한 경쟁되는 두 이슈에서, 임의의 한 이슈에 대해 부정적으로 생각하는 것은 경쟁관계의 이슈에 대해 긍정적으로 생각하는 것으로 볼 수 있다는 특성을 이용하였다. [9]는 일반적 선호도와 개인적 선호도를 고려한 바이어스 탐지 방법을 제안하였으며, 핵심 자질 자체만으로도 사용자의 의견을 탐지할 수 있는 방법을 제안하였다.

3. HITS 그래프를 적용한 핵심 자질 추출 기법

3.1 빈도수를 적용한 핵심 자질 추출

핵심 자질은 토픽과 함께 자주 언급되며, 어느 토픽의 핵심 자질은 다른 토픽에서는 핵심 자질이 아닐 가능성이 높다. 이러한 특징을 적용하여 핵심 자질을 추출한다.

본 논문에서 제안하는 방법의 핵심 자질의 가중치는 다음과 같다.

$$weight(t) = \frac{freq_i(t)}{N_i} \times \frac{N_j}{freq_j(t) + \alpha \times N_j} \quad (1)$$

i 는 해당 토픽을 의미하며, j 는 해당 토픽과 관련이 없는 다른 토픽을 의미한다. t 는 핵심 자질 후보를 의미하며, N_i 는 해당 토픽 i 에서의 트윗 개수, N_j 는 다른 토픽 j 에서의 트윗 개수, $freq_i(t)$ 는 해당 토픽 i 에서의 핵심 자질 후보 t 의 빈도수, $freq_j(t)$ 는 다른 토픽 j 에서의 핵심 자질 후보 t 의 빈도수, α 는 실험에 의한 설정값을 의미한다. 본 논문에서는 실험 결과 성능이 좋은 0.001로 설정하였다. $weight(t)$ 는 해당 이슈에서 자주 언급되지만, 다른 카테고리의 이슈에서는 덜 언급될수록 높은 점수를 갖는다.

핵심 자질 후보의 빈도수는 다음과 같은 패턴 방식을 이용하였다.

- 패턴 : <topic> <target> <동사>
- 예제 : “**꺄력시택**은 **화질**과 **속도**가 **좋습니**다”

토픽과 동사 사이에 있으면서, 동사 앞에 거리가 2 이내의 단어들 이 세부자질 후보로 추출됨을 의미한다. 감정 단어는 감정 사전의 크기가 작을 경우 문제가 있어, 동사 단어를 이용하였다. 거리는 형태소 분석 결과를 기준으로 하며, 조사와 부사 단어는 무시한다. 예제에서 ‘좋습니

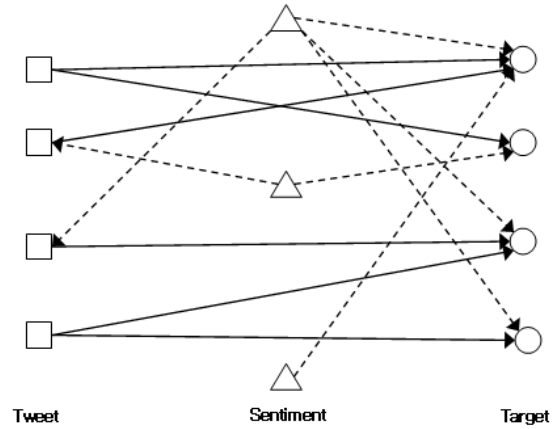
3.2 HITS를 이용한 핵심 자질 추출

사용자들은 핵심 자질을 언급하면서 동시에 감정 단어를 사용한다. 이러한 관찰을 통해, 감정 단어와 감정 단어가 내포되어 있는 트윗을 이용하여 핵심 자질을 추출한다.

HITS 그래프는 높은 점수를 갖는 Hub 노드로부터 많은 in-link를 가질수록 높은 Authority 점수를 갖으며, 높은 점수를 갖는 Authority 노드로부터 많은 out-link를 가질수록 높은 Hub 점수를 갖는다.

본 논문에서 제안하는 HITS 그래프는 <그림 1>과 같다.

<그림 1> 트윗, 감정 단어, 핵심 자질 후보를 이용한 HITS 그래프



각 엣지는 다음과 같이 생성된다.

Tweet 핵심 자질 후보가 트윗의 동사 단어
→ Target : 앞(거리=2) 단어일 경우

Sentiment 핵심 자질 후보와 감정 단어가 같이
→ Target : (거리=10) 있을 경우

Sentiment 트윗에 감정 단어가 있을 경우
→ Tweet :

각 노드의 점수는 다음과 같이 계산한다.

$$A(t) = \alpha \times \sum H(d) + \sum \beta \times H(s) \quad (2)$$

$$H(d) = \sum A(t) \quad (3)$$

$$A(d) = \sum \gamma \times H(s) \quad (4)$$

$$H(s) = \sum A(t) + \sum A(d) \quad (5)$$

t 는 핵심 자질 후보, d 는 트윗, s 는 감정 단어를 의미한다. $A(t)$ 는 핵심 자질 후보의 Authority 점수, $H(d)$ 는 트윗의 Hub 점수를 의미한다. α 는 빈도수를 적용한 핵심 자질 추출 방법의 가중치 값을 의미하며, β 는 핵심 자질 후보와 감정 단어가 같이 나온 빈도수를 의미하며, γ 는 트윗에서 감정 단어가 나온 빈도수를 의미한다.

트윗의 초기 Authority 점수는 다음과 같다.

$$A_0(d) = \log \frac{\text{numRT}(d)}{N} \quad (6)$$

$\text{numRT}(d)$ 는 해당 트윗 d 의 리트윗 개수를 의미하며,

N은 트윗의 총 개수를 의미한다. 그 외 노드는 $A_0(t) = H_0(d) = H_0(s)=1$ 로 동일한 값을 갖는다.

우리는 반복적으로 각 노드의 점수를 계산하여, 최종적으로 핵심 자질 후보의 A(t)를 순위화하여 상위 n개의 핵심 자질을 추출한다.

4. 실험 및 평가

실험에 사용된 데이터는 <표 1>과 같다.

<표 1> 실험 트윗 데이터

토픽	총 개수
갤럭시탭 또는 아이패드	37,574
니콘 또는 캐논	33,654
윈도우OS 또는 맥OS	51,705
삼성 또는 애플	441,182

‘갤럭시탭 또는 아이패드’는 ‘갤럭시탭’ 또는 ‘아이패드’가 언급된 트윗이며, ‘니콘 또는 캐논’은 ‘니콘’ 또는 ‘캐논’, ‘윈도우OS 또는 맥OS’는 ‘윈도우OS’ 또는 ‘맥OS’, ‘삼성 또는 애플’은 ‘삼성’ 또는 ‘애플’이 언급된 트윗이다.

4.1 핵심 자질 추출 결과

빈도수를 적용한 핵심 자질 추출 결과는 <표 2>와 같다.

<표 2> 빈도수를 적용한 핵심 자질 추출 결과

순위	갤럭시탭 또는 아이패드	니콘 또는 캐논	윈도우OS. 또는 맥OS	삼성 또는 애플
1	아이폰	렌즈	설치	제품
2	사용	카메라	윈도우7	아이폰
3	어플	가방	사용	기업
4	출시	DSLR	컴퓨터	가격
5	기능	사용	모바일	판매
6	가격	가격	포맷	사용
7	삼성	니콘d	안드로이드	우리나라
8	전화	중고	지원	서비스
9	요금	추천	파일	돈
10	화면	소니	프로그램	회사

‘추천’은 핵심 자질로 잘못 추출된 결과이다. ‘사용’, ‘출시’, ‘가격’과 같은 핵심 자질들은 제품의 사양정보를 보고 사람이 직접 추출할 수 없지만 추출된 결과이다.

HITS 그래프를 이용한 핵심 자질 추출 결과는 <표 3>과 같다.

<표 3> HITS를 이용한 핵심 자질 추출 결과

순위	갤럭시탭 또는 아이패드	니콘 또는 캐논	윈도우OS. 또는 맥OS	삼성 또는 애플
1	탭	카메라	윈도우7	폰
2	패드	렌즈	터	아이폰
3	폰	사진	설치	일
4	아이폰	24mm	폰	정책
5	갤럭시	DSLR	컴퓨터	제품
6	갤럭시탭2	미니	사용	생각
7	사용	가격	프로그램	스마트폰
8	삼성	니콘d	컴	기업
9	갤탭	사용	아이폰	안드로이드
10	출시	소니	모바일	사용

‘터’는 핵심 자질로 잘못 추출된 결과이다. ‘폰’, ‘사용’, ‘삼성’과 같은 핵심 자질들은 제품의 사양정보를 보고 사람이 직접 추출할 수 없지만 추출된 결과이다.

빈도수를 적용한 방법은 ‘사용’, ‘어플’, ‘출시’와 같이, 토픽을 이루고 있는 기능과 같은 성격의 단어들인 높은 순위의 핵심 자질로 추출되었으며, HITS는 ‘탭’, ‘패드’, ‘폰’과 같이, 토픽과 관련된 단어들인 높은 순위의 핵심 자질로 추출되었음을 알 수 있다.

상위 n개에 대한 추출 결과는 <표 4>와 같다.

<표 4> 상위 n개 핵심 자질 추출 결과

n	토픽	정확율		동일 개수
		빈도수	HITS	
50	갤럭시탭 또는 아이패드	0.94	0.92	34
	니콘 또는 캐논	0.78	0.9	34
	윈도우OS. 또는 맥OS	0.9	0.88	36
	삼성 또는 애플	0.82	0.86	35
	전체	0.86	0.89	139
100	갤럭시탭 또는 아이패드	0.86	0.88	61
	니콘 또는 캐논	0.68	0.76	54
	윈도우OS 또는 맥OS	0.8	0.79	63
	삼성 또는 애플	0.76	0.8	61
	전체	0.78	0.81	239
150	갤럭시탭 또는 아이패드	0.76	0.79	78
	니콘 또는 캐논	0.59	0.67	68
	윈도우OS 또는 맥OS	0.75	0.7	79
	삼성 또는 애플	0.73	0.79	75
	전체	0.71	0.74	300
200	갤럭시탭 또는 아이패드	0.59	0.65	91
	니콘 또는 캐논	0.54	0.63	79
	윈도우OS 또는 맥OS	0.67	0.61	94
	삼성 또는 애플	0.7	0.75	83
	전체	0.63	0.66	347

n이 증가할수록 두 방법 모두 핵심 자질 추출 결과 성능은 좋지 않았음을 알 수 있으며, 빈도수를 적용한 방법보다 HITS 그래프 방법의 성능이 모든 토픽에서 우수하였다.

4.2 의견 바이어스 탐지에 적용한 결과

토픽에 대한 핵심 자질을 추출하여 트위터 사용자의 의견을 바이어스 탐지하였다. 비교 실험 방법은 다음과 같다.

- **OpTopic** : 토픽에 대한 개인적인 선호도를 이용한 방법. 감정 단어를 추출하여 의견을 탐지한다.

$$P(\text{토픽}_i) = P(\text{토픽}_i^{\pm}) \quad (7)$$

- **OpTarget** : 핵심 자질에 대한 일반적인 선호도를 이용한 방법. 일반적인 선호도를 핵심 자질을 통해 확률로 추출하고 의견을 탐지한다.

$$P(\text{토픽}_i) = P(\text{토픽}_i | \text{핵심 자질}_k^{\pm}) \quad (8)$$

- **OpTopic & OpTarget^s** : 토픽에 대한 개인적 선호도와 핵심 자질에 대한 일반적인 선호도를 결합한 방법. OpTopic과 OpTarget을 결합하였으며, 핵심 자질 자체만으로도 의견을 탐지한다.

$$P(\text{토픽}_i) = (1 - \alpha) \times P(\text{토픽}_i^{\pm}) + \alpha \times (P(\text{토픽}_i | \text{핵심 자질}_k^{\pm}) + P(\text{토픽}_i | \text{핵심 자질}_k^0)) \quad (9)$$

바이어스 탐지 실험 결과는 <표 5>와 같으며, 4개의 토픽, 각 토픽의 500개의 트윗, 총 2000개의 트윗으로 실험하였다.

<표 5> 상위 50개 핵심 자질에 의한 바이어스 탐지 결과

	OpTopic	OpTarget		OpTopic & OpTarget ^s	
		빈도수	HITS	빈도수	HITS
Accuracy	0.550	0.492	0.502	0.608	0.617
Precision	0.406	0.36	0.364	0.427	0.432
Recall	0.471	0.418	0.422	0.521	0.525
F ₁	0.436	0.388	0.391	0.471	0.474

빈도수보다 HITS 방법에 의해 추출된 핵심 자질들이 바이어스 탐지하는데 우수한 성능을 보였으며, OpTopic & OpTarget^s 방법이 바이어스 탐지하는데 가장 좋은 성능을 보였다.

5. 결론

본 논문에서는 토픽에 대한 핵심 자질을 추출하는 방법으로 HITS 그래프를 이용한 방법을 제안하고 비교 분석하였다.

실험 결과 빈도수를 적용한 방법은 토픽의 기능과 같은 성격의 단어들이 높은 순위의 핵심 자질로 추출 되었으며, HITS는 토픽과 관련된 단어들이 높은 순위의 핵심 자질로 추출되었음을 보였으며 빈도수를 적용한 방법

보다 우수한 성능을 보였다. 또한 사람이 직접 추출하지 못하는 자질도 추출할 수 있는 장점을 보였다.

향후 연구에서는 사람들이 토픽에 대해 어떠한 의견들을 공유하고 있는지 분석하고자, 핵심 자질에 대한 사람들의 소셜 평가를 분석할 것이다.

감사의 글

본 연구는 한국전자통신연구원 지식경제 기술혁신사업으로 수행된 연구결과입니다.

참고문헌

- [1] M.Hu, B.Liu, "Mining Opinion Features in Customer Reviews", In Proceedings of the 19th National Conference on Artificial Intelligence, pp. 755-760, 2004.
- [2] G.Qui, B.Liu, J.Bu, C.Chen, "Opinion Word Expansion and Target Extraction through Double Propagation", In Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp. 9-27, 2011
- [3] N.Jakob, I.Gurevy, "Using Anaphora Resolution to Improve Opinion Target Identification in Movie Reviews", In Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp. 263-268, 2010.
- [4] B.Goujon, "Text Mining for Opinion Target Detection", In Proceedings of European Intelligence and Security Informatics Conference, pp. 322-326, 2011
- [5] C.Scaffidi, K.Bierhoff, E.Chang, M.Felker, H.Ng, C.Jin, "Red Opal: Product-Feature Scoring from Reviews", In Proceedings of the 8th ACM Conference on Electronic Commerce, pp. 182-191, 2007.
- [6] L.Zhuang, F.Jing, X.Zhu, "Movie Review Mining and Summarization", In Proceedings of the 15th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, pp. 43-50, 2006.
- [7] L.Zhang, B.Liu, S-H.Lim, E.O'Brien-Strain, "Extracting and Ranking Product Features in Opinion Documents", In Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics, pp. 1462-1470, 2010.
- [8] S.Somasundaran, J.Wiebe, "Recognizing Stances in online Debates", In Proceedings of the 47th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics pp. 226-234, 2009.
- [9] 권아롱, 출몽 바야르, 이경순, "대립 관계에 있는 이슈에서의 바이어스 탐지", 제 37회 한국정보처리학회 춘계학술발표대회 발표논문집, 제 19권, 제 1호, pp. 398-401, 2012.