

# Retrieving Minority Product Reviews Using Positive/Negative Skewness

Heeryon Cho<sup>†</sup> · Jong-Seok Lee<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

A given product's online product reviews build up to form largely positive or negative reviews or mixed reviews that include both the positive and negative reviews. While the homogeneously positive or negative reviews help readers identify the generally praised or criticized product, the mixed reviews with minority opinions potentially contain valuable information about the product. We present a method of retrieving minority opinions from the online product reviews using the skewness of positive/negative reviews. The proposed method first classifies the positive/negative product reviews using a sentiment dictionary and then calculates the skewness of the classified results to identify minority reviews. Minority review retrieval experiments were conducted on smartphone and movie reviews, and the F1-measures were 24.6% (smartphone) and 15.9% (movie) and the accuracies were 56.8% and 46.8% when the individual reviews' sentiment classification accuracies were 85.3% and 78.8%. The theoretical performance of minority review retrieval is also discussed.

Keywords : Minority Product Review Retrieval, Skewness, Sentiment Dictionary, Sentiment Classification

## 긍정/부정 비대칭도를 이용한 소수상품평의 검색

조희련<sup>†</sup> · 이종석<sup>\*\*</sup>

## 요약

소수 의견을 포함하는 온라인 상품평은 긍정 또는 부정 일변도인 상품평에서는 찾기 어려운 유익한 정보를 내포하기도 한다. 본 논문에서는 주어진 상품평 집합 속에서 소수상품평을 검색하는 방법을 제안한다. 제안방법은 개별 상품평을 먼저 긍정/부정 상품평으로 자동분류한 뒤, 주어진 상품평 집합의 긍정/부정 상품평의 비대칭도를 계산하여 소수상품평을 검색한다. 소수상품평 검색에서는 긍정/부정 자동분류 성능이 소수상품평 검색성능에 영향을 주는데, 본 논문에서는 도메인에 특화된 감성사전과 그렇지 않은 일반적인 감성사전을 가지고 상품평을 긍정/부정으로 감성분류한 뒤 비대칭도를 계산하여 소수상품평 검색성능을 비교한다. 스마트폰과 영화를 다룬 온라인 영문 상품평에 대하여 도메인에 특화된 감성사전을 가지고 소수상품평 검색성능을 평가한 결과, F1점수는 각각 24.6%와 15.9%였고, 정확도는 각각 56.8%와 46.8%였다. 이는 스마트폰과 영화의 개별 상품평 긍정/부정 분류 정확도가 각각 85.3%와 78.8%일 때의 성능이다. 본 논문에서는 또 긍정/부정 자동분류 성능이 주어졌을 때의 이론적인 소수상품평 검색성능에 대해서도 논의한다.

키워드 : 소수상품평 검색, 비대칭도, 감성사전, 감성분류

## 1. 서론

주어진 제품에 대한 온라인 상품평은 시간이 지남에 따라 ① 전체적으로 긍정적인 상품평, ② 전체적으로 부정적인 상품평, ③ 긍정과 부정을 모두 포함하는 혼합된 상품평으로 그 전체 의견이 점차 형성되어간다. 일반적으로 특정 제품의 상품평이 전체적으로 긍정적이거나 부정적인 경우, 우리는 해당 제품이 추천할 만한 제품인지 아닌지를 알 수 있다. 한편, 소수의 의견을 포함하고 있는 혼합된 상품평, 즉

긍정적인(또는 부정적인) 평가 속에 일부 부정적인(또는 긍정적인) 평가가 섞인 '소수의 상품평' 속에서, 우리는 다수의 상품평에서 언급되지 않는 유익한 정보를 발견하기도 한다. '소수(minority)'라는 단어는 "전체 수의 절반보다 적은 수"라는 뜻을 가지고 있다. 본 연구에서는 긍정/부정 상품평 집합에서 절반보다 적은 부분을 차지하는 긍정 또는 부정 상품평을 소수상품평으로 정의하고, 이러한 소수상품평을 검색하는 방법에 대해 제안한다.

Fig. 1은 특정 스마트폰에 대해 평가하고 있는 10개의 영문 상품평 중 1개의 상품평의 일부분이다. 다른 9개의 상품평이 해당 스마트폰에 대해 이구동성으로 긍정적인 평가를 내리고 있는 데 반해, Fig. 1은 "모든 Blackberry Z10 제품이 미국에서 작동하는 것은 아니다(Not all the Blackberry Z10 will work on 4G or LTE in the United States)."라든지 "느린 프로세서를 내장하고 있다(has a slower processor)."라며 잠재 구매자가 유념해야 할 사항을 지적하면서 부정적

※ 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 IT명품인재양성사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2014-H0201-14-1002).

† 종신회원: 충북대학교 경영정보학과 BK21플러스 사업팀 연구교수

\*\* 비회원: 연세대학교 글로벌융합공학부 교수

Manuscript Received: August 4, 2014

First Revision: December 2, 2014

Accepted: December 14, 2014

\* Corresponding Author: Jong-Seok Lee(jong-seok.lee@yonsei.ac.kr)

인 평가를 내리고 있다. Fig. 1의 사례와 같이, 소수상품평은 다수의 상품평이 간과하고 있는 도움이 되는 정보를 포함하기도 한다(상품평 중 틀린 문법 및 철자는 원문의 그것을 그대로 옮긴 결과이다.).

Before you buy, please make sure which model you are buying. Not all the Blackberry Z10 will work on 4G or LTE in the United States. And there are 5 different Models. The Balckberry Z10 [Model: RFH121LW] will NOT WORK with T-Mobile USA. And people is buying careless. And the STL100-1 has a slower processor manufactured by Texas Instruments, while the STL100-2, STL100-3, STL100-4 do have the Qualcomm Snap Dragon. The seller does no explain which model is selling. Please ask & complain.

Fig. 1. A negative smartphone review that conveys minority opinion

이처럼 도움이 되는 상품평에 대한 기존 연구에는 ‘유익성(helpfulness)’에 영향을 미치는 요인에 대해 조사한 연구[1]나 유익한 상품평에 대해 점수를 매기는 방법을 제안하고 있는 연구[2] 등이 있다. 그러나 소수상품평의 잠재적인 가치에 주목하고 유익한 정보의 원천으로 소수상품평을 취급한 연구는 아직 없고, 대부분의 연구가 개별 상품평에 있어서 도움이 되는 요소가 무엇인지를 발견하는 것에 초점을 맞춰왔다. 예컨대 [1]은 사람들이 개별 상품평의 길이가 길수록 유익하다고 느끼는 경향이 있다는 것을 밝히고 있고, [2]는 상품평에 사용된 어휘의 종류들을 다양한 특징으로 정의하여 회귀 분석을 이용하여 유익성 점수를 매기도록 했다. 이렇듯 ‘소수 상품평’에 주목한 기존 연구가 없는 가운데, 본 논문은 소수 상품평에 주목하고 있다는 점에서 기존 연구와 차별화된다. 본 논문은 수집된 온라인 상품평의 집합 속에 ‘소수상품평’이라는 형태로 유익한 정보가 내재돼있는 것으로 보고, 이러한 소수상품평을 검색하는 방법에 대해 제안한다.

소수상품평을 검색하기 위해서는 먼저 평가대상 제품에 대한 전체 상품평, 즉 상품평 전체의 집합을 확보하고, 개별 상품평이 대상 제품에 대해 긍정적인 평가를 내리고 있는지, 부정적인 평가를 내리고 있는지를 분류해야 한다. 개별 상품평을 긍정/부정으로 자동분류하는 방법에는 크게 두 가지가 있는데, 하나는 기계학습을 이용한 방법이고, 다른 하나는 단어의 감성값을 정의한 감성사전(sentiment dictionary)을 이용하는 방법이다[3]. 최근 들어 다양한 감성사전이 인터넷에 공개되면서 이러한 감성사전들을 손쉽게 이용할 수 있게 되었는데, 본 논문에서는 이렇게 공개돼있는 감성사전을 이용하여 긍정/부정 상품평을 자동분류한다. 그런데 소수상품평을 검색하려면 먼저 개별 상품평을 긍정/부정으로 자동분류해야 하기 때문에, 긍정/부정 자동분류 성능이 소수상품평 검색성능에 영향을 미치게 된다. 이 때문에 본 논문에서는 자동분류 성능을 향상시키기 위해 기존 연구[4]에서 제시하고 있는 도메인 특화 감성사전을 이용하여 개별 상품평을 긍정/부정으로 자동분류한다. 일단 개별 상품평이 긍정/부정으로 자동분류되면, 상품평 집합의 긍정/부정 분포의 비대칭도를 계산하여, 비대칭도가 특정값 이상일 경우에 상품평 집합이 소수의 상품평을 포함하고 있는 것으로 판단하고, 나아가 그 속에서 개별 소수상품평을 검색한다.

Table 1. Positive/negative sentiment matrix of a product review set

		Sentiment of Overall Reviews in a Review Set	
		Positive	Negative
Review Set Contains in Part:	Positive Reviews	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Generally positive</li> <li>- Homogeneous</li> <li>- Well-known strengths/advantages</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <b>Majority negative &amp; minority positive</b></li> <li>- Heterogeneous / Skewed to the right</li> <li>- <b>Hidden strengths/advantages</b></li> </ul>
	Negative Reviews	<ul style="list-style-type: none"> <li>- <b>Majority positive &amp; minority negative</b></li> <li>- Heterogeneous / Skewed to the left</li> <li>- <b>Hidden weaknesses/shortcomings</b></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Generally negative</li> <li>- Homogeneous</li> <li>- Well-known weaknesses/shortcomings</li> </ul>

Table 1은 주어진 제품에 대한 상품평 집합의 전반적인 긍정/부정과 상품평 집합 속 일부 상품평의 긍정/부정의 관계를 정리한 표이다. Table 1의 ‘소수 긍정(minority positive)’과 ‘소수 부정(minority negative)’에서 보듯이 주어진 상품평 집합의 전반적인 긍정/부정(Sentiment of Overall Reviews in a Review Set)과 해당 상품평 집합 속 일부 상품평(Review Set Contains in Part)의 긍정/부정이 서로 다를 때, ‘소수 긍정’ 또는 ‘소수 부정’의 소수상품평이 존재하게 된다. 전자는 전체적으로 부정적인 상품평 속에서 일부 긍정적인 상품평이 존재하는 경우이고, 후자는 그 반대의 경우이다. 그리고 이때 상품평 집합의 긍정/부정 분포가 비대칭(Skewed to the right 또는 Skewed to the left)을 이루게 된다. 반면에 상품평 집합의 전체적인 감성과 일부 상품평이 같은 감성을 가질 때에는, 상품평 집합의 긍정/부정 분포는 통일된(homogenous) 감성(긍정/부정)을 가지게 된다. 상품평 집합이 전체적으로 통일된 감성을 가지는 경우에는 대상 제품에 대해 잘 알려진 강점/장점(Well-known strengths/advantages) 또는 약점/단점(Well-known weaknesses/shortcomings)이 부각되고, 소수상품평이 존재하는 경우에는, 대상 제품의 숨겨진 강점/장점(Hidden strengths/advantages) 또는 약점/단점(Hidden weaknesses/shortcomings)이 부각된다.

평가대상 제품에 대한 숨은 사실들이 부각될 수 있다는 점에서 소수상품평 검색은 더 나은 제품 개발에 활용될 수 있으며, 나아가 여러 종류의 다양한 제품을 출시하는 브랜드의 제품(모델)별 평판 분석에도 활용될 수 있다. 예컨대 삼성이나 애플이 지금까지 출시한 다양한 스마트폰 모델들의 상품평에 대해 소수상품평 검색을 실시함으로써, 긍정/부정 비대칭도의 계산을 통해 특정 모델이 전체적으로 통일된 평가(긍정/부정)를 받고 있는지, 아니면 대립하는 소수 의견이 존재하는지를 파악할 수 있다.

본 논문은 소수상품평 검색성능을 평가하기 위해 전자상거래 사이트인 ‘아마존닷컴(Amazon.com)’의 스마트폰과 영

화의 영문 온라인 상품평을 실험 데이터로 삼았다. 두 제품 도메인을 대상으로 한 소수상품평 검색실험 결과, 도메인에 특화된 감성사전을 이용한 소수상품평 검색이 일반 감성사전을 이용한 경우보다 조금 더 나은 성능을 보였으나, 성능의 차이는 그리 크지 않았다. 또 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 성능이 특정 정도일 때, 소수상품평 검색성능이 어느 정도가 되는지에 대한 이론값에 대해서도 검토한다.

이후 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2절에서는 감성사전을 이용한 개별 상품평의 감성분류와 분류성능 향상을 위한 감성사전의 도메인 특화에 대해 기존 연구[4]를 들어 소개한다. 그리고 3절에서는 본 논문이 제안하는 비대칭도를 이용한 소수상품평 검색방법에 대해 서술하고, 4절에서는 스마트폰과 영화 상품평을 대상으로 소수상품평 검색성능 평가실험을 실시한 결과를 보고한다. 5절에서는 소수상품평 검색의 이론적인 성능에 대해 논의하고, 마지막으로 6절에서는 결론과 향후과제에 대해 정리한다.

## 2. 감성사전을 이용한 감성분류

본 논문에서는 소수상품평을 검색하기 위해 [4]에서 제시된 감성 자동분류 방법을 이용하여 우선 상품평 집합 속 개별 상품평의 긍정/부정을 자동분류한다.

### 2.1 상품평의 감성값 계산

감성사전은 다양한 단어에 대해 감성값을 정의한 사전인데, 이를 이용하여 개별 상품평의 감성값을 계산할 수 있다. [4]에서는 주어진 상품평의 감성값(Review Sentiment Score)을 Equation (1)과 같이 계산하고 있는데,  $w_i$ 는 상품평 속의 단어를 가리키며,  $D(w_i)$ 는 감성사전 D로부터 얻는  $w_i$ 에 대한 감성값이다.  $n$ 은 상품평을 구성하는 단어들 중 감성사전에 수록된 단어와 일치하는 단어의 개수이다. 결국 주어진 상품평의 감성값은 상품평 속 단어들의 감성값을 감성사전에서 구한 다음, 그 감성값들의 평균을 계산하여 구할 수 있다.

$$ReviewSentimentScore(D) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D(w_i) \quad (1)$$

개별 상품평의 감성값을 구한 후, 긍정/부정의 분류는 임계값을 기준으로 이루어진다. 만약 상품평의 감성값이 임계값보다 크거나 같을 경우, 상품평은 긍정 상품평(positive review)으로 분류되고, 그렇지 않을 경우에는 부정 상품평(negative review)으로 분류된다. 긍정/부정 분류를 위한 임계값은 감성사전별로 긍정/부정 레이블이 주어진 학습 데이터의 상품평을 이용하여 설정한다.

### 2.2 감성사전의 도메인 특화

현재 다양한 영어 감성사전이 전자파일의 형태로 인터넷 상에 공개되어 있다. 본 논문에서는 [4]에서 제안하는 방법으로 인터넷에 공개돼있는 감성사전을 대상제품 도메인에 맞게 자동수정하는데, 이를 위해 긍정/부정 레이블이 달린 상품평(학습 데이터)을 이용하여, 감성사전 수록어를 선별적으로 삭제하거나, 수록어의 감성값의 극성을 전환한다. 이러한 수정 과정을 거치는 이유는 감성사전이 있는 그대로의 상태로는 도메인에 특화된 감성값을 가지지 못하기 때문이다.

이후 4절에서 서술할 소수상품평 검색성능 평가실험에서는 도메인 특화 이전의 감성사전과 도메인 특화 이후의 감성사전의 소수상품평 검색성능을 비교한다.

## 3. 비대칭도를 이용한 소수상품평 검색

확률분포의 비대칭의 정도를 나타내는 통계량을 편도, 왜도 또는 비대칭도(skewness 또는 skew)라고 하는데, 본 논문에서는 이를 비대칭도라 부르고, 이 비대칭도를 긍정/부정 상품평에 적용하여 소수상품평 검색에 활용한다. 비대칭도는 일반적으로 Equation (2)와 같이 평균에 대한 2차 모멘트( $m_2$ )와 3차 모멘트( $m_3$ )를 이용하여 계산할 수 있다[5]. 여기서  $n$ 은 모집단의 크기를 나타낸다.

$$skewness = \frac{m_3}{m_2^{3/2}} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})^3}{\left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (2)$$

본 논문이 제안하는 소수상품평 검색에서는 Equation (2)의 분모를 표본표준편차( $s$ )의 세 제곱( $s^3$ )으로 대체하여, Equation (3)과 같이 표본에 대한 비대칭도의 절댓값을 계산한다. Equation (3)에서  $n$ 은 주어진 상품평 집합 속의 총 상품평 개수,  $x_i$ 는 개별 상품평의 수치화된 긍정/부정값,  $\bar{x}$ 는 상품평 집합 속 긍정/부정값의 표본평균,  $m_3$ 은 표본의 3차 중심모멘트, 그리고  $s$ 는 상품평 집합 속 긍정/부정값의 표본표준편차를 나타낸다.

$$|skewness| = \left| \frac{m_3}{s^3} \right| = \left| \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})^3}{\left( \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \right| \quad (3)$$

Equation (3)을 긍정/부정 상품평 집합에 적용하기 위하여 본 논문에서는 구체적으로 긍정 상품평을 5로, 부정 상품평을 1로 수치화하여 비대칭도를 계산한다. 예컨대 특정 제품에 대한 총 상품평 개수가 8건이고 이 중 긍정 상품평의 개수가 6건, 부정 상품평의 개수가 2건일 때, 비대칭도의 절댓값은  $\bar{x}$ ,  $m_3$ ,  $s^3$ 를 아래와 같이 각각 계산하여 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{1}{8} \times (5+5+5+5+5+5+1+1) = 4 \\ m_3 &= \frac{1}{8} \times ((5-4)^3 \times 6 + (1-4)^3 \times 2) \\ &= \frac{1}{8} \times (1 \times 6 - 27 \times 2) = \frac{-48}{8} = -6 \\ s^3 &= \left( \frac{1}{8-1} \times ((5-4)^2 \times 6 + (1-4)^2 \times 2) \right)^{3/2} \\ &= \left( \frac{1}{7} (1 \times 6 + 9 \times 2) \right)^{3/2} = \left( \frac{24}{7} \right)^{3/2} = 6.348 \\ |skewness| &= \left| \frac{m_3}{s^3} \right| = \left| \frac{-6}{6.348} \right| = 0.945 \end{aligned}$$

Table 2. All possible positive/negative unordered review composition within a given review set and their corresponding absolute skewness

# of Reviews	Skewness	Positive (P) & Negative (N) Review Composition
six	1.361	[N,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,P]
	0.538	[N,N,P,P,P,P], [N,N,N,N,P,P]
	0.000	[P,P,P,P,P,P], [N,N,N,P,P,P], [N,N,N,N,N,N]
seven	1.620	[N,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,P]
	0.753	[N,N,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,P,P]
	0.229	[N,N,N,P,P,P], [N,N,N,N,P,P,P]
	0.000	[P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N]
eight	1.856	[N,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,P]
	0.945	[N,N,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,P,P]
	0.423	[N,N,N,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,P,P,P]
	0.000	[P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N]
nine	2.074	[N,P,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,N,P]
	1.120	[N,N,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,P,P]
	0.593	[N,N,N,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,P,P,P]
	0.187	[N,N,N,N,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,P,P,P,P]
	0.000	[P,P,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,N,N]
ten	2.277	[N,P,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,N,P]
	1.281	[N,N,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,N,P,P]
	0.745	[N,N,N,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,P,P,P]
	0.349	[N,N,N,N,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,P,P,P,P]
	0.000	[P,P,P,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,P,P,P,P,P], [N,N,N,N,N,N,N,N,N]

비대칭도의 절댓값을 구하면, 이 절댓값을 특정 임계값과 비교하여 절댓값이 임계값보다 클 때, 해당 상품평의 집합이 소수 의견을 포함하는 것으로 한다. 일반적으로 비대칭도의 절댓값이 1보다 클 때에는 주어진 분포를 “매우 비대칭”이라 해석하고, 절댓값이 0.5와 1 사이일 때에는 “중간 정도의 비대칭”이라 해석하고, 0과 0.5 사이일 때에는 “거의 대칭”이라 해석한다[6].

그렇다면 주어진 상품평 집합 속 긍정/부정 상품평이 어떻게 구성되어있을 때 비대칭도는 1 또는 0.5보다 큰 값을 가질까? Table 2는 하나의 상품평 집합 속의 전체 상품평 건수가 6건에서 10건까지의 경우에 대하여, 가능한 모든 긍정(P)/부정(N) 상품평 구성을 나열한 결과이다. Table 2에서 ‘P’는 긍정 상품평을, ‘N’은 부정 상품평을 가리키며, 각 상품평 집합 내의 ‘P’와 ‘N’의 순서는 고려하지 않는다.

주의할 점은 상품평 집합 속 긍정/부정 상품평이 정확히 반반일 경우에도 비대칭도가 0의 값을 가진다는 점이다. 즉, 상품평의 긍정/부정 분포가 긍정 일변도 또는 부정 일변도일 경우 말고도, 긍정/부정의 분포가 같을 경우(50%/50%)에 비대칭도는 0의 값을 갖는다. 본 논문은 소수상품평 검색에 초점을 맞추고 있으므로, 비대칭도가 0에 가까운 경우의 검색에 대해서는 고려하지 않는다. 이후 소수상품평 검색성능 평가실험은 주어진 상품평 집합에 대하여 긍정/부정 비대칭

도의 절댓값을 구한 후, 그 값이 0.5보다 큰 경우와 1보다 큰 경우의 두 경우로 나누어 실시한다.

#### 4. 실험 및 결과

##### 4.1 데이터

소수상품평의 검색성능을 평가하기 위해, 본 논문에서는 전자상거래 사이트인 아마존닷컴에서 스마트폰 영문 온라인 상품평 총 1만 2,480건과 영화 영문 온라인 상품평 총 2만 4,850건을 테스트 데이터로 수집했다. 테스트 데이터와는 별도로 도메인에 특화된 감성사전을 만들기 위해 추가로 스마트폰과 영화 상품평을 각각 5,220건과 1만 2,030건 수집하여 학습 데이터로 사용하였다. 검색성능 평가실험에 이용한 스마트폰과 영화 영문 상품평의 전체 구성을 Table 3에 제시한다.

Table 3. Number of positive and negative smartphone and movie reviews used as test & training data

Smartphone Reviews			
Dataset	Positive	Negative	Total
Test	9,116	3,364	12,480
Train	3,580	1,640	5,220

Movie Reviews			
Dataset	Positive	Negative	Total
Test	21,084	3,766	24,850
Train	10,785	1,245	12,030

\* Training data are used for revising the sentiment dictionaries.

개별 상품평은 저마다 1에서 5까지의 별점을 가지고 있는데, 별점 5개 또는 4개의 상품평을 긍정 상품평(positive 또는 P), 별점 1개 또는 2개의 상품평을 부정 상품평(negative 또는 N)으로 정의하여 수집했다. 별점 3개를 가진 상품평은 긍정 또는 부정으로 분류할 수 없기 때문에 수집대상에서 제외했다.

소수상품평을 검색하기 위해서는 특정 대상제품에 대한 상품평의 집합, 즉 같은 대상제품에 대한 여러 개의 상품평을 확보해야 하는데, Table 4에서는 스마트폰과 영화 상품평에 대한 상품평 집합(review set)의 개수를 제시한다. 본 평가실험에서는 제품별로 적게는 6건, 많게는 10건의 상품평이 하나의 상품평 집합을 구성하는 것으로 테스트 데이터를 구성하였다.

Table 4. Number of differently-sized smartphone and movie review sets

Smartphone Review Sets						
# of Reviews in a Set	Six	Seven	Eight	Nine	Ten	Total
1< skew	50	50	90	200	150	540
0.5< skew ≤1	60	40	70	80	50	300
Not Skewed	60	90	170	160	160	640
Total	170	180	330	440	360	1,480

Movie Review Sets						
# of Reviews in a Set	Six	Seven	Eight	Nine	Ten	Total
$1 <  skew $	40	90	140	360	320	950
$0.5 <  skew  \leq 1$	50	60	90	70	70	340
Not Skewed	80	150	210	560	540	1,540
<b>Total</b>	170	300	440	990	930	2,830

Table 4의 첫 번째 열에서 정의하는 바와 같이, 각 상품평 집합은 긍정/부정의 비대칭도가 1보다 크거나( $1 < |skew|$ ), 0.5와 1 사이이거나( $0.5 < |skew| \leq 1$ ), 비대칭이 아닌(Not Skewed) 분포를 가진다. 하나의 상품평 집합은 동일한 아마존 표준 식별번호(Amazon Standard Identification Numbers: ASIN)를 가지는 제품을 평가한 여러 개의 상품평으로 구성되므로, Table 4의 스마트폰과 영화 상품평 집합의 합계(각각 1,480개와 2,830개)는 결국 스마트폰과 영화의 구체적인 제품의 개수(즉, 구체적인 스마트폰 모델 또는 영화 상영작)를 나타낸다. 따라서 본 논문에서 실시하는 소수상품평 검색실험은, 스마트폰을 예로 들 경우, 1,480개의 스마트폰 제품 중 긍정/부정 상품평의 비대칭도가 1보다 큰 540개의 제품을 발견하는 것을 목표로 한다든지(비대칭도가 1보다 큰 경우를 소수상품평으로 정의하는 경우), 1,480개의 스마트폰 제품 중 비대칭도가 0.5보다 큰 840개의 제품을 발견하는 것(비대칭도가 0.5보다 큰 경우를 소수상품평으로 정의하는 경우,  $840 = 540+300$ )을 목표로 한다.

소수상품평 집합 속에서 실제로 소수 긍정(minority positive)이나 소수 부정(minority negative)이 차지하는 비율은 얼마나 될까. 여기에서 소수 긍정은 다수의 부정적인 상품평 속에서 소수의 긍정적인 상품평이 존재하는 경우를 가리키고, 소수 부정은 다수의 긍정적인 상품평 속에서 소수의 부정적인 상품평이 존재하는 경우를 가리킨다. Table 5에 비대칭도의 임계값에 따른 소수 긍정과 소수 부정 상품평 집합의 개수와 전체 집합에 대한 비율을 제시한다. 스마트폰과 영화 상품평의 두 경우 모두 소수 부정이 훨씬 더 많음을 알 수 있다. 즉, 주어진 제품에 대하여 많은 사람들이 긍정적인 평가를 내리고 있는 가운데 일부 사람들이 부정적인 평가를 내리고 있는 경우가 훨씬 더 많다.

Table 5. Number of review sets containing minority positive / minority negative reviews

Product	Minority Type	$0.5 <  skew  \leq 1$	$1 <  skew $
Smart-phone	Minority Positive	72 (4.9%)	52 (3.5%)
	Minority Negative	228 (15.4%)	488 (33.0%)
	Minority Total	300 (300/1480=20.3%)	540 (540/1480=36.5%)
Movie	Minority Positive	75 (2.7%)	104 (3.7%)
	Minority Negative	265 (9.3%)	846 (29.9%)
	Minority Total	340 (340/2830=12.0%)	950 (950/2830=33.6%)

#### 4.2 감성사전

본 실험에서는 모두 10개의 감성사전을 후보사전으로 준비하고, 2.2절에서 설명한 도메인 특화 과정을 거치지 않은 미수정(original) 감성사전을 이용하여 긍정/부정 상품평 자동분류의 기준성능을 측정하고, 도메인 특화 감성사전을 이용하여 향상된 자동분류 성능을 측정했다. 후보 감성사전으로는 AFINN[7], ANEW[8], General Inquirer[9], Micro-WNOp[10], Opinion Lexicon[11], SenticNet[12], SentiSense[13], SentiWordNet[14], Subjectivity Lexicon[15], WordNet-Affect[16]의 10개의 감성사전을 이용했다. 먼저 10개의 미수정 감성사전으로 스마트폰과 영화 상품평 각각에 대하여 감성분류를 실시하고, 이 중 가장 높은 분류성능을 보인 SentiWordNet(줄여서 SWN)과 Opinion Lexicon(줄여서 OPL)을 각각 스마트폰과 영화 상품평의 기준(미수정) 감성사전으로 선택했다. 한편, 도메인 특화 과정을 거친 수정된(revised) 감성사전의 경우, 10개의 후보 감성사전을 모두 통합하여 도메인 특화를 거친 통합사전(이를 Merged Dictionary라 부르고, 줄여서 MRG로 표기)이 스마트폰 상품평에 대하여 가장 높은 자동분류 성능을 보였고, 영화 상품평의 경우에는, 도메인 특화된 Subjectivity Lexicon(줄여서 SBL)이 가장 높은 성능을 보였다. Table 6에 미수정 감성사전(Original: SWN & OPL)과 도메인 특화 감성사전(Revised: MRG & SBL)의 감성분류 성능을 비교한다. 감성분류 평가척도로는, 긍정 상품평의 분류 정확도(Recall<sub>POSITIVE</sub>), 부정 상품평의 분류 정확도(Recall<sub>NEGATIVE</sub>), 긍정/부정 상품평의 균형정확도(Balanced Accuracy)를 이용했다.

Table 6. Positive, negative, and balanced sentiment classification accuracy of individual reviews

Product (# Total Reviews)	Dictionary		Recall POSITIVE	Recall NEGATIVE	Balanced Accuracy
	Smart-phone (12,480)	Original	SWN	78.2%	75.8%
Revised		MRG	83.3%	87.2%	85.3%
Movie (24,850)	Original	OPL	76.4%	65.2%	70.8%
	Revised	SBL	84.4%	73.1%	78.8%

Table 6에서 보는 바와 같이 도메인 특화 감성사전이 미수정 감성사전보다 더 높은 감성분류 성능을 가진다. 개별 상품평의 감성분류에서의 이러한 성능의 차이가 소수상품평 검색성능에 어떤 영향을 주는지를 4.4절에서 살펴본다.

#### 4.3 소수상품평 검색 평가척도

본 소수상품평 검색실험에서는 그 성능을 정밀도(Precision), 재현율(Recall), F1점수(F1-measure)[17]와 정확도(Accuracy<sub>All</sub>, Accuracy<sub>MinorityOnly</sub>)로 평가한다. 각각의 척도를 Equation (4)~(8)로 정리한다. Equation (4)와 Equation (5)에서 Minority Set은 테스트 데이터의 상품평 집합 중에 실제로 비대칭도의 절댓값이 0.5보다 크거나 1보다 큰 소수상품평 집합을 가리키고, Retrieved Set은 먼저 상품평 집합 속 개

별 상품평을 미수정 감성사진 또는 도메인 특화 감성사진을 가지고 자동분류한 뒤, 그 긍정/부정 결과값을 가지고 비대칭도를 계산하여 두 경우의 임계값(0.5와 1)과 비교하여 소수상품평 여부를 판단한 결과를 가리킨다.

$$\text{Precision} = \frac{| \{ \text{MinoritySet} \} \cap \{ \text{RetrievedSet} \} |}{| \{ \text{RetrievedSet} \} |} \quad (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{| \{ \text{MinoritySet} \} \cap \{ \text{RetrievedSet} \} |}{| \{ \text{MinoritySet} \} |} \quad (5)$$

$$\text{F1-measure} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

$$\text{Accuracy}_{\text{All}} = \frac{\text{Correct}_{\text{MinoritySet}} + \text{Correct}_{\neg \text{MinoritySet}}}{\text{AllReviewSet}} \quad (7)$$

$$\text{Accuracy}_{\text{MinorityOnly}} = \frac{\text{Correct}_{\text{MinoritySet}}}{\text{AllMinorityReviewSet}} \quad (8)$$

Equation (7)에서 All Review Set은 테스트 데이터의 모든 상품평 집합의 개수를 가리키고, Correct<sub>MinoritySet</sub>은 테스트 데이터의 소수상품평 집합 중에 올바르게 소수상품평 집합으로 분류된 집합의 개수를 가리키며, Correct<sub>¬MinoritySet</sub>은 테스트 데이터의 다수상품평 집합(소수상품평 집합이 아닌 집합) 중에 올바르게 다수상품평 집합으로 분류된 집합의 개수를 가리킨다. 또 Equation (8)에서 All Minority Review Set은 테스트 데이터의 모든 소수상품평 집합의 개수를 가리킨다.

본 실험에서는 소수상품평 검색성능을 엄격한(strict) 평가와 관대한(lenient) 평가의 두 경우로 나누어 평가한다. 여기서 엄격한 평가는 소수상품평 집합을 검색한 후, 해당 집합 속의 개별 상품평 중 소수상품평까지 모두 검색하는(알아맞히는) 경우를 정답으로 하고, 관대한 평가는 소수상품평 집합만을 검색하는 것을 정답으로 한다. 예를 들어 어떤 상품평 집합의 실제 구성이 [N, P, P, P, P, P]로 되어있으면, 엄격한 평가의 경우, 해당 집합을 소수상품평으로 검색한 후, 이 집합 속에서 N으로 분류된 소수상품평까지 검색하는 경우([N, P, P, P, P, P]로 순서까지 맞힘)를 정답으로 간주한다. 결국 엄격한 평가는 일단 다양한 상품평 집합들 속에서 소수상품평을 포함하는 집합들을 검색한 후에, 한발 더 나아가 개별 집합 속의 개별 소수상품평까지 추가로 선별해 낼 수 있어야 한다.

이에 비해 관대한 평가는, 다양한 상품평 집합들 속에서 소수상품평이 존재하는 집합만 검색하면 되기 때문에, 개별 상품평의 긍정/부정 분류가 설령 틀리더라도 상품평 집합의 긍정/부정 비대칭도의 조건만 맞으면 된다. 예컨대 실제 집합이 [N, P, P, P, P, P]일 때, 긍정/부정 자동분류 중 일부 오분류가 있는 [P, N, P, P, P, P]나 [P, P, P, P, P, N]도 비대칭도가 동일하기 때문에 소수상품평 집합으로 검색된다. 본 실험에서는 소수상품평이 포함되었음을 판단하는 기준을 ‘비대칭도가 0.5보다 큰가(0.5<|Skewness|)’와 ‘비대칭도가 1보다 큰가(1<|Skewness|)’로 나누어 평가한다.

#### 4.4 실험결과

소수상품평 검색성능을 정밀도, 재현율, F1점수로 각각 엄격하게(strict) 또는 관대하게(lenient) 평가한 결과를 Table 7과 Table 8에 각각 정리한다.

Table 7의 엄격한 평가의 경우, 스마트폰과 영화의 두 비대칭도 정의에 대하여 미수정 감성사진(SWN&OPL)을 이용했을 때의 4개의 F1점수의 평균은 11.4%였다. 한편, Table 7에서 도메인 특화된 감성사진(MRG&SBL)을 이용했을 때의 평균 F1점수는 19.8%였다. Table 8의 관대한 평가에서는, 미수정 사진과 도메인 특화 사진의 평균 F1점수가 각각 48.9%와 53.8%였다. 두 표 모두에서 도메인 특화된 감성사진을 이용한 경우가 미수정 감성사진을 이용한 경우보다 소수상품평 검색에서 더 좋은 성능을 나타냄을 확인할 수 있다. 미수정 사진과 수정 사진의 평균 F1점수의 차이는 엄격한 평가의 경우 8.4%였고, 관대한 평가의 경우 4.9%였다.

Table 7. Precision, recall, and F1-measure of strict minority review retrieval

Product	Dictionary	0.5 <  Skewness			1.0 <  Skewness		
		Precision	Recall	F1-measure	Precision	Recall	F1-measure
Smart-phone	SWN	13.2%	13.0%	13.1%	15.5%	11.9%	13.4%
	MRG	23.3%	25.1%	24.2%	26.4%	23.0%	24.6%
Movie	OPL	7.9%	10.4%	9.0%	9.5%	10.9%	10.2%
	SBL	12.8%	16.7%	14.5%	14.4%	17.9%	15.9%

Table 8. Precision, recall, and F1-measure of lenient minority review retrieval

Product	Dictionary	0.5 <  Skewness			1.0 <  Skewness		
		Precision	Recall	F1-measure	Precision	Recall	F1-measure
Smart-phone	SWN	62.7%	61.7%	62.2%	48.5%	37.0%	42.0%
	MRG	64.6%	69.5%	67.0%	52.2%	45.4%	48.6%
Movie	OPL	47.1%	61.6%	53.4%	35.6%	40.8%	38.0%
	SBL	51.2%	66.7%	57.9%	37.4%	46.6%	41.5%

한편, 정확도를 이용하여 소수상품평 검색성능을 평가한 결과를 Table 9(엄격한 평가)와 Table 10(관대한 평가)에 나눠 정리한다. 두 표에서 ‘All’은 모든 상품평 집합에서 소수상품평 집합과 그렇지 않은 집합을 맞게 분류한 경우의 정확도를, ‘Minority Only’는 소수상품평 집합 중에서 소수상품평 집합을 맞게 분류한 정확도를 가리킨다. Table 9의 엄격한 평가에서 미수정 사진(SWN&OPL)을 이용한 평균 정확도는 39.1%(All) 및 11.6%(Minority Only), 도메인 특화 사진을 이용한 경우의 평균 정확도는 42.7%(All) 및 21.2%(Minority Only)였다. Table 10의 관대한 평가에서 미수정 사진과 도메인 특화 사진의 평균 정확도는 각각 56.6%(All) 및 50.3%(Minority Only)와 59.7%(All) 및 59%(Minority Only)였다. 엄격한 평가와 관대한 평가에서 미수정 사진과 수정 사진의 평균 정확도의 차이는 각각 3.6%(All) 및 9.6%(Minority Only)와 3.1%(All) 및 8.7%(Minority Only)였다.

Table 9. Minority review classification accuracy: Strict version

Product	Dictionary	0.5 <  Skewness		1.0 <  Skewness	
		All	Minority Only	All	Minority Only
Smart-phone	SWN	29.8%	13.0%	53.5%	11.9%
	MRG	35.9%	25.1%	56.8%	23.0%
Movie	OPL	27.6%	10.4%	45.3%	10.9%
	SBL	31.2%	17.8%	46.8%	18.9%

Table 10. Minority review classification accuracy: Lenient version

Product	Dictionary	0.5 <  Skewness		1.0 <  Skewness	
		All	Minority Only	All	Minority Only
Smart-phone	SWN	57.4%	61.7%	62.7%	37.0%
	MRG	61.1%	69.5%	64.9%	45.4%
Movie	OPL	51.0%	61.6%	55.3%	40.8%
	SBL	55.1%	70.2%	57.5%	50.9%

4.5 제안방법 구현 시 고려사항

제안방법을 실세계 시스템으로 구현할 때에 한 가지 고려해야 할 사항은 상품평 집합이 클 때의 계산량이다. 예컨대 주어진 상품평 집합의 상품평이 총 1만 건일 때, 비대칭도의 절댓값을 계산하려면 개별 상품평 1만 건에 대한 감성분류 결과를 Equation (3)에 일일이 대입하여 계산해야 한다. 그러나 제안하는 기법에서는 비대칭도의 계산에 쓰이는 상품평의 감성값이 1 또는 5의 값만을 가지도록 제한되어있기 때문에, 비대칭도의 절댓값은 주어진 상품평 집합 속 상품평의 개수가 k이고, 소수상품평의 개수가 a일 때, Equation (9)와 같이 구할 수 있다.

$$|skewness| = \left| \sqrt{\frac{k(k-1)}{a(k-a)}} \times \frac{(k-2a)(k-1)}{k^2} \right| \quad (9)$$

(단, a = 0 또는 a = k 일 때는 |skewness| = 0)

만약 다양한 a와 k의 조합에 대하여 Equation (9)를 이용하여 비대칭도의 절댓값을 미리 계산해둔다면, 실세계 시스템 작동 시 해당값을 그때그때 계산할 필요 없이, lookup table을 참조하는 것으로 계산량을 줄일 수 있다.

5. 이론적인 검색성능

4.4절의 실험 결과에서 보듯이 소수상품평 검색성능은 관대한 평가로 측정된 경우에도 평균 F1점수와 평균 정확도가 모두 60%를 넘지 못한다. 이는 스마트폰과 영화 두 제품에서의 미수정 감성사건의 긍정/부정 자동분류 평균 균형정확도가 73.9%, 도메인 특화 감성사건의 평균 균형정확도가 82.1%일 때의 결과이다(Table 6 참조). 소수상품평의 검색성능은 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 성능에 좌우되므로, 개별 상품평의 자동분류 성능의 향상이 필요한데, 개별 상품평의 자동분

류 성능을 어느 정도까지 끌어올려야 소수상품평 검색성능을 목표로 하는 성능까지 향상시킬 수 있을지를 검토한다.

Equation (10)은 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 성능이 p이고, 상품평 집합 속 개별 상품평의 개수가 k건일 때, 엄격하게 평가한 이론적인 소수상품평 검색성능이다.

$$\text{Prob(StrictCorrect)} = p^k \quad (10)$$

예컨대 도메인 특화 감성사건을 이용한 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 평균 균형정확도가 82.1%이고, 각 상품평 집합 속 개별 상품평의 개수가 7건(k=7)일 때, Equation (10)의 값을 계산하면 25.1%(0.821<sup>7</sup>)이다. 도메인 특화 사건을 이용한 스마트폰과 영화 두 제품의 엄격한 평가실험(0.5<|Skewness|)에서 상품평 집합 속 개별 상품평의 개수가 7건인 경우만을 골라 검색성능을 계산한 결과 24.2%로 이론적인 성능과 비슷함을 확인할 수 있었다.

한편, 관대한 소수상품평 검색성능의 이론값의 경우, 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 성능이 p, 상품평 집합 속 전체 상품평의 개수가 k건, 소수상품평 개수가 1건일 때, Equation (11)로 구할 수 있다.

$$\text{Prob(LenientCorrect)} = p^k + (1-p)^k + (k-1) \times \{p^{(k-2)} \times (1-p)^2 + (1-p)^{(k-2)} \times p^2\} \quad (11)$$

예컨대 도메인 특화 감성사건을 이용한 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 성능이 82.1%이고, 상품평 집합 속 개별 상품평의 개수가 7건이며, 소수상품평 개수가 1건일 때, 이론적인 성능을 Equation (11)로 계산하면 32.4%이다. 도메인 특화 사건을 이용한 두 제품에 대한 관대한 평가실험에서 상품평 집합 속 개별 상품평의 개수가 7건이고, 소수상품평 개수가 1건인 경우만을 골라 관대한 소수상품평 검색성능을 계산한 결과 37.1%였고, 이론적인 검색성능과 비슷함을 확인했다. 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류 성능이 p이고, 상품평 집합 속 전체 상품평의 개수가 7건(k=7)이며, 소수상품평 개수가 1건(a=1)일 때의 엄격하고 관대한 소수상품평 검색의 이론적인 성능을 Fig. 2에 제시한다.

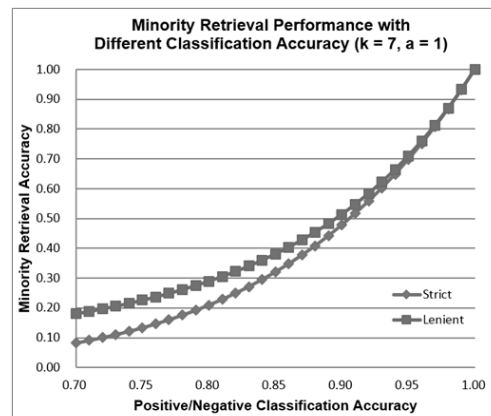


Fig 2. Theoretical performance of minority review retrieval: Strict vs. lenient(k=7, a=1)

## 6. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 상품평 집합 속의 긍정/부정 상품평의 비대칭도를 이용하여 소수상품평을 포함하는 상품평 집합을 검색하는 문제를 다루었다. 이를 위해 스마트폰과 영화를 평가한 영문 상품평을 수집하여 소수상품평 집합 검색실험을 실시하고 그 성능을 확인했다. 실험을 통해 소수상품평 집합 여부만을 확인하는 관대한 소수상품평 검색의 경우, 비대칭도의 임계값이 낮아지면서(1에서 0.5) 소수상품평의 개수가 더 많아질수록 Minority Only의 검색성능이 더 높게 나타나는 것을 알 수 있었다. 이러한 결과에 대해 해석하자면, 비대칭도의 임계값이 낮을수록(1보다 0.5) 소수상품평으로 정의되는 상품평의 개수가 더 많아지면서 개별 상품평의 긍정/부정 자동분류가 잘못 분류되더라도 비대칭도가 일치하는 경우가 확률적으로 더 높아지기 때문이다. 예컨대 전체 상품평의 개수가 10건일 때,  $1 < |Skewness|$ 인 경우는 소수상품평의 개수가 2건 이하이고,  $0.5 < |Skewness|$ 인 경우는 3건 이하이기 때문에 (Table 2 참조), 소수상품평 개수가 2건일 때보다는 3건일 때에 소수상품평 집합으로 검색될 확률이 더 높아진다. 앞으로 우리는 상품평 집합의 크기가 일정 규모로 주어졌을 때 비대칭도를 얼마나 설정하는 것이 적절할지와 주어진 상품평 집합이 전체 의견을 망라하는지(comprehensiveness)의 여부를 어떻게 확인할지에 대해 연구해나갈 계획이다.

## References

[1] S. M. Mudambi, D. Schuff, "What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com," *MIS Quarterly*, Vol.34, No.1, pp.185-200, 2010.

[2] Z. Zhang, B. Varadarajan, "Utility scoring of product reviews," in *Proceedings of the 15th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, New York, pp. 51-57, 2006.

[3] B. Pang, L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," *Foundations and Trends in Information Retrieval*, Vol.2, No.1-2, pp.1-135, 2008.

[4] H. Cho, S. Kim, J. Lee, and J.-S. Lee, "Data-driven integration of multiple sentiment dictionaries for lexicon-based sentiment classification of product reviews," *Knowledge-Based Systems*, Vol.71, pp.61-71, 2014.

[5] D. P. Doane, L. E. Seward, "Measuring skewness: A forgotten statistic?," *Journal of Statistics Education*, Vol.19, No.2, pp.1-18, 2011. (See p.6, equation [1a].)

[6] M. G. Bulmer, *Principles of Statistics*, Dover, 1979.

[7] F. Å. Nielsen, "A new ANEW: Evaluation of a word list for sentiment analysis in microblogs," in *Proceedings of ESWC Workshop Making Sense of Microposts*, 2011.

[8] M. Bradley, P. Lang, "Affective Norms for English Words (ANEW): Instruction manual and affective ratings," Technical Report C-1, The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida, 1999.

[9] P. J. Stone, E. B. Hunt, "A computer approach to content analysis: Studies using the General Inquirer system," in

*Proceedings of Spring Joint Computer Conference of American Federation of Information Processing Societies*, 1963.

[10] S. Cerini, V. Compagnoni, A. Demontis, M. Formentelli, and C. Gandini, "Micro-WNOp: a gold standard for the evaluation of automatically compiled lexical resources for opinion mining," in *Language Resources and Linguistic Theory*, Franco Angeli, pp.200-210, 2007.

[11] M. Hu, B. Liu, "Mining and summarizing customer reviews," in *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2004, pp.168-177.

[12] E. Cambria, C. Havasi, and A. Hussain, "SenticNet 2: A semantic and affective resource for opinion mining and sentiment analysis," in *Proceedings of the International Conference on Florida Artificial Intelligence Research Society*, pp.202-207, 2012.

[13] J. C. de Albornoz, L. Plaza, and P. Gervas, "SentiSense: Aneasily scalable concept-based affective lexicon for sentiment analysis," in *Proceedings of the 8th International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp.3562-3567, 2012.

[14] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, "SentiWordNet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining," in *Proceedings of the 7th International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp.2200-2204, 2010.

[15] E. Riloff, J. Wiebe, "Learning extraction patterns for subjective expressions," in *Proceedings of the 2003 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp.105-112, 2003.

[16] C. Strapparava, A. Valitutti, "WordNet-Affect: An affective extension of WordNet," in *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation*, pp.1083-1086, 2004.

[17] C. D. Manning, P. Raghavan, and H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*, Cambridge University Press, 2008.



### 조희련

e-mail : heeryon@chungbuk.ac.kr  
 2009년 일본 고토대학 정보학(박사)  
 2011년~2014년 연세대학교 글로벌융합  
 기술원 책임연구원  
 현재 충북대학교 경영정보학과  
 BK21플러스 사업팀 연구교수

관심분야: 오피니언 마이닝, 시맨틱 웹, 異文化 협력



### 이종석

e-mail : jong-seok.lee@yonsei.ac.kr  
 2006년 KAIST 전기전자공학(박사)  
 2008년~2011년 스위스 로잔연방공과  
 대학교 연구원  
 현재 연세대학교 글로벌융합공학부  
 조교수

관심분야: 영상처리, 기계학습