

# 온라인 브랜드 커뮤니티 내 부정적 감정들이 기업 혁신을 위한 고객 기여에 미치는 영향

## The Influence of Negative Emotions on Customer Contribution to Organizational Innovation in an Online Brand Community

정수연<sup>1</sup>                      이한준\*                      서용무<sup>1</sup>  
Suyeon Jung                Hanjun Lee                Yongmoo Suh

### 요약

최근 많은 기업들이 도입하는 온라인 브랜드 커뮤니티는 기업 혁신에 도움이 될 고객의 의견을 수집하는 데 유용하게 활용되고 있다. 본 논문은 온라인 브랜드 커뮤니티에 게시되는 다양한 의견들 중 부정적 감정을 담고 있는 고객의견이 기업 혁신에 기여하는 데 미치는 영향력을 분석하였다. 이를 위해 먼저 부정적 감정을 Fear, Anger, Shame, Sadness, Frustration의 총 다섯 가지 세분화된 감정으로 분류하고 WordNet과 SentiWordNet을 기반으로 부정적 감정에 대한 감정 어휘군을 구축하였다. 실험을 위해 본 연구에서는 스타벅스의 브랜드 커뮤니티인 MyStarbucksIdea.com에서 81,534건의 고객의견을 수집하였으며 부정적 감정 어휘군을 활용하여 각 고객의견 내 부정적 감정 정보를 추출하였다. 부정적 감정의 유무, 빈도, 강도의 세 가지 측면에 따른 기업 혁신에 대한 영향력을 분석한 결과, 부정적 감정이 담긴 고객의견이 기업 혁신에 유의미한 영향력을 미치는 것으로 나타났으며 부정적 감정 중, Frustration과 Sadness의 감정이 기업 혁신에 긍정적인 영향을 가지고 있음을 확인할 수 있었다.

주제어 : 브랜드 커뮤니티, 감정 분석, 개방형 혁신, 부정적 감정, 고객 기여

### ABSTRACT

In recent years, online brand communities, whereby firms and customers interact freely, are emerging trend, because customers' opinions collected in these communities can help firms to achieve their innovation effectively. In this study, we examined whether customer opinions containing negative emotions have influence on their adoption for organizational innovation. To that end, we firstly classified negative emotions into five categories of detailed negative emotions such as Fear, Anger, Shame, Sadness, and Frustration. Then, we developed a lexicon for each category of negative emotions, using WordNet and SentiWordNet. From 81,534 customer opinions collected from MyStarbucksIdea.com which is Starbucks' brand community, we extracted terms that belong to each lexicon. We conducted an experiment to examine whether the existence, frequency and strength of terms with negative emotions in each category affect the adoption of customer opinions for organizational innovation. In the experiment, we statistically verified that there is a positive relationship between customer ideas containing negative emotions and their adoption for innovation. Especially, Frustration and Sadness out of the five emotions are significantly influential to organizational innovation.

☞ keyword : brand community, sentiment analysis, open innovation, negative emotion, customer contribution

## 1. 서론

인터넷은 이미 오래 전부터 정보전달을 위한 가장 유용한 도구로 활용되고 있다. 웹 2.0의 도입으로 인해 인터넷은 점차 정보 전달 뿐 아니라 사용자들의 감정이 확산되는 통로 역할을 하고 있다. 이는 소셜네트워크, 블로그,

웹포럼 등의 다양한 e-커뮤니티의 등장에 따른 영향으로서, e-커뮤니티 사용자 간 협업 등의 상호작용이 인터넷을 통한 감정의 전이와 확산에 기여하고 있는 것이다[1, 2]. 이에 따라 e-커뮤니티 상에서 감정이 가진 영향력이나 감정과 사회 현상간의 상관관계에 관한 연구가 e-커뮤니티 상의 데이터를 기반으로 진행되고 있다[3, 4].

다양한 e-커뮤니티 중 온라인 브랜드 커뮤니티는 고객 관리를 위한 목적으로 기업이 개설한 커뮤니티로서 기업과 고객간의 소통과 함께 고객 간의 소통을 위한 공간을 제공하고 있다. 브랜드 커뮤니티 내 고객들은 해당 기업에 대한 제품이나 서비스와 관련된 다양한 의견을 제시

<sup>1</sup> Business School, Korea University, Anam-Ro 145, Seongbuk-Gu, Seoul, 136-701, Republic of Korea

\* Corresponding author (hjlee1609@gmail.com)

[Received 27 March 2013, Reviewed 28 March 2013, Accepted 9 June 2013]

하며 이러한 의견들은 기업 혁신을 위한 자원으로 사용되기도 한다. 이처럼 브랜드 커뮤니티는 해당 제품 및 서비스에 대한 고객 요구사항을 용이하게 발견하고 기업이 유용하게 활용할 수 있기 때문에[5] 최근 다양한 기업들로부터 많은 관심을 받고 있다[6-9].

따라서 본 연구에서는 이러한 브랜드 커뮤니티 상에서 부정적 감정이 담긴 고객 의견이 고객 주도의 기업 혁신을 위한 고객 기여(이하부터는 기업혁신을 위한 고객 기여)는 단순히 고객기여로 표기에 유의미한 영향을 끼치는지에 대해 살펴보고자 한다. 부정적 감정은 긍정적 감정에 비해 기업에 미칠 수 있는 영향력이 상대적으로 크기 때문에 기존 문헌에서 보다 더 중요하게 다루어져 온 바 있다[10, 11]. 이에 따라 본 연구에서는 부정적 감정을 5 가지로 세분화 하였고, 브랜드 커뮤니티로부터 추출한 텍스트 데이터 셋에 자동화된 기법을 활용하여 브랜드 커뮤니티 내 부정적 감정이 고객 기여에 미치는 영향력에 대해 분석하고자 한다.

먼저 2장에서는 브랜드 커뮤니티와 감정분석 기법에 대한 문헌을 살펴본다. 3장에서는 데이터 셋에 대한 설명과 함께 연구방법을 연구흐름도에 따라 설명한다. 4장에서는 분석 결과를 설명하고, 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 문헌연구

### 2.1 브랜드 커뮤니티

커뮤니티는 사회학 분야에서 이미 오래 전부터 많은 연구가 이루어져 온 분야이다[9]. 오늘날에는 오프라인 커뮤니티 뿐만 아니라 온라인 상에서의 다양한 커뮤니티 관련 연구가 진행되고 있다[7, 9, 12, 13]. 그 중 본 연구의 대상인 온라인 브랜드 커뮤니티는 최근 많은 기업들이 관심을 갖고 있다. Muniz Jr와 O'guinn[9]은 브랜드 커뮤니티를 특정 브랜드를 좋아하는 사람들 사이에 존재하는 사회적 관계의 구조화된 집합을 기반으로 특화된 커뮤니티라고 정의한 바 있다. 이러한 기존의 브랜드 커뮤니티는 Web 2.0 기술의 확산과 더불어 다양한 고객이 서로 의견을 나누는 소통의 장 역할을 하며, 나아가 기업은 브랜드 커뮤니티를 통해 고객 충성도 제고와 같은 마케팅적인 효과도 얻을 수도 있다[14]. 뿐만 아니라 기업은 브랜드 커뮤니티로부터 자사의 제품이나 서비스와 관련된 다양한 고객의견을 수집함으로써 이를 고객 기여를 통한

기업 혁신을 이루는데 활용하고 있다[15]. 기업 혁신은 시장 경쟁에 있어 경쟁적 우위에 설 수 있게 하는 필수적인 요소이다[16]. 또한 기업 혁신은 생산자 뿐 아니라, 사용자 등에 의해서도 유발되며, 사용자 주도의 기업 혁신을 위한 도구로서 브랜드 커뮤니티가 유용한 역할을 한다[16]. 이러한 효용가치로 인해 브랜드 커뮤니티는 혁신 측면을 강조하여 "혁신 커뮤니티"로 언급되기도 한다[15].

이처럼 온라인 브랜드 커뮤니티를 통해 혁신을 위한 다양하고 유용한 의견을 수집하는 전략은 할리 데이비슨, 델, 스타벅스 등을 비롯한 세계 여러 선두 기업들에게 유용하게 활용되고 있다[15].

이에 따라 브랜드 커뮤니티의 효용성을 극대화할 수 있는 효과적인 활용에 대한 많은 고민이 이루어지고 있다[5, 14, 15]. 그런데, 브랜드 커뮤니티 상에서 이루어지는 고객 간의 소통은 다른 온라인 커뮤니티에서와 마찬가지로 구조화되거나 정형화 되지 않은 일상 대화 형태가 많으며 이는 분석을 어렵게 하는 요인이 되고 있다[6, 8]. 또한 매일같이 게시되는 수많은 정보들은 정보과다(Information overload)의 문제를 야기하여 오히려 유용한 고객의견을 수집하는 데 걸림돌로 작용할 수 있다.

한편, 이와 같은 고객으로부터의 의견 중 부정적 정보를 담은 경우 커뮤니티 상에서 다른 고객들에게 확산되고, 때로 루머와 같은 거짓된 정보로 왜곡되어 기업의 평판에 치명적인 영향을 미칠 수 있다[7, 17]. 예를 들어, 국제적인 커피 체인점인 스타벅스는 자신들의 골드멤버에게 시럽과 두유를 무료로 제공하는 경영정책을 중단하겠다고 선언함에 따라 스타벅스의 브랜드 커뮤니티인 MSI에서 수 많은 고객들이 불만을 품고 엄청난 양의 글을 업로드하기 시작했으며, 이 부정적 고객의견들은 커뮤니티 전체 기능을 정지시켜버리기에 이르렀다.

### 2.2 감정 분석

"Sentiment analysis" 혹은 "Opinion Mining"이라고 알려진 감정분석은 "정서분석"이나 "감성분석"과도 동의어로 쓰인다[18]. 전통적으로 감정분석은 텍스트로 이루어진 의견 속에 나타나는 긍정, 부정의 감정을 분류하거나 작성자가 의견을 나타내는 객체를 추출하는데 쓰여왔으며[17, 19] 1990년대 말 연구가 시작되어 2000년대 이후로는 점차 중요 연구 분야로 자리잡게 되었다[18, 20-25].

현재까지 진행되어 왔던 연구에서는 주로 제품 구매 리뷰, 영화 리뷰의 긍부정 분류 등을 수행하는데 주로 초점을 맞추어 왔으나[17, 24, 26] 최근에는 긍부정의 단순

1) 이후부터는 기업혁신을 위한 고객기여는 단순히 고객기여로 표기

분류에서 벗어나 보다 세분화된 감정을 분석의 단위로 사용하는 연구가 늘어나고 있는 추세이다[3, 18]. 이와 같이 세분화된 감정 분류는 감정 연구 측면에서 더 깊은 이해와 시사점을 제공할 수 있다는 데 의미를 갖는다[24, 27, 28]. (표 1)은 부정적 감정의 세분화된 영역과 해당 영역에서의 기본 감정 단어를 나타내고 있으며 이 부정적 감정의 분류를 감정분석의 틀로 활용하였다[29, 30].

(표 1) 부정적 감정 영역분류와 기본 감정 단어  
(Table 1) Negative emotion category & basic emotions

감정영역	기본 감정 단어
Fear	<i>fear, worry, anxiety, nervousness</i>
Anger	<i>anger, irritation, disgust, rage</i>
Shame	<i>shame, guilt, regret, embarrassment</i>
Sadness	<i>sadness, loneliness, unhappiness, depression</i>
Frustration	<i>frustration, resignation, powerlessness, despair</i>

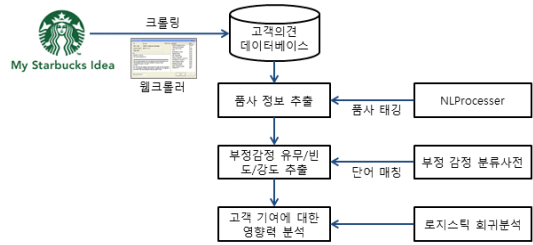
앞에서 살펴 본 바와 같이 고객의 부정적 의견은 기업에 미치는 영향이 지대하므로, 본 연구에서는 감정분석 기법을 활용하여 MSI로부터 수집된 텍스트 데이터를 분석하여 얻은 브랜드 커뮤니티 내의 부정적 감정이 고객 기여에 미치는 영향력의 여부에 대해 알아보하고자 한다.

### 3. 연구방법

#### 3.1 연구흐름

본 연구에서는 한 온라인 브랜드 커뮤니티에 게시된 고객의견 데이터 내 부정적 감정 단어를 추출하여 해당 고객의견과 고객 기여 간의 상관 관계를 분석하고자 한다. 이를 위해 (그림 1)과 같은 연구흐름도를 기반으로 연구를 진행하였다. 개략적인 내용은 다음과 같다. 대상 브랜드 커뮤니티인 MSI로부터 고객의견 정보를 크롤링하여 데이터베이스화 하였다. NLProcessor(2000)<sup>2)</sup>. NLProcessor, Text analysis toolkit. 2000에서 제공하는 품사 태깅(Part-of-Speech Tagging) 기능을 이용하여 고객의견 내 단어들에 대한 품사 정보를 식별하였다. 본 연구에서는 부정적 감정 어휘군을 구축하고, 이를 기반으로 고객의견 별 부정적 감정 유무, 빈도 및 강도를 추출하였다. 추출된 데이터를 통해 고객의견 내 부정적 감정과 고객 기여 간 상관 관계를 분석하였다. 자세한 내용은 다음 절에서부터 순차적으로 상세하게 설명한다.

2) .NLProcessor, Text analysis toolkit. 2000



(그림 1) 연구흐름도  
(Figure 1) Research Flow

#### 3.2 MSI(My Starbucks Idea)

본 연구의 분석 대상은 스타벅스의 MSI로서 텔의 아이디어스톡이나 할리-데이비슨과 더불어 현재 가장 널리 알려져 있는 온라인 브랜드 커뮤니티 중 하나이다. MSI는 고객의 의견을 수렴하여 혁신에 유용한 자원을 수집하고자 하려는 목적에서 2008년 3월에 개설되었다. 이후, MSI는 현재까지 19만 명이 넘는 회원을 보유하게 되었으며 게시된 글들 또한 15만여 건에 육박하고 있다. 2012년 말까지 스타벅스는 이 수많은 고객의견 중 200개 이상의 의견을 실제 경영 정책에 적용하였다.

또한 MSI에서는 고객의 의견을 (표 2)와 같이 3개의 영역, 15개의 카테고리로 구분하고 있다. 따라서, MSI의 회원들은 자신들의 의견이 어떤 영역 및 카테고리에 속하는지 결정한 후에 의견을 업로드하게 된다.

(표 2) MSI 고객의견 분류  
(Table 2) MSI Customer Opinion Category

영역	분류
제품	커피와 에스프레소 및 음료, 프라푸치노 음료, 차 및 기타 음료, 음식, 상품과 음악, 스타벅스 카드, 새로운 기술, 기타
서비스	주문과 결제 및 포장, 매장과 지역, 기타
사회참여	커뮤니티 협력, 사회적 책임, 기타, 미국 외 지역

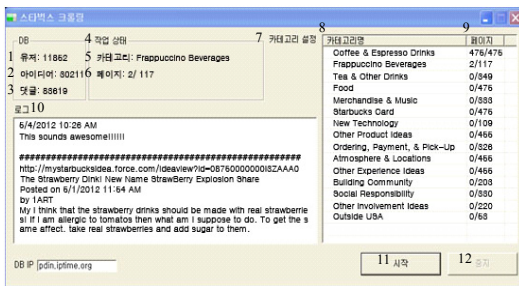
MSI에서 고객의 의견이 채택을 통한 고객 기여를 달성하기까지 1) 공유 (Share), 2) 투표 (Vote), 3) 토론 (Discuss), 4) 확인 (See) 4단계의 과정을 거치게 된다. 첫 번째 단계인 공유 단계에서 MSI 회원은 자신의 의견을 자유롭게 게시하고 다른 회원들과 공유할 수 있다. 두 번째 투표 단계에서 각 고객들은 게시된 각 의견에 대한 찬반여부를 투표를 통해 표현할 수 있다. 찬성과 반대 각각 10점씩 가산과 감산되는 방식으로 각 의견에 대한

고객 평가점수가 매겨진다. 토론 단계는 투표 단계와 병행적으로 이루어지는 과정으로서, 게시된 의견에 대하여 고객들이 자유롭게 자신들의 추가 의견을 댓글로 제시하여 기존 의견을 보완하고 발전시키게 된다. 특히 아이디어 파트너라는 이름으로 스타벅스 측에서도 이 토론 단계에 참여함으로써 기업과 고객간의 소통도 이루어진다. 마지막으로 확인 단계에서는 이전 단계까지를 거치면서 발전되고 정제된 고객 의견이 실제 경영 정책에 어떻게 반영되고 있는지를 확인할 수 있도록 공개하여 고객들이 직접 자신들의 참여가 어떻게 기업의 혁신에 기여할 수 있는지를 볼 수 있도록 하고 있다. 본 논문에서는 MSI에 게시된 모든 고객 의견들을 데이터로 사용하였다.

### 3.3 데이터 수집

MSI에 게시된 고객 의견을 수집하기 위하여 (그림 2)에서와 같이 비주얼 베이직 6.0 기반의 웹크롤러를 제작하여 크롤링을 수행하였다. 2012년 7월 2일부터 2주 간에 걸쳐 고객 의견 데이터를 수집하였다.

총 81,534개의 고객의견을 수집하였으며 해당 의견의 제목과 상태정보도 함께 수집하였다. 중복이 되었거나 영어 외의 다른 나라 언어로 쓰여진 경우 및 겹침치가 있는 6,147개의 경우, 해당 샘플을 삭제하였다. 의견의 길이가 다섯 단어가 되지 않는 경우도 실험에서 제외시켰다. 그 결과, 최종적으로 69,983개의 데이터가 실험에 사용되었다.



1. User, 2. Idea, 3. Comment, 4: Status, 5. Category, 6. Page, 7. Category setting, 8. Category name, 9. Page, 10. Log, 11. Start, 12. Stop

(그림 2) 웹크롤러  
(Figure 2) Web Crawler

### 3.4 품사정보 추출

동일한 단어라도 문장 내 품사에 따라 의미가 달라질 수 있다. 예를 들어 "good"이라는 단어는 형용사로 쓰일 때와 명사로 쓰일 때 그 의미와 함께 긍부정의 극성

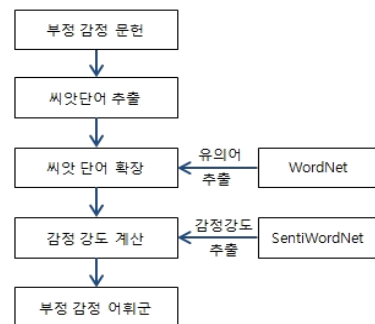
(polarity)도 달라지게 된다. 따라서 고객 의견에 대한 긍부정성 분석을 위해서는 품사정보 추출이 필요하다. 본 연구에서는 고객 의견에 대한 단어별 품사정보 추출을 위해 NLProcessor(2000)를 활용하였다. NLProcessor는 INFOLOGISTICS사에서 개발한 소프트웨어로서 문장의 품사 정보를 추출하여 XML 형태로 나타내준다. (표 3)은 NLProcessor를 통해 "It is sad that the bagles are gone."이라는 MSI에 게시된 실제 고객의견에 대해 품사정보를 추출한 예시를 보여주고 있다. S는 문장(Sentence), NG는 명사군(Noun Group), W는 단어(Word), VG는 동사군(Verb Group)을 의미한다. C는 품사분류를 나타내는 속성으로서, 품사분류에는 PRP(Personal Pronoun, 인칭대명사), JJ(Adjective, 형용사), NNS(Noun Plural, 복수형 명사), VBN(Verb, Past Participle, 과거완료 동사) 등 30여 가지가 있다. 이와 같이 식별된 각 고객의견에 대한 품사 정보는 데이터베이스에 저장하였다.

(표 3) 품사정보 추출예제  
(Table 3) An Example of POS Tagged Sentence

```
<S> <NG> <W C='PRP'> It </W> </NG><VG>
<W C='VBP'> is </W> </VG><W C='JJ'> sad
</W> <W C='IN'> that </W><NG> <W C='DT'>
the </W> <W C='NNS'> bagles </W> </NG>
<VG> <W C='VBP'> are </W> <W C='VBN'>
gone </W> </VG> </S>
```

### 3.5 부정적 감정 유무/빈도/강도 추출

고객의견에 대한 부정적 감정 유무와 빈도, 강도 추출을 위해 우선 부정적 감정 어휘군을 구축하였다. 부정적 감정 어휘군은 (그림 3)과 같은 절차를 통해 구축되었다.



(그림 3) 부정 감정 어휘군 구축 프로세스  
(Figure 3) Construction Process of Lexicon for Negative Emotions

(표 4) 부정적 감정 씨앗단어 확장  
(Table 4) Five Negative Emotions & Set of Expanded Seed Words

분류	씨앗 단어	확장된 어휘군 예시
Fear	<i>fear, worry, anxiety, nervousness</i>	dread, dreadful, dreaded, panic, fright, affright, alarm, aversion, fearfulness, fearful, fearsome and etc.
Anger	<i>anger, irritation, disgust, rage</i>	anger, fury, resentment, wrath, indignation, angry, angered, fretful, annoyance, irritating and etc.
Shame	<i>shame, guilt, regret, embarrassment</i>	humiliation, humiliated, ashamed, mortified, dishonorable, shameful, regretful and etc.
Sadness	<i>sadness, loneliness, unhappiness, depression</i>	sad, grief, sorrowful, mournful, lonely, lonesome, lone, unhappy, depressed, blue, slump and etc.
Frustration	<i>frustration, resignation, powerlessness, despair</i>	frustrated, frustrating, discouraged, disappointment, dejected, powerless, helpless and etc.

(표 5) SentiWordNet 예시(가정)  
(Table 5) An Example of SentiWordNet

단어	품사	인덱스	긍정성	부정성
<i>sad</i>	adj	1	0.125	0.75
<i>sad</i>	adj	2	0	0.25
<i>sad</i>	adj	3	0	1

앞서 2장에서 살펴본 바와 같이 기존 관련 문헌을 통해 부정적 감정의 기본 단어들을 추출한다. 이 기본 단어들을 씨앗 단어(seed word)로 활용하여 감정단어들을 확장하였다[29, 30]. 감정단어 확장에는 WordNet[31]을 이용하였다. WordNet에는 각 단어에 대한 유의어 관계, 반의어 관계 등 단어 간 연관관계 식별이 가능한 정보를 제공하고 있으며, 본 연구에서는 이 중 유의어 관계 정보를 활용하여 (표 4)와 같이 씨앗 단어를 확장하였다.

동일한 감정 분류 내에도 감정의 강도는 단어마다 다르다. 예를 들어 "irritating", "angry" 및 "furious"는 동일한 감정 분류인 Anger에 속하나 감정의 강도는 서로 차이가 있다. 개별 단어 또한 용법과 문맥에 따라서 품사별로, 혹은 동일 품사 내에서도 다양한 감정의 강도를 가질

수 있다. 즉 한 단어가 여러 개의 의미를 가질 수 있다. SentiWordNet[28]은 감정의 강도를 나타내는 극성 정보를 각 단어에 대해 품사 별로, 용법 별로 제공하며 사용빈도를 나타내는 인덱스 정보를 함께 제공하고 있다. 인덱스는 단어의 의미 별 사용 빈도에 따른 순위를 나타내며 순위가 높을수록 자주 사용되는 경우를 뜻한다. 본 연구에서는 감정의 강도 계산시 인덱스 정보를 고려하여 보다 정확한 감정의 강도를 계산하였다. 예를 들어 "sad"라는 단어가 형용사로 쓰일 때, SentiWordNet에서는 (표 5)와 같이 "sad"의 세 가지 의미를 사용 빈도에 따라 분류하여 제시한다. 우선 부정성과 긍정성의 차를 의미 별로 각각 계산하고 해당하는 의미에 부여된 인덱스 값의 역수를 곱해준다. 인덱스가 높을수록 보다 보다 큰 가중치가 부여되는 것이다. 최종적으로 이들의 총합을 정규화시켜 주었다. 즉, "sad"의 경우,  $\{(0.75-0.125)*1 + (-0.25)*(1/2) + (-1)*(1/3)\} / \{(1 + (1/2) + (1/3))\}$ 의 계산식을 통해 부정극성 값을 추출하였다.

이러한 과정을 거쳐 구축된 부정 감정 어휘군과의 텍스트 매칭을 통하여 고객 의견 각각에 대해 부정적 감정 단어의 유무, 빈도, 강도를 측정하였다. 또한 다섯 가지 부정적 감정을 통합한 부정적 감정 전체에 대하여 동일한 방법으로 부정적 감정의 유무, 빈도, 강도를 측정하였다.

### 3.6 기업 혁신에 대한 영향력 분석

실험의 목표는 부정적 감정이 기업 혁신에 미친 영향력을 측정하는 것이다. 앞서 살펴본 절차에 따라 추출된 데이터의 기술통계는 (표 6)에서 보는 바와 같다. 우선 종속변수인 고객 기여는 기업이 내부 의사 결정 과정을 통해 해당 의견을 기업 혁신에 반영하기 위하여 채택하였는지 여부를 기준으로 측정하였다. 각 고객 의견 별 채택 여부는 MSI에 공개되어 있다. 그리고, 독립변수인 부정적 감정은 다섯 가지 각각의 부정적 감정과 부정적 감정 전체로 나누어 측정하였으며 모든 경우 유무, 빈도, 강도의 세 가지 측면에서 실험할 수 있도록 처리하였다. 고객 의견의 길이는 단어의 개수로 측정하였으며, 통제변수로 사용하였다.

종속변수 고객 기여는 채택과 미채택을 가리키는 이진형 변수이므로 이진형 로지스틱 회귀분석 기법을 통해 데이터를 분석하였다. 본 연구에서는 STATA 10.0 패키지를 활용하였다.

(표 6) 기술 통계

(Table 6) Descriptive Statistics of Variables

변수		표본 수	평균	표준편차	최소	최대	
종속변수	기업 혁신(Organizational Innovation)	69983	0.017	-	0	1	
통제변수	의견 길이(Word_Count)	69983	92.191	88.139	5	2774.5	
독립변수	부정적 감정 유무(Neg_Inc)	69983	0.096	-	0	1	
		부정적 감정 빈도(Neg_Frq)	69983	0.223	0.737	0	14
	유무	Fear_Inc	69983	0.045	-	0	1
		Anger_Inc	69983	0.006	-	0	1
		Shame_Inc	69983	0.017	-	0	1
		Sadness_Inc	69983	0.014	-	0	1
		Frustration_Inc	69983	0.022	-	0	1
	빈도	Fear_Frq	69983	0.096	0.460	0	8
		Anger_Frq	69983	0.014	0.172	0	4
		Shame_Frq	69983	0.036	0.276	0	6
		Sadness_Frq	69983	0.030	0.249	0	6
		Frustration_Frq	69983	0.045	0.310	0	6
	강도	Fear_Str	69983	0.030	0.171	0	3.15
		Anger_Str	69983	0.007	0.093	0	2.666
		Shame_Str	69983	0.020	0.159	0	3.502
		Sadness_Str	69983	0.014	0.135	0	3.5
	Frustration_Str	69983	0.017	0.127	0	2.25	

### 3. 실험결과

다섯 가지 부정적 감정 분류 별 유무와 빈도, 강도에 따른 고객 기여에 대한 영향력 분석을 위하여 3개의 회귀분석 모델을 만들었다. 각각의 분석결과는 (표 7), (표 8), (표 9)와 같다. 결과에 따르면 Sadness, Frustration의 감정이 포함된 고객의견이 고객 기여에 유의미한 영향력을 가짐을 확인할 수 있었다. 빈도 또한 유무와 유사한 결과가 나왔으나, 강도에 대해서는 Sadness와 Frustration 외에 Shame의 감정도 유의미한 결과를 보였다. 요약해서 말하면, Sadness, Frustration, Shame의 감정이 강하게 표현된 고객 의견일수록 고객 기여로 이어지는 경향이 큰 것으로 분석되었다.

(표 7) 부정적 감정별 유무에 따른 영향력 분석

(Table 7) Influence of Inclusion of each discrete Emotion

Variable	B	Sig.	Exp(B)
Fear_Inc	.180	.173	1.197
Anger_Inc	-.023	.947	.978
Shame_Inc	.358	.052	1.430
Sadness_Inc	.487	<b>.010**</b>	1.627
Frustration_Inc	.384	<b>.020*</b>	1.469
Word_Count	.000	.974	1.000
(Constant)	-4.076	.000	.017

(표 8) 부정적 감정별 빈도에 따른 영향력 분석

(Table 8) Influence of Frequency of each discrete Emotion

Variable	B	Sig.	Exp(B)
Fear_Frq	.093	.111	1.097
Anger_Frq	-.024	.886	.976
Shame_Frq	.166	.056	1.181
Sadness_Frq	.218	<b>.017*</b>	1.244
Frustration_Frq	.182	<b>.017*</b>	1.200
Word_Count	.000	.717	1.000
(Constant)	-4.058	.000	.017

(표 9) 부정적 감정별 강도에 따른 영향력 분석

(Table 9) Influence of Strength of each discrete Emotion

Variable	B	Sig.	Exp(B)
Fear_Str	.272	.061	1.312
Anger_Str	-.011	.971	.989
Shame_Str	.304	<b>.040*</b>	1.355
Sadness_Str	.509	<b>.001***</b>	1.664
Frustration_Str	.448	<b>.014*</b>	1.565
Word_Count	.000	.699	1.000
(Constant)	-4.059	.000	.017

추가적으로, 세분화된 감정이 아닌 부정적 감정 전체의 영향력을 보기 위하여 부정적 감정의 유무, 빈도, 강도와 기업 혁신에 대한 세 개의 회귀분석 모형을 만들었다. (표 10), (표 11), (표 12)는 각각의 결과를 보여준다. 분석 결과, 부정적 감정은 브랜드 커뮤니티 내 고객 기여에 유의미한 영향을 갖고 있음을 확인할 수 있었다. 즉, 고객 의견 내 부정적 감정 단어가 포함될 경우, 빈도가 높을수록, 강도가 강할수록 해당 의견을 제시한 고객이 브랜드 커뮤니티를 통한 기업 혁신에 기여할 가능성이 큰 것으로 분석되었다.

(표 10) 부정적 감정 유무에 따른 영향력 분석  
(Table 10) Influence of Inclusion of Negative Emotion

Variable	B	Sig.	Exp(B)
Neg_Inc	.310	.001***	1.364
Word_Count	.000	.923	1.000
(Constant)	-4.065	.000	.017

(표 11) 부정적 감정 빈도에 따른 영향력 분석  
(Table 11) Influence of Frequency of Negative Emotion

Variable	B	Sig.	Exp(B)
Neg_Frq	.136	.000***	1.146
Word_Count	.000	.815	1.000
(Constant)	-4.070	.000	.017

(표 12) 부정적 감정 강도에 따른 영향력 분석  
(Table 12) Influence of Strength of Negative Emotion

Variable	B	Sig.	Exp(B)
Neg_Str	.338	.000***	1.403
Word_Count	.000	.641	1.000
(Constant)	-4.057	.000	.017

이상의 결과들을 정리하면 (표 13)과 같다.

(표 13) 결과 요약  
(Table 13) Summary of the Results

변수	유무	빈도	강도
Neg	<i>Sig.</i>	<i>Sig.</i>	<i>Sig.</i>
Fear	Not Sig.	Not Sig.	Not Sig.
Anger	Not Sig.	Not Sig.	Not Sig.
Shame	Not Sig.	Not Sig.	Sig.
Sadness	<i>Sig.</i>	<i>Sig.</i>	<i>Sig.</i>
Frustration	<i>Sig.</i>	<i>Sig.</i>	<i>Sig.</i>

## 4. 결 론

본 연구에서는 MSI의 텍스트 데이터 분석을 통해, 부정적 감정이 포함된 고객의견이 브랜드 커뮤니티 내 미치는 영향력을 살펴보았다. 실험 결과를 통해 부정적 감정별로 고객 기여에 대한 영향력에 차이가 있었으며 그 중 Frustration과 Sadness의 감정이 유무, 빈도, 강도 측면에서 모두 일관되게 유의미한 영향력을 가짐을 확인할 수 있었다. 또한 부정적 감정을 통합적으로 보았을 때에도 부정적 감정이 고객 기여에 긍정적 영향을 끼침을 보였다. 기존 연구에서 고객 불만족은 고객 불만 행위로 이어져 부정적 구전으로 이어질 수 있으며 이는 기업 이미지 실추, 고객 감소 등의 부정적 결과를 일으킬 수 있는 것으로 분석되어 왔다[32, 33]. 이 때문에 고객 불만족은 적절하게 관리되어야 하는 대상으로 인식되어 왔다. 본 연구 결과에서는 브랜드 커뮤니티 내 부정적 감정이 담긴 고객 의견이 단순히 기업에 손해를 유발하는 위험 요인이 아니라 고객의견이 기업 혁신으로 이어질 수 있도록 기여하는데 유의미한 영향을 끼침을 확인할 수 있었다. 따라서 기업은 브랜드 커뮤니티 내 부정적 감정에 대한 새로운 시각이 필요함을 실험 결과를 통해 보였다.

본 연구의 기여점을 정리하면 다음과 같다. 우선, 연구 방법론 측면에서의 기여이다. 본 연구에서는 웹크롤러를 통해 MSI의 고객 의견을 수집하였다. 전수에 가까운 방대한 데이터를 활용함으로써 연구 결과의 신뢰성을 높일 수 있었다. 또한 수집된 데이터에 대해 자동화된 분석 기법을 적용하여 기존 수작업을 통한 분석에서는 제한된 대량의 데이터 분석이 가능했으며 감정분석 기법이 대용량 데이터를 위한 분석 도구로서 갖는 활용 가능성을 보여주었다. 다음으로, 이론적 측면에서의 기여이다. 온라인 브랜드 커뮤니티 도메인에서 아직까지 많은 연구가 진행되지 못한 감정의 영향력을 기업 혁신을 위한 고객 기여 측면에서 분석하였다. 또한 기존의 긍부정 위주 단순한 분류가 아니라 부정적 감정의 세부 분류를 통하여 세부 감정별 영향력에 대한 보다 깊은 이해를 제공할 수 있었다. 마지막으로, 실무적 측면에서의 기여이다. 본 연구의 접근 방식을 활용하면 브랜드 커뮤니티 내에서 기업 혁신으로 이어질 수 있는 유용한 고객의견들에 대한 조기에 예측에 도움을 얻을 수 있다. 이는 정보 과다로 인한 문제를 줄이는 데도 기여할 수 있을 것이다.

본 연구에서는 Frustration과 Sadness의 감정이 포함된 고객의견이 고객 기여에 유의미한 영향력을 가짐을 확인하였으나 그 이유에 대한 보다 깊이 있는 분석은 추가적

인 연구가 필요하다고 판단된다. 또한 본 연구에서는 고객 기여 측면에서 감정의 영향력을 살펴보았으나 그 외, 고객들 간의 토론이나 투표 참여 등의 고객 참여 측면에서 부정적 감정이 영향력을 가지는지를 보는 것도 의미 있을 것이다. 끝으로, 본 연구에서는 스타벅스의 커뮤니티만을 분석하였으나, 향후 다른 커뮤니티를 대상으로 흥미로운 분석 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

## 5. 사사(Acknowledgement)

연구재단 융합연구(공동) 사업

과제명 : Open Innovation을 위한 소비자 행동 이론 기반 데이터마이닝 융합 기술 개발

과제번호 : 2013016948

## 참 고 문 헌(Reference)

- [1] M. Mitrović and B. Tadić, "Bloggers behavior and emergent communities in Blog space," *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 73, 2010, pp. 293-301.
- [2] B. Kujawski, J. Hołyst, and G. J. Rodgers, "Growing trees in internet news groups and forums," *Physical Review E*, 76, 2007, p. 036103.
- [3] J. Bollen, H. Mao, and X. Zeng, "Twitter mood predicts the stock market," *Journal of Computational Science*, 2, 2011, pp. 1-8.
- [4] A. Chmiel, P. Sobkowicz, J. Sienkiewicz, G. Paltoglou, K. Buckley, M. Thelwall, and J. A. Hołyst, "Negative emotions boost user activity at BBC forum," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390, 2011, pp. 2936-2944.
- [5] J. Fuller, K. Matzler, and M. Hoppe, "Brand community members as a source of innovation," *Journal of Product Innovation Management*, 25, 2008, pp. 608-619.
- [6] J. H. McAlexander, J. W. Schouten, and H. F. Koenig, "Building brand community," *The Journal of Marketing*, 2002, pp. 38-54.
- [7] G. McWilliam, "Building stronger brands through online communities," *Sloan management review*, 41, 2000, pp. 43-54.
- [8] P. H. Andersen, "Relationship marketing and brand involvement of professionals through web-enhanced brand communities: the case of Coloplast," *Industrial Marketing Management*, 34, 2005, pp. 39-51.
- [9] A. M. Muniz Jr and T. C. O'guinn, "Brand community," *Journal of consumer research*, 27, 2001, pp. 412-432.
- [10] J. Mattsson, J. Lemmink, and R. McColl, "The effect of verbalized emotions on loyalty in written complaints," *Total Quality Management & Business Excellence*, 15, 2004, pp. 941-958.
- [11] R. A. Westbrook, "Product/consumption-based affective responses and postpurchase processes," *Journal of marketing research*, 1987, pp. 258-270.
- [12] R. P. Bagozzi and U. M. Dholakia, "Antecedents and purchase consequences of customer participation in small group brand communities," *International Journal of Research in Marketing*, 23, 2006, pp. 45-61.
- [13] N. Stokburger Sauer, "Brand community: drivers and outcomes," *Psychology and Marketing*, 27, 2010, pp. 347-368.
- [14] S. Fournier and L. Lee, "Getting brand communities right," *Harvard business review*, 87, 2009, pp. 105-111.
- [15] M. Li and S. H. Kim, "AN EMPIRICAL STUDY OF CUSTOMER CONTRIBUTION IN ONLINE BRAND COMMUNITIES FOR INNOVATION," 2010
- [16] E. Von Hippel, "The sources of innovation," University of Illinois at Urbana-Champaign's Academy for Entrepreneurial Leadership Historical Research Reference in Entrepreneurship, 1988
- [17] L. Zhuang, F. Jing, X. Y. Zhu, and L. Zhang, "Movie review mining and summarization," in *Conference on Information and Knowledge Management: Proceedings of the 15 th ACM international conference on Information and knowledge management*, 2006, pp. 43-50.
- [18] M. Thelwall, K. Buckley, and G. Paltoglou, "Sentiment in Twitter events," *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 62, 2011, pp. 406-418.



- [19] J. S. Lerner and D. Keltner, "Beyond valence: Toward a model of emotion-specific influences on judgement and choice," *Cognition & Emotion*, 14, 2000, pp. 473-493.
- [20] S. Argamon, M. Koppel, and G. Avneri, "Routing documents according to style," in *First international workshop on innovative information systems*, 1998, pp. 85-92.
- [21] B. Kessler, G. Numberg, and H. Schütze, "Automatic detection of text genre," in *Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and Eighth Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, 1997, pp. 32-38.
- [22] E. Spertus, "Smokey: Automatic recognition of hostile messages," in *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, 1997, pp. 1058-1065.
- [23] N. Li and D. D. Wu, "Using text mining and sentiment analysis for online forums hotspot detection and forecast," *Decision Support Systems*, 48, 2010, pp. 354-368.
- [24] B. Pang, L. Lee, and S. Vaithyanathan, "Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques," in *Proceedings of the ACL-02 conference on Empirical methods in natural language processing-Volume 10*, 2002, pp.79-86.
- [25] T. Nasukawa and J. Yi, "Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing," in *Proceedings of the 2nd international conference on Knowledge capture*, 2003, pp. 70-77.
- [26] C. Whitelaw, N. Garg, and S. Argamon, "Using appraisal groups for sentiment analysis," in *Proceedings of the 14th ACM international conference on Information and knowledge management*, 2005, pp. 625-631.
- [27] T. Wilson, J. Wiebe, and P. Hoffmann, "Recognizing contextual polarity: An exploration of features for phrase-level sentiment analysis," *Computational linguistics*, 35, 2009, pp. 399-433.
- [28] A. Esuli and F. Sebastiani, "Sentiwordnet: A publicly available lexical resource for opinion mining," in *Proceedings of LREC*, 2006, pp. 417-422.
- [29] E. Diener, H. Smith, and F. Fujita, "The personality structure of affect," *Journal of personality and social psychology*, 69, 1995, p. 130.
- [30] B. Tronvoll, "Negative emotions and their effect on customer complaint behaviour," *Journal of Service Management*, 22, 2011, pp. 111-134.
- [31] G. A. Miller, "WordNet: a lexical database for English," *Communications of the ACM*, 38, 1995, pp. 39-41.
- [32] S. W. Litvin, R. E. Goldsmith, and B. Pan, "Electronic word-of-mouth in hospitality and tourism management," *Tourism management*, 29, 2008, pp. 458-468.
- [33] J. A. Chevalier and D. Mayzlin, "The effect of word of mouth on sales: Online book reviews," *National Bureau of Economic Research*2003.

## ◎ 저 자 소개 ◎

### 정 수 연

단국대학교에서 경영정보학 학사를 받고 현재 고려대학교 경영학과에서 석사과정 중이다. 주요 관심 분야는 소셜미디어, 텍스트이다.마이닝 등



### 이 한 준

서울대학교 컴퓨터 공학과에서 학사, 석사학위를 받고 육군사관학교에서 전자정보학과 전임강사로 재직 한 바 있다. 고려대학교 경영학 박사를 수료했으며 주요관심분야는 소셜미디어, 오픈 이노베이션, 텍스트 마이닝, 정보화 정책 등이다.



### 서 용 무

세종대, 건국대를 거쳐 현재 고려대학교 경영대학 교수로 재직하고 있다. 1992년 University of Texas (Austin)에서 MIS 전공 경영학 박사를 취득하였고, 1980년 KAIS에서 전산학 석사, 그리고, 1978년 서울대학교 사범대학 수학교육학 학사를 취득하였다. 미국 유학 전, KIST 전산센터에서 연구원으로 근무를 하였다. 주된 연구분야는 data mining, service-oriented business process management, social network analysis, recommendation 등이다.

