

온라인 리뷰가 매출에 미치는 영향력 분석: 텍스트기반 감성지수를 중심으로*

최자영**, 김현아***, 김용범****

본 연구에서는 2019년 8월 13일부터 9월 7일까지 약 4주 동안 통계 프로그램인 R을 이용하여 아마존에서 판매되고 있는 블루투스 스피커 베스트셀러 제품들의 정보들을 수집하였다. 그 이후 수집된 리뷰에 대한 감성분석을 실시하였으며 이를 통해 리뷰의 긍/부정 정도(감성지수)가 매출에 미치는 영향에 대해 분석하였다. 회귀분석 결과, 리뷰의 양과 평점(rating)은 매출에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 추가적으로 본 연구에서는 리뷰 데이터를 리뷰의 제목과 내용으로 나누어서 분석을 진행하였는데, 리뷰의 제목에서 긍정적인 단어가 많을수록 매출이 높은 것으로 나타난 반면 제목에 부정적인 단어가 많을수록 매출이 낮은 것으로 나타났다. 또한 리뷰의 내용에서 부정적인 단어가 많을수록 매출이 낮은 것으로 나타났으나 리뷰의 내용에서 드러난 긍정적인 단어들은 매출에 유의한 영향을 미치지 않았다. 마지막으로 매출에 대한 브랜드 명성과 리뷰의 양, 리뷰의 감성지수의 상호작용을 살펴본 결과, 브랜드 명성이 낮은 경우가 높은 경우보다 리뷰의 양이 많을수록 매출에 미치는 영향력이 큰 것으로 나타났고, 리뷰의 제목과 내용에서 나타난 긍정(부정) 점수가 매출에 긍정(부정)적인 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다.

주제어 : 리뷰의 양, 리뷰 평점, 감성분석, 브랜드 명성

I. 서론

온라인 리뷰는 점점 마케팅의 주요 수단으로 활용되고 있으며(Cui, Lui and Guo 2012), 많은 웹사이트 내에서 필수적인 구성 요소가 되었다. 온라인으로 제품을 구매하는 소비자들은 제품을 직접 시험해볼 기회가 없기 때문에 리뷰를 신뢰하고 의존하는 경향이 크다. Willemsen, Neijens, Bronner and Ridder (2011)에 따르면, 온라인 리뷰와 같은 다른 소비자로부터 얻은 정보는 더 설득력 있고, 신뢰할 만 할 가치가 있고 온라인 환경에서 중요한 요소이다. 이와 같은 이유로 많은 연구자들과 기업이 온라인 리뷰

가 가진 설득력과 파급력에 대해 관심을 가지고 꾸준히 연구하고 있다. 기존 연구들은 대체로 온라인 리뷰의 정량적 정보에 초점을 두고 진행된 반면 정성적 정보에 대한 분석은 많이 이루어지지 않은 상태이다. 예를 들어 리뷰의 양은 소비자의 매출과 수익에 긍정적인 상관관계가 있다고 알려져 있으며(Matfield 2011), 높은 평점은 도서 판매량과 영화 매출에 긍정적인 영향을 미친다는 연구 결과가 있다(Chintagunta, Gopinath and Venkataraman 2010). 하지만 리뷰의 양과 평점에 관한 연구에 비해 리뷰 내용에 대한 선행 연구는 부족한 상태이다. 온라인 리뷰의 직관적 정보 또한 매출에 중요한 요소로 작용

* 본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITP-2019-2017-0-01633)

** 송실대학교 벤처중소기업학과 교수(choi181@ssu.ac.kr)

*** 송실대학교 대학원 IT유통물류학과 석사과정(dmsgktn0428@soongsil.ac.kr)

**** 송실대학교 베어드교양대학 조교수(yb_kim@ssu.ac.kr), 교신저자

하지만, 리뷰 텍스트는 정성적 정보에 해당하는 비정형 데이터로 숫자로 이루어진 정량적 데이터와 달리 분석이 어렵다는 특징을 가지고 있다. 그러나 오늘날 다양해진 소비자의 니즈를 분석하기 위해 리뷰 텍스트와 같은 정성적 정보에 대한 중요도가 급증하며 관심이 증가하고 있다. 대표적인 정성적 연구로는 텍스트 분석을 통해 리뷰의 내용에서 감지된 감성의 정도가 매출에 직접적인 영향을 준다는 Hu and Reddy(2014)의 연구가 있다. 또한 현재 국내에서도 텍스트 마이닝 연구가 활발히 진행되고 있으며, 대체로 단어빈도 분석을 통해 감성사전을 구축하고 텍스트 분석을 진행하는 방향으로 연구되고 있다(심영석, 김홍범 2016; 김도경, 김인신 2017).

온라인 리뷰의 평점이 리뷰 텍스트의 내용을 포함하고 있을 수 있으나 평점은 전반적인 만족도를 보여주는 지표로 리뷰 텍스트 내용에 비하여 축약된 정보만을 제시하고 있다. 동일한 평점의 리뷰일지라도 리뷰 텍스트에 담겨진 긍정적인 표현과 부정적인 표현의 수는 각 리뷰마다 매우 다르게 구성되어 있다. 예를 들면, 4점 평점의 두 개의 리뷰 중에서의 한 리뷰는 긍정적인 표현이 1개인 반면, 다른 리뷰에서는 긍정적인 표현이 5개일 수도 있다. 소비자가 리뷰의 내용을 읽는다면 동일한 평점이더라도 긍정적인 표현이 다수인 리뷰에 의해서 더 호의적인 제품태도를 보일 것이며, 매출에도 긍정적인 영향을 미칠 것이다. 그러므로 온라인 리뷰의 평점뿐만 아니라 텍스트의 감성분석을 함께 고려함으로써 매출에 대한 리뷰의 영향력을 보다 정확하게 살펴볼 수 있다.

따라서 본 논문에서는 리뷰 텍스트의 중요성을 인식하고 리뷰에서 나타난 감성의 정도가 매출에 미치는 영향을 살펴보았다. 기존 연구에서도 리뷰가 매출에 미치는 영향을 살펴본 다수의 연구가 존재하지만 본 연구와 가장 유사한 연구는 아마존의 리뷰에 대해 감성분석을 진행하여 매출순위를 예측한

Hu, Koh and Reddy(2014)의 연구이다. 하지만 이들의 연구에서는 리뷰의 제목과 내용을 합하여 감성지수를 산출하였다는 점과 감성지수를 산출할 때에 긍정점수에서 부정점수를 차감하는 방식을 사용함으로써 긍정점수와 부정점수가 상쇄되는 부분을 고려하지 못한 한계점이 있다. 또한 다수의 연구(Berger, Sorensen and Rasmussen 2010; Ho-Dac, Carson and Moore 2013)에서 리뷰의 영향력은 브랜드 명성에 따라 달라질 수 있는 것으로 나타났는데, 브랜드 명성에 따라 리뷰의 감성지수가 매출에 미치는 영향에 대해서는 고려하지 않았다. 이러한 한계점을 보완하기 위하여 본 연구에서는 리뷰의 제목과 내용을 분리하여 감성지수를 산출하였으며, 감성지수를 긍정점수와 부정점수로 구분하였고, 리뷰의 감성지수가 매출에 미치는 영향을 조절하는 요인으로 브랜드 명성을 고려하였다. 리뷰에서 나타난 감성지수를 파악하기 위하여 아마존에서 판매되는 블루투스 스피커에 대한 리뷰 데이터를 2019년 8월 14일부터 9월 7일 동안 총 8번에 걸쳐 수집하였다. 특히 종속변수인 매출을 추정하기 위해 아마존의 판매 순위 1위부터 100위까지의 제품을 수집하여 연구를 진행하였다. 본 연구에서는 R을 이용하여 판매 순위와 제품 정보 및 리뷰를 크롤링한 뒤, 텍스트를 정제하는 과정을 거쳐 감성분석을 진행하였다. 감성 분석에는 Liu가 제작한 ‘Opinion Lexicon’이 사용되었으며, 제품 특성에 따라 단어를 수정하여 진행하였다.

II. 이론적 배경 및 가설설정

1. 온라인 리뷰

소비자에게 기업이 제공하는 정보는 상업적인 의도를 가지고 있다고 간주되지만(Schiffman and

Kanuk 2007), 리뷰는 소비자가 익명으로 제품에 대한 사용 후기를 직접 작성한 것이기 때문에 신뢰성이 높다. 예를 들면, 제품의 평점이나 리뷰의 양 같은 정보는 소비자가 쉽게 확인할 수 있기 때문에 제품을 구매할 때 참고할 수 있는 중요한 단서가 된다. 따라서 다수의 선행연구에서 제품의 리뷰는 소비자의 제품 구매 의사 결정에 많은 영향을 미치는 것으로 확인되었다(Forman, Ghose and Wiesenfeld 2008, 송호준, 천성용 2019; 정영학, 최자영, 박주영 2019).

온라인 리뷰에 대한 선행연구들을 살펴보면, Amblee and Bui(2011)는 리뷰가 있는 디지털 제품이 리뷰가 없는 제품보다 매출이 월등히 높은 것으로 나타났다. 또한 Matfield(2011)는 리뷰의 방향성(긍정/부정)과 관계없이 리뷰의 양이 매출 및 판매 수익과 긍정적인 상관관계가 있다고 주장하였다. Lu, Ba, Huang and Feng(2013)의 연구에서는 레스토랑 리뷰의 양이 매출에 긍정적인 영향을 미친다는 것을 보여주었고, Torres, Singh and Robertson-Ring(2015)과 Kim, Lim and Brymer(2015)의 연구에서는 호텔 리뷰가 온라인 호텔 예약과 매출에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 다수의 선행연구에서는 이러한 온라인 리뷰의 양과 매출의 관계가 온라인 리뷰의 양이 많으면 해당 상품에 대한 인지도와 소비자들의 관심이 증가하게 되고 이러한 사회적 영향이 해당 제품의 매출에 긍정적인 반응을 미치는 것이라고 설명하고 있다.

리뷰 평점에 대한 방향성은 크게 긍정과 부정으로 구분할 수 있다. 다수의 선행 연구에서 리뷰의 방향성을 평점에 따라 분류하였는데, 5점 만점의 평점 중 1-2점은 부정, 4-5점은 긍정으로 분류하였다. Yang, Sarathy and Walsh(2016)는 유사 실험설계와 온라인 설문조사를 통해 평점으로 분류한 리뷰의 방향성(4점과 5점은 긍정, 1점과 2점은 부정, 3점은 중립)과 리뷰의 양(많음 vs 적음)이 소비자의 구매 의사 결정에 미치는 영향을 조사하였다. 이들의 연

구에서는 리뷰의 방향성이 리뷰의 양보다 소비자의 의사결정에 더 큰 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다.

리뷰의 방향성이 매출에 미치는 영향에 관한 연구를 살펴보자면, Huang and Chen(2006)은 부정적인 내용의 리뷰는 제품 평가를 손상시키고 구매 가능성과 매출을 감소시킨다고 주장하였다. 조춘한, 안승호, 손영돈(2012)은 댓글의 방향성에 따른 소비자의 구매의도 차이를 연구하였는데, 그 결과 소비자가 긍정적인 댓글에 노출되었을 때 양면(긍정과 부정이 모두 포함된 경우)보다 구매 의도가 높은 것으로 나타났다. 또한 Chevalier and Mayzlin(2006)은 아마존에서 평점 1개의 리뷰들이 판매 랭킹에 부정적인 영향을 미치며 평점 1개의 리뷰가 평점 5개의 리뷰보다 도서 판매량에 더 큰 영향력을 가진다고 밝혔다.

리뷰의 방향성이 매출에 영향을 미친다는 선행연구가 다수 존재하지만, 리뷰의 방향성을 평점(1-5점, 5점 만점)을 기준으로 나누어 긍정(4-5점)과 부정(1-3점)으로 분류한 연구들은 긍정과 부정을 구분하는 기준이 연구자마다 다르며, 소비자의 의견을 정확히 추정할 수 없다는 한계점이 있다. 이러한 한계점을 극복하기 위하여 최근에는 리뷰의 감성분석을 활용하여 리뷰의 효과를 살펴보고자 하는 연구들이 진행되고 있다. 한 예로 Hu et al.(2014)의 연구에서는 평점과 리뷰의 감성지수가 매출에 미치는 영향을 살펴보았는데, 리뷰의 감성지수가 평점보다 매출에 더 직접적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 이러한 감성분석은 평점이 존재하는 리뷰 외에도 소셜미디어에서 존재하는 제품이나 브랜드에 대한 소비자의 의견을 분석하는 영역에도 활발히 적용되고 있다(Raoul, Colicev and Pauwels 2019).

2. 감성분석

감성분석은 텍스트에 포함된 감정을 구분하거나 수치화하여 객관적인 정보로 변환함으로써 텍스트상의 긍정적 혹은 부정적 감정을 분석하는 것이다 (Jang, Park and Kim 2015). 감성분석은 오피니언 마이닝(Opinion mining)이라고도 불리며, 온라인 리뷰의 텍스트와 같은 비정형 데이터에서 원하는 정보를 대상으로 자연어 처리를 하고, 감성사전을 활용하여 텍스트 내의 긍정과 부정을 식별하는 것이다. 감성사전은 단어들을 긍정적인 단어와 부정적인 단어로 구분해 놓은 것으로 연구를 위해 감성사전을 새롭게 구축하기보다는 다양한 연구기관에서 이미 구축해놓은 감성사전을 활용하여 연구를 진행하는 경우가 많다.

온라인 리뷰에 감성분석을 적용한 국내 연구들을 살펴보면, 조정태, 최상현(2015)은 영화 리뷰 데이터의 감성분석으로 평점을 예측하는 연구를 수행하였으며, 정근웅, 김종욱(2018)은 게임 리뷰의 수와 리뷰의 감성지수가 게임 판매변화량에 영향을 미친다는 것을 보여주었다. 임영희, 김홍범(2019)은 호텔 리뷰 데이터를 수집하여 호텔에 대한 감성사전을 구축하고, 감성분석을 통하여 리뷰의 감성지수와 호텔의 전체 평점과의 인과관계를 확인하였다. 국외에서 진행된 감성분석 연구들도 국내 연구들과 유사하게 책, 영화, 카메라 등의 리뷰를 수집하여 매출이나 매출 순위를 예측하는 연구들이 진행되었다 (Archak, Ghose and Ipeirotis 2011; Chintagunta, Gopinath and Venkataraman 2010; Hu et al. 2014). 국내와 국외에서 진행된 연구들은 대부분 온라인 리뷰의 감성지수가 평점이나 매출에 긍정적인 영향을 미친다는 일관된 결과들을 보여주고 있다.

따라서 본 연구에서도 온라인 리뷰 감성의 정도가 매출에 긍정적인 영향을 미칠 것이라고 예상하였다. 하지만 본 연구에서는 기존 선행연구와는 크게

두 가지 측면에서 차별점이 있다. 첫째, 기존 연구에서는 리뷰의 제목과 내용을 합하여 감성지수를 산출하였으나 본 연구에서는 제목의 감성지수와 내용의 감성지수를 분리하여 산출하였다. 본 연구에서 리뷰의 제목과 내용의 감성지수를 구분한 이유는 실제로 온라인 리뷰를 검토한 결과, 제목과 내용 간의 상관관계가 높지 않는 것으로 나타났으며, 상황에 따라 소비자가 온라인 리뷰의 제목만 확인하거나 내용에만 근거하여 의사결정을 내릴 수 있기 때문이다. 최근에 진행된 리뷰의 유용성에 관한 연구들을 살펴보면, 리뷰의 제목과 내용을 구분지어 연구를 진행하고 있다. 이는 리뷰의 제목과 내용이 각각 다른 역할을 수행하기 때문이다(Chua and Banerjee 2017). 리뷰의 제목은 간결한 정보를 제공하면서 소비자의 주의를 끌어 첫인상을 형성하게 하는 반면, 리뷰의 내용은 제품의 기능이나 특징들을 상세히 알려주는 정보제공의 역할을 수행한다(Dor 2003; Zhou, Yang, Li, Chen, Yao and Qazi 2020). 따라서 리뷰의 제목과 내용을 구분지어 그 영향력을 살펴볼 필요가 있다. 또한 소비자들은 온라인 리뷰를 선택적으로 확인하기 때문에 리뷰 내용을 요약해주는 제목이 상대적으로 내용보다 더 중요한 역할을 수행한다(Zhou et al. 2020). Salehan and Dan(2016)의 연구에서도 리뷰 제목이 긍정적일수록 사람들이 리뷰를 더 많이 읽는 것으로 나타났으며, 이외에도 리뷰 제목의 길이와 어휘밀도와 같은 특성들이 리뷰 유용성에 영향을 미치는 것으로 나타났다(Chua and Banerjee 2017). 이러한 결과를 통하여 리뷰의 제목이 내용보다 상대적으로 소비자에게 미치는 영향력이 클 수 있음을 예상할 수 있다. 따라서 본 연구에서도 리뷰 제목의 감성지수가 리뷰 내용의 감성지수보다 매출에 미치는 영향력이 더 클 것이라고 예상하였다.

둘째, 본 연구에서는 감성지수를 산출할 때에 긍정점수와 부정점수를 각각 산출하여 긍정적 감성지

수와 부정적 감정지수로 구분하였다. 기존 연구에서는 감성분석에서 산출된 긍정점수에서 부정점수를 차감하는 방식을 사용하였으나 이러한 방법은 긍정점수와 부정점수가 같은 경우에 감정지수가 0으로 상쇄되어 감성단어가 추출되지 않는 경우와 동일하게 인식될 수 있다. 또한 온라인 리뷰에서 부정적인 리뷰가 긍정적인 리뷰보다 영향력이 큰 것처럼 긍정점수와 부정점수의 절대값이 같더라도 각 지수가 매출에 미치는 영향력이 달라질 수 있다. 따라서 본 연구에서는 리뷰에서 나타난 감성의 정도를 제목과 내용, 긍정지수와 부정지수로 구분하여 아래와 같은 가설을 수립하였다.

가설 1. 리뷰에서 나타난 감성지수는 매출에 영향을 미칠 것이다.

가설 1-1. 리뷰의 내용이 긍정(부정)적일수록 매출에 긍정(부정)적인 영향을 미칠 것이다.

가설 1-2. 리뷰의 제목이 긍정(부정)적일수록 매출에 긍정(부정)적인 영향을 미칠 것이다.

가설 1-3. 리뷰 제목의 감성지수가 매출에 미치는 영향력은 리뷰 내용의 감성지수가 매출에 미치는 영향력보다 더 클 것이다

3. 브랜드 명성

브랜드 명성은 경쟁업체에 비해 지속가능하며 차등적인 우위를 구축하기 위해 설계된 장기 투자의 결과물이다(Doyle 1990). 브랜드 명성은 제품에 대한 소비자의 지각된 품질을 높이고(Mitra and Golder, 2006), 소비자가 제품을 평가할 때 중요한 단서로 활용된다(Ryan and Casidy 2018). 또한 제품 및 서비스에 대한 평가가 애매모호할 때 고객 충성도를 높여주며(Selnes 1993), 구전효과에도 긍정적인 영향을 미친다(Walsh et al. 2009).

브랜드 명성과 온라인 리뷰 간의 상관관계에 대한

선행 연구들을 살펴보자면, 박찬, 유창조(2006)는 브랜드 명성이 높을 때보다 낮을 때 사용후기의 부정적인 내용의 영향력이 더 크다고 밝혔다. Berger et al.(2010)의 연구에서는 부정적인 리뷰가 매출에 미치는 영향력은 제품의 인지도에 따라 달라지는 것으로 나타났으며, Zhu and Zhang(2010)의 연구에서도 온라인 리뷰가 매출에 미치는 영향력은 인기 있는 제품보다 덜 인기 있는 제품에서 더 큰 것으로 나타났다. 또한 Ho-Dac et al.(2013)은 블루레이 플레이어와 DVD 플레이어의 리뷰가 판매량에 미치는 영향력이 브랜드 명성에 따라 달라진다는 것을 보여주었다. 이들의 연구에서 긍정(부정)적인 리뷰는 약한 브랜드의 판매량에 긍정(부정)적인 영향을 주지만 강한 브랜드에서는 큰 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. Ho-Dac et al.(2013)의 연구에서는 누적된 긍정적인 리뷰의 수와 부정적인 리뷰의 수와 같은 정량적 정보들을 토대로 판매량에 대한 온라인 리뷰의 영향력을 살펴보았다. 따라서 본 연구는 기존의 정량적 정보를 활용한 선행연구들에서 확장하여 정성적 정보에 해당되는 리뷰의 텍스트 감성지수가 매출에 미치는 영향력도 브랜드에 따라 달라질 것으로 예상하였다. 가설 1과 마찬가지로 리뷰를 제목과 내용으로 구분하여 각각의 감성지수가 매출에 미치는 영향력이 브랜드 명성에 따라 달라질 것이며, 매출에 미치는 리뷰의 양과 감성지수의 영향력이 브랜드 명성이 낮은 경우에 더 클 것으로 예상하였다. 이와 같은 논거로 다음과 같은 가설을 수립하였으며, 본 연구의 가설들을 요약하면 [그림 1]과 같다.

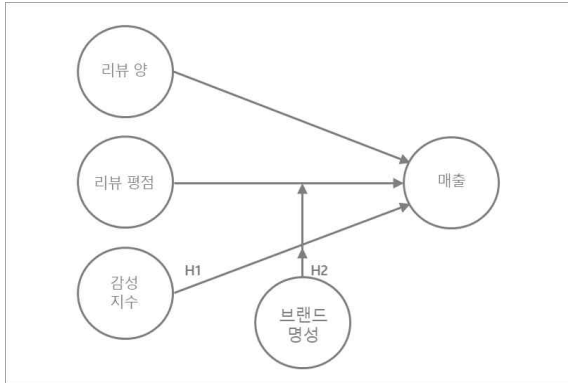
가설 2. 리뷰가 매출에 미치는 영향력은 브랜드 명성에 따라 달라질 것이다.

가설 2-1. 브랜드 명성이 낮은 경우는 브랜드 명성이 높은 경우보다 리뷰의 양이 매출에 미치는 영향이 더 클 것이다.

가설 2-2. 브랜드 명성이 낮은 경우는 브랜드 명성이

높은 경우보다 리뷰의 내용에서 나타난 긍정(부정)점수가 매출에 미치는 영향이 더 클 것이다.

가설 2-3. 브랜드 명성이 낮은 경우는 브랜드 명성이 높은 경우보다 리뷰의 제목에서 나타난 긍정(부정)점수가 매출에 미치는 영향이 더 클 것이다.



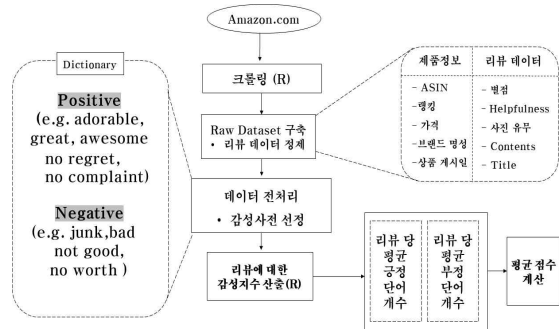
<그림 1> 연구모형

되는 블루투스 스피커 데이터를 이용하여 분석을 진행하였다. [그림 2]는 본 연구의 프로세스를 표현한 것이다. 데이터 수집 기간은 2019년 8월 14일부터 9월 7일까지이며 총 4주 동안 100개의 제품 정보를 8번의 크롤링 과정을 거쳐 총 800개의 데이터로 구성하였다. 아마존의 베스트셀러 랭킹은 한 시간 단위로 갱신되는데 랭킹의 변동을 살펴본 결과, 하루 단위로 바뀌는 순위의 변동은 약 5%, 리뷰의 증가량은 0.47% 정도로 눈에 띄는 차이를 보이지 않았다. 그러므로 1주일에 두 번, 주중인 수요일과 주말인 토요일로 나누어 데이터를 수집하였다. 1주일에 두 번씩 데이터를 수집하여 변화량을 살펴본 결과 랭킹은 약 8%, 리뷰 증가량은 약 1.4%의 적절한 변화량을 보이는 것으로 판단되어 1주일에 두 번씩 데이터를 수집하는 방법을 택하였다.

III. 연구방법

1. 분석 프로세스

본 연구는 리뷰의 양, 평점, 유용성, 방향성이 매출에 미치는 영향을 분석하기 위해 아마존에서 판매



<그림 2> 분석 프로세스

<표 1> 아마존의 블루투스 스피커 베스트셀러 제품 정보 예시

Rank	Product	Brand	ASIN	Price	Rating	Review quantity	Total picture	Total helpfulness	Days on amazon
1	OontZ Angle 3 (3rd Gen)	Cambridge Soundworks	B010OYASRG	25.99	4.4	36151	74	526	1545
2	OontZ Angle Solo	Cambridge Soundworks	B07DPVF8DQ	20.99	4.6	879	21	247	350
3	OontZ Angle 3 PLUS	Cambridge Soundworks	B01LZV6TYQ	22.94	4.4	5607	75	2372	372
4	Bluetooth Speakers, Anker Soundcore Bluetooth Speaker	Anker	B016XTADG2	27.95	4.5	13725	92	960	1433
5	DOSS Touch Wireless Bluetooth V4.0 Portable Speaker	DOSS	B01CQOV3YO	39.99	4.4	9391	86	666	1293

데이터는 R 3.5.3의 ‘rvest’ 패키지를 이용하여 웹 크롤링을 사용하여 수집하였다. 제품정보수집 알고리즘을 살펴보자면 다음과 같다. 먼저 아마존 베스트셀러 페이지에서 상품 고유코드번호를 (ASIN)을 수집한 뒤, 고유코드번호에 따른 URL이 새로 생성된다. 생성된 URL은 제품 데이터를 포함하고 있는 페이지이다. 웹 크롤러는 생성된 URL에서 평점, 리뷰의 양, 가격, 브랜드, 리뷰 콘텐츠, 유용성 (helpfulness)의 총 개수, 사진이 포함된 리뷰의 개수를 수집하여 데이터베이스에 저장한다. 마지막 100 순위의 제품 정보 수집을 마치게 되면 알고리즘을 종료한다.

수집된 데이터는 제품 데이터와 리뷰 데이터로 구분되었다. 제품 데이터에는 블루투스의 랭킹, 상품명, 브랜드, ASIN코드, 가격, 평점, 리뷰의 양, 사진이 포함된 리뷰의 개수, Helpfulness의 총 개수, 상품 게시일이 포함되어 있다. 8번의 수집 기간 동안 모은 데이터의 모델 수는 총 152개이며 <표 1>은 크롤링한 제품 정보의 예시이다. 리뷰 데이터는 날짜, 개별 리뷰의 평점, 리뷰의 제목, 리뷰의 내용으로 구성되었다. 예를 들어, Rank 1위에 해당하는 product(상품명)는 “OontZ Angle 3 (3rd Gen)”이고, Cambridge Soundworks에서 제조하였다. 아마존에서 사용되는 ASIN코드는 B010OYASRG 이며, 25.99달러에 판매되고 있다. 제품에 대한 별점은 평균 4.4를 기록하고 있으며 36,151개의 리뷰를 가지고 있다. 총 리뷰 중 사진을 포함하고 있는 리뷰의 개수는 74개이며 리뷰의 유용성(helpfulness) 총 합은 526이다. 또한 Days on amazon(상품 게시일)은 수집 기간을 기준으로 아마존에서 판매된지 1,545일이 경과한 제품인 것을 나타낸다. 리뷰 데이터를 수집할 때, 각 상품의 모든 리뷰를 수집하려고 했으나 크롤링할 수 있는 리뷰의 최대 개수가 5,000개로 제한되어 있어 각 상품마다 최대 5,000개씩의 리뷰 데이터를 수집하였으며, 5,000개가 넘는 리뷰를 가진 제품들은 최

근 순으로 5,000개의 리뷰를 수집하였다.

리뷰의 감성분석(텍스트 분석)에도 크롤링과 마찬가지로 R이 사용되었다. 텍스트 분석에 널리 사용되는 ‘tidyr’ 과 ‘tidytext’ 패키지를 이용하여 분석을 진행하였다(Silge and David 2016; Wickham and Henry 2016). 추가적으로 본 연구에서는 리뷰 데이터의 제목과 내용을 따로 구분하여 분석을 실시하였다. <표 2>는 리뷰 데이터의 예시이다.

<표 2> 리뷰 데이터의 예시

Title	Contents
Love It!	Works perfect! Love it!
Breaks easily	Case broke the first time I used it
Great Little Speaker	I use this when my friends and I go to the beach and it's a great speaker for the price
Perfect fit!	Awesome fitting case that really seems to cushion the speaker. Started to come apart after a month of use.
Fits to a ...	Good case to hold my Angle 3. Keeps it protected, and I can attach it if needed.
Excellent product	Economical way to get great sound!

Raw data 수집을 마친 뒤 데이터 정제 및 전처리 작업을 진행하였다. 첫째로, 리뷰의 제목(Title)과 내용(Contents)을 분류하였다. 그 다음 분석 과정에 사용되는 데이터를 적합하게 가공하는 과정을 거친 후 텍스트를 두 단어로 분할하는 bigram 프로세스를 수행하였다. bigram은 바이너리, 텍스트 등 전체 문자열을 N값으로 나눈 통계학적인 방법인 N-gram의 일종으로, N의 값에 따라 unigram, bigram, trigram 등으로 나누어진다(Michel et al. 2011). 이때 bigram이란 연속된 두 개의 단어를 하나로 묶어 분할한 방법이며 추출된 단어가 바로 전 단계에 추출된 단어에 의존하는 경우를 분석할 때 주로 사용된다. 해당 기법을 사용하면 부정어가 포함된 단어를 추출할 수 있다. 예를 들어, 부정어(no, not, never

등)가 포함된 단어는 본래의 단어와 반대의 의미를 가지므로 하나의 단어로 분할하는 unigram 방식으로는 분류할 수 없다. 이러한 이유로 본 연구에서는 보다 정확한 분석결과를 얻기 위해 bigram 방식을 사용하였다.

감성 사전은 Bing Liu가 제작한 Opinion Lexicon (2015)을 이용하였다. 해당 감성사전은 단일단어(Unigram)에 대한 감성을 긍정과 부정으로 구분하였다. tidytext에는 ‘Afinn’, ‘Bing’, ‘NRC’ 3개의 단어사전을 제공하고 있는데 각각의 어휘집은 다른 개발자 팀에 의해 만들어졌으며 모든 텍스트의 감정 분석을 목표로 하고 있다. Afinn은 단어 개수가 적고, NRC는 단어의 긍/부정 정확도가 떨어져 Opinion Lexicon을 채택하게 되었다. Opinion Lexicon은 총 6,786개의 단어로 구성되어 있고 2,005개의 긍정단어, 4,781개의 부정단어로 이루어져 있다.

2. 감성분석

정제된 텍스트를 두 단어로 분할하는 과정을 거친 후 감성 분석을 수행하였다. 감성 분석은 word2의 단어들과 감성사전의 단어들을 매칭시켜서 해당되는 단어들을 추출해낸다. 이 때 추출된 단어의 sentiment(감정)가 긍정적인 단어에 포함되는 경우 sentiment 열에 positive로 분류되고 부정적인 경우 negative로 분류된다. 이렇게 분류된 감성들을 긍정단어 개수와 부정 단어 개수를 계산한다. 이 과정을 통해 한 리뷰에 어떤 긍정적인 단어와 부정적인 단어가 사용되었는지 파악할 수 있다.

Hu et al.(2014)의 연구에서는 산출된 긍정 점수에서 부정 점수를 차감하는 계산식을 사용하였지만, 해당 계산식을 본 연구에 사용하면 긍정 점수와 부정 점수가 같은 경우 상쇄되어 0의 값을 가지게 된다. 이는 감성단어가 추출되지 않은 리뷰의 감성

지수와 같아지게 되므로 차별을 두기 위해 본 논문에서는 긍정점수와 부정점수를 따로 산출하였다. 다시 말해서, 개별 리뷰의 긍/부정 단어를 모두 합쳐 전체 리뷰의 개수로 나누어 제품의 평균 긍/부정 점수를 계산하는 방법을 택하였다. 감성분석을 통해 도출된 감성지수의 계산식은 다음과 같다.

$$Sentiment_i = \frac{RS_1 + RS_2 + RS_3 + \dots + RS_n}{n}$$

RS_n : 제품 i 의 n 번째 리뷰의 감성점수
 n : 리뷰의 총 개수

3. 회귀분석모델

본 논문의 회귀분석 모델에는 1개의 종속변수와 7개의 독립변수 그리고 6개의 통제변수가 있다. 연구에 사용된 회귀 모델은 다음과 같다. 즉, 블루투스 스피커의 매출을 예측하기 위하여 독립변수로는 리뷰의 양, 평점, 리뷰 내용의 긍정점수, 리뷰 내용의 부정점수, 리뷰 제목의 긍정점수, 리뷰 제목의 부정점수, 브랜드 명성을 투입하였다. 또한 브랜드 명성×리뷰의 양, 브랜드 명성×감성지수의 상호작용항을 추가로 투입하였다. 통제변수로는 가격, 유용성, 상품 게시일, 사진을 포함한 리뷰의 개수, 리뷰 제목의 단어 개수, 리뷰 내용의 단어 개수를 투입하였다.

$$\ln(1/SR_{jt}) = \beta_0 + \beta_1 \ln(NR_{jt}) + \beta_2 \ln(AR_{jt}) + \beta_3 (CPO_j) + \beta_4 (CNE_j) + \beta_5 (TPO_j) + \beta_6 (TNE_j) + \beta_7 (BS_j) + \beta_8 \ln(NR_{jt}) \times BS_j + \beta_9 (TPO_j) \times BS_j + \beta_{10} (TNE_j) \times BS_j + \beta_{11} (CPO_j) \times BS_j + \beta_{12} (CNE_j) \times BS_j + \beta_{13} (P_{jt}) + \beta_3 (SH_j) + \beta_{15} (DA_j) + \beta_{16} (RP_j) + \beta_{17} (TWC_j) + \beta_{18} (CWC_j)$$

SR_{jt} : t기간에 제품j의 판매 랭킹

NR_{jt} : t기간에 제품 j의 리뷰 총 개수

AR_{jt} : t기간에 제품 j의 평균 평점

CPO_j : 제품 j의 리뷰의 내용에서 계산된 긍정점수

- CNE_j : 제품 j의 리뷰의 내용에서 계산된 부정점수
- TPO_j : 제품 j의 리뷰의 제목에서 계산된 긍정점수
- TNE_j : 제품 j의 리뷰 제목에서 계산된 부정점수
- BS_j : 제품 j의 브랜드 명성 여부
- P_t : t기간에 제품 j의 가격
- SH_j : 제품 j의 리뷰의 총 helpfulness 개수
- DA_j : 제품 j의 아마존 게시일(일수)
- RP_j : 제품 j의 리뷰에 사진이 포함된 개수
- TWC_j : 제품 j의 리뷰 제목에 쓰인 단어의 개수
- CWC_j : 제품 j의 리뷰 내용에 쓰인 단어의 개수

종속변수는 매출(sales)로 지정하였으나 아마존에서는 매출 데이터를 제공하지 않아 정확한 매출을 확인할 수 없다. 하지만 아마존은 베스트셀러 카테고리 판매 순위를 1위부터 100위까지 제공하므로 이를 이용하여 매출을 추론할 수 있다. 선행 연구들(Brynjolfsson, Hu and Simester 2011; Brynjolfsson, Hu and Smith 2003; Ghose and Sundararajan 2005)에 의하면 상품들의 매출과 판매 순위 간의 관계가 파레토 법칙을 통해 설명된다. 파레토 법칙에 의하면 매출(sales)과 판매 순위(Sales rank)는 선형을 이루고 있는데, 해당 식은 다음과 같다.

$$\ln(\text{sales}) \approx a + b \times \ln(\text{sales rank})$$

이러한 선형 관계는 도서, 소프트웨어, 여성 의류, 전자 기기 등 다양한 카테고리에서 나타났다. Ho-Dac et al.(2013)에 의하면, 파레토 법칙이 유지된다고 가정했을 때 $\ln(\text{sales})$ 을 사용하는 대신 $\ln(1/\text{sales rank})$ 을 사용하면 추정 계수와 표준 오차가 상수로 스케일링되고 추정된 절편이 다른 상수만큼 이동된다. 이것은 계수의 의미나 부호를 바꾸지 않기 때문에 두 모델 간에 큰 차이를 가지지 않고 계수의 가독성을 높일 수 있다는 장점이 있다. 본 논문에서는 이와 같은 이유로 판매순위의 역수를 로그로 변환하여 $\ln(1/\text{rank})$ 과 같은 형식으로 매출을 산출하였다.

리뷰의 감성지수는 리뷰의 제목과 내용의 긍정 점수(contents positive score)와 부정 점수(contents negative score)로 나누어지는데, 이는 감성분석을 통해 계산된 긍정(부정) 점수이다. 감성지수는 개별 리뷰에서 긍정(부정)단어의 수를 추출한 뒤 전체 리뷰의 수로 나누어 산출하였다. 이 계산을 통해 한 제품에 평균 긍정(부정)단어가 몇 개가 쓰였는지를 파악할 수 있다. positive score가 높을수록 긍정적인 단어가 많이 쓰였다는 의미이며 마찬가지로 negative score가 높을수록 부정적인 단어가 많이 쓰였다는 것을 의미한다.

브랜드 명성(brand strength)은 강한 브랜드와 약한 브랜드를 나눈 것으로 강한 브랜드를 1, 약한 브랜드를 0으로 코딩하여 나타냈다. 해당 브랜드 명성은 리서치 회사인 Arizton의 Bluetooth Speaker Market in US - Industry Outlook and Forecast 2018-2023에서 발표한 Major Brand를 통해 선정하였다. 강한 브랜드(높은 브랜드 명성)로는 Bose, JBL, Sony, Philips, Harman Kardon, Logitech로 총 53개의 브랜드 중 6개의 브랜드를 선정하였다.

본 연구에서는 통제 변수를 크게 제품 특성과 리뷰 특성으로 구분하여 반영하였다. 먼저 제품 특성으로 가격과 상품 게시일을 고려하였는데, 다수의 선행연구(Hu et al. 2014; Moon, Bergey and Iacobucci 2010)에서 제품의 가격과 출시일이 매출에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 리뷰 특성으로는 리뷰 유용성, 사진을 포함한 리뷰의 개수, 리뷰 제목의 단어 개수, 리뷰 내용의 단어 개수를 고려하였다. 리뷰 유용성은 기존 연구들에서 평점뿐만 아니라 매출에도 유의한 영향을 미치는 것으로 밝혀졌으며(Hu et al. 2014; Rosario, Sotgiu, Valck and Bijmolt 2016), 리뷰의 사진과 길이는 리뷰의 유용성과 평점에 영향을 미친다는 연구(Salehan and Dan 2016; Yang, Shin, Joun and Koo 2017)들을 참고하여 통제변수로 반영하였다.

IV. 실증분석 결과

1. 기술 통계 분석

데이터 수집 및 분석단계를 거친 변수들의 기술통계는 <표 3>과 같다. 가격은 베스트셀러 제품들의 가격을 의미하는 것으로 이때 가격의 평균은 약 69.33달러이며 최저 가격은 7.98달러, 최고 가격은 379.95달러이다. 평점(rating)은 소비자가 평가한 제품의 평균 별점이다. 베스트셀러 제품들의 별점은 평균 약 4.44점을 기록하고 있는데 5점을 만점으로 보았을 때 전반적으로 상품들이 높은 평점을 가지고 있음을 알 수 있다.

회귀분석을 수행하기 전에 각 변수들의 선형성을 확보하기 위하여 독립변수와 종속변수 간의 상관관계(<표 4>)와 산점도로 살펴보았다. 그 결과 평점(rating)과 리뷰의 양(review_qty)의 모양이 한 쪽으로 치우쳐 분포하고 있었기 때문에 해당 변수들과

종속변수와의 분포를 선형으로 만들기 위하여 Kim, Yoon and Choi (2019)의 연구를 참고하여 각 변수를 로그로 변환하여 회귀 분석을 실시하였다.

<표 3> 기술통계

	Min	Max	Mean	SD
랭킹(rank)	1	100	50.50	28.89
리뷰의 양	3	36722	1618.86	3977.97
평점(rating)	3.3	5.0	4.44	.20
리뷰 내용의 긍정점수	0	5.42	2.50	.72
리뷰 내용의 부정점수	0	1.53	.61	.24
리뷰 제목의 긍정점수	0.2	4.87	1.17	1.15
리뷰 제목의 부정점수	0	1.83	.26	.29
가격	7.98	379.95	69.33	58.50
Helpfulness의 총 개수	0	5069	423.78	971.49
상품 게시일	65	3714	787.46	620.86
사진을 포함한 리뷰의 수	0	1219	24.44	72.17
제목의 단어 개수	0	5.40	4.14	.43
내용의 단어 개수	0	66.67	35.84	10.04

<표 4> 상관관계표

변수명	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1 Ln(1/rank)	1													
2 log(Reivew_quantity)	.556**	1												
3 log(Rating)	0.050	-.163**	1											
4 Contents positive score	-.141**	0.006	.080*	1										
5 Contents negative score	-0.011	.114**	0.006	.488**	1									
6 Title positive score	.115**	.077*	0.048	-0.037	-0.048	1								
7 Title negative score	.075*	0.054	0.068	-0.021	-.082*	.881**	1							
8 Brand strength	-.139**	-.168**	.176**	-0.028	-0.020	0.009	0.035	1						
9 Price	-.176**	-.177**	-0.050	.168**	0.018	-0.029	0.006	.427**	1					
10 Sum of helpfulness	.239**	.128**	.070*	0.030	-0.005	0.028	0.027	0.001	-.079*	1				
11 Days on amazon	.122**	.512**	-.298**	-0.071	.193**	0.029	0.048	-.101**	-0.039	0.006	1			
12 # of reviews including Picture	.133**	0.046	-0.010	-0.019	.077*	-0.014	-0.023	0.019	-0.062	.159**	0.024	1		
13 Title wordcount	-0.006	0.066	-0.059	-0.014	0.040	-.083*	-.128**	-0.062	-0.068	0.014	0.039	0.031	1	
14 Contents wordcount	-0.058	-.148**	.074*	0.018	-0.002	-0.045	-0.032	-0.010	-.080*	-0.024	-.086*	0.010	.657**	1

* p<.05, ** p<.01

2. 가설검증

본 연구는 리뷰가 매출에 미치는 영향력을 분석하기 위하여 회귀분석(regression)을 실시하였다. 회귀분석을 실행하기 전에 회귀식에 포함된 각 변수들의 다중공선성(multicollinearity)을 진단하기 위하여 분산팽창지수(Variance Inflation Factors)를 확인한 결과, 모든 변수 분산팽창지수가 10미만인 것으로 나타나 다중공선성은 없는 것으로 확인되었다. 회귀분석은 각 변수들의 영향력을 좀 더 명확하게 파악하기 위하여 단계적으로 실시하였으며 그 결과는 <표 5>와 같다.

먼저, 리뷰의 양과 평점에 대한 결과를 살펴보면, 모든 단계에서 매출에 긍정적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉, 리뷰의 양이 많을수록, 리뷰의 평점이 높을수록 매출에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타나 기존 선행연구에서 검증된 내용들을 재확인할 수 있었다. 다음으로, 리뷰 내용에서 나타난 감성의 정도(감성지수)가 매출에 미치는 영향력을 살펴보면, 리뷰 내용의 긍정점수는 모형 2, 3, 4에서는 오히려 부정적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 모형 5에서는 유의하지 않는 것으로 나타났다. 리뷰 내용의 부정점수는 모형 2, 3, 4에서는 유의하지 않았으나 모형 5에서는

<표 5> 회귀분석 결과

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
	β	β	β	β	β
log(리뷰의 양) (A)	0.646 ***	0.663 ***	0.659 ***	0.653 ***	0.772 ***
log(평점)	0.076 *	0.085 **	0.080 **	0.104 ***	0.106 ***
리뷰 내용의 긍정 점수 (B)		-0.172 ***	-0.171 ***	-0.192 ***	-0.073
리뷰 내용의 부정 점수 (C)		0.012	0.003	0.012	-0.085 *
리뷰 제목의 긍정 점수 (D)			0.187 **	0.176 **	0.268 ***
리뷰 제목의 부정 점수 (E)			-0.140 *	-0.126 *	-0.239 **
브랜드 명성				-0.120 ***	-0.153 ***
브랜드 명성 * (A)					-0.183 ***
브랜드 명성 * (B)					-0.147 ***
브랜드 명성 * (C)					0.118 **
브랜드 명성 * (D)					-0.196 *
브랜드 명성 * (E)					0.186 *
가격	-0.060 *	-0.024	-0.022	0.040	0.072 *
유용성	0.129 ***	0.133 ***	0.132 ***	0.134 ***	0.120 ***
상품 게시일	-0.183 ***	-0.202 ***	-0.199 ***	-0.202 ***	-0.181 ***
사진을 포함한 리뷰의 개수	0.080 **	0.076 **	0.076 **	0.081 *	0.084 **
리뷰 제목의 단어 개수	-0.097 *	-0.091 *	-0.089 *	-0.093 *	-0.111 **
리뷰 내용의 단어 개수	0.055	0.053	0.052	0.053	0.046
R 제곱	0.395	0.421	0.429	0.439	0.470
수정된 R 제곱	0.388	0.412	0.419	0.428	0.457

*** p<.001, ** p<.01, * p<.05

부정적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 따라서 가설 1-1은 부분적으로 채택되었다. 반면 리뷰 제목의 긍정점수는 모형 3, 4, 5에서 모두 긍정적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 리뷰 제목의 부정점수도 모형 3, 4, 5에서 모두 부정적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타나 가설 1-2는 채택되었다. 이러한 결과들을 종합적으로 고려해 볼 때 소비자가 전체적으로 리뷰의 내용보다 리뷰의 제목에서 나타난 감성지수에 더 많은 영향을 받는다는 것을 알 수 있으며, 이는 가설 1-3을 지지하는 결과이다.

다음으로, 가설 2를 검증하기 위하여 브랜드 명성과 리뷰의 양, 브랜드 명성과 감성지수의 상호작용을 투입한 모형 5를 살펴보면, 브랜드 명성과 리뷰의 양, 감성 지수의 상호작용이 모두 유의한 것으로 나타났다. 브랜드 명성과 리뷰의 양의 상호작용은 β 값이 음수로 나타났으며 ($\beta = -.183, p < .000$), 이는 약한 브랜드의 경우 리뷰의 양이 매출에 미치는 영향은 강한 브랜드보다 더 크다는 것으로 해석할 수 있다. 따라서 가설 2-1은 채택되었다.

브랜드 명성과 리뷰 내용의 긍정 점수의 상호작용은 유의한 것으로 나타났는데 ($\beta = -.147, p < .001$), 이는 브랜드 명성이 낮은 경우(-), 브랜드 명성이 높은 제품보다 리뷰 내용의 긍정적인 단어(+)가 매출에 미치는 영향이 크다고 해석할 수 있다. 브랜드 명성과 리뷰 내용 부정 점수의 상호작용도 유의하였는데 ($\beta = .118, p < .01$), 브랜드 명성이 낮은 경우(-)가 강한 경우보다 리뷰 내용에서 부정 점수가 높을수록(-) 매출에 미치는 영향력 큰 것으로 해석할 수 있다. 따라서 가설 2-2는 채택되었다.

브랜드 명성과 리뷰 제목의 긍정 점수의 상호작용은 부정적으로 유의한 것으로 나타났는데 ($\beta = .196, p < .05$), 이는 브랜드 명성이 낮은 경우(-) 브랜드 명성이 높은 경우보다 리뷰 제목에서 나타난 긍정 점수가 높을수록(+) 매출에 긍정적인 영향을 미

치는 것으로 해석할 수 있다. 반면 브랜드 명성과 리뷰 제목의 부정 점수의 상호작용은 긍정적으로 유의한 것으로 나타났는데 ($\beta = .186, p < .05$). 이러한 결과는 브랜드 명성이 낮은 경우(-)에는 높은 경우보다 리뷰 제목에서 부정적인 단어가 적게 사용될수록(-) 매출이 증가한다는 것을 의미한다. 따라서 가설 2-3도 채택되었다.

이외에도 통제변수가 종속변수에 미치는 영향을 살펴보면, 가격 ($\beta = .072, p < .05$)과 유용성 ($\beta = .120, p < .001$)이 매출에 미치는 영향이 유의한 것으로 나타났다. 두 변수의 β 값이 양수이므로 가격이 높고 리뷰의 helpfulness의 수가 많을수록 매출이 높다는 것을 알 수 있다. 반면, 상품 게시일은 매출에 부정적인 영향력을 미치는 것으로 나타났는데 ($\beta = -.181, p < .001$). 이는 아마존에 상품 게시일이 오래되지 않을수록, 다시 말해서 상품이 최신이거나 아마존에 게시된 시간의 경과가 짧을수록 매출이 높은 것을 의미한다. 사진을 포함하고 있는 리뷰의 개수가 매출에 미치는 영향도 유의한 것으로 나타났는데 ($\beta = .084, p < .01$), 사진이 포함된 리뷰의 개수가 많을수록 매출에 긍정적인 효과가 있음을 확인하였다. 마지막으로 리뷰 제목의 단어 개수와 리뷰 내용의 단어 개수를 살펴보면, 다소 다른 결과를 보여주고 있다. 리뷰 제목의 단어 개수는 매출에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났는데 ($\beta = -.111, p < .01$), 이는 제목의 단어 수가 짧을수록 매출이 높은 것을 뜻하며, 소비자가 리뷰의 제목이 긴 것보다 단순하고 정확한 것을 선호한다고 해석할 수 있다. 반면 리뷰 내용의 단어 개수는 매출에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났는데 ($\beta = .046, p > .05$).

V. 결론 및 시사점

1. 연구 결과 요약

본 연구에서 사용된 데이터는 아마존에서 판매되는 블루투스 스피커의 베스트셀러 제품으로 2019년 8월 14일부터 9월 7일까지 주중/주말로 나누어 약 8번의 데이터 수집과정을 거쳐 데이터를 구성하였다. R을 이용하여 제품 정보를 크롤링하였고, 정제 및 병합 과정을 거쳐 감성분석을 수행하였다. 감성 분석에는 ‘Opinion lexicon’을 바탕으로 단어 수정 및 변형을 거쳐 사용하였고 그 이후 SPSS를 이용하여 회귀분석을 진행하였다.

연구 결과, 리뷰의 양이 매출에 미치는 영향력이 가장 높은 것으로 나타났으며 단지 온라인 리뷰의 평점과 유용성과 같은 정량적 정보보다 리뷰에서 나타난 감성(긍정/부정)의 정도가 매출에 더 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 결론을 요약하자면 다음과 같다. 첫째, 리뷰의 양과 평점이 매출에 미치는 영향은 유의한 것으로 나타났는데 가장 큰 요인은 리뷰의 양이며 많은 연구에서 밝혀졌듯이, 본 연구에서도 정량적 정보에 해당하는 평점과 리뷰의 양이 매출에 영향을 미치는 것으로 드러났다.

둘째, 감성의 정도가 매출에 영향을 미친다는 점을 확인하였다. 연구 결과, 리뷰의 제목에서 나타난 긍정 점수와 부정 점수 모두 매출에 긍정적, 부정적인 영향을 미쳤던 반면 리뷰의 내용에서는 부정 점수만이 매출에 부정적인 영향을 주었고 긍정 점수는 영향을 미치지 않았다. 또한 소비자는 리뷰의 제목과 내용 중 제목의 감성지수의 영향을 더 많이 받는 것으로 나타났다. 이는 소비자가 휴리스틱에 의해 비교적 짧은 길이의 제목을 보고 구매 의사결정을 하는 경향이 크다고 해석할 수 있다.

셋째, 브랜드 명성에 따른 리뷰의 양과 감성 정도의 상호작용 또한 매출에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 브랜드 명성이 높은 경우보다 낮은 경우에 리뷰의 양이 많을수록 매출이 높은 것으로 나타났고, 리뷰의 제목과 내용의 긍정(부정)점수가 매출에 긍정(부정)적인 영향을 미친다는 결과가 나타났다.

이는 제품의 브랜드의 인지도가 낮은 경우, 강한 브랜드에 비해 신뢰도가 낮으므로 소비자가 리뷰를 통해 더 많은 정보를 파악하고 구매 의사결정에 적극적으로 활용한다고 해석할 수 있다.

2. 학문적 및 실무적 시사점

본 연구의 학문적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 매출에 영향을 미치는 요인을 다양하게 확장하였다. 많은 선행 연구에서는 매출에 영향을 미치는 요인으로 리뷰의 양, 평점, 가격 등과 같은 정량적인 요소들에 집중하여 분석하였다. 그러나 본 연구에서는 이외에도 텍스트 감성지수를 계산하여 긍/부정 정도를 도출하였고, 유용성, 텍스트의 단어 개수, 브랜드를 포함하여 보다 심층적인 있는 분석을 진행하였다. 특히 기존 연구에서는 리뷰의 감성지수가 매출에 미치는 영향을 단편적으로 살펴본 것이라면 본 연구에서는 브랜드 명성에 따라 감성지수의 영향력이 달라짐을 밝힘으로써 리뷰에 대한 감성분석에도 다양한 조절요인이 존재할 수 있음을 제시하였다.

둘째, 감성 분석의 새로운 방식을 제시하였다. 세 가지 감성사전을 비교하여 Bing Liu가 제작한 Opinion Lexicon을 이용하여 감성분석을 시행하였다. 또한 Bigram 방식을 통해 부정어의 의미를 도출하였고, 특징 별로 쓰이는 단어의 감성을 수정하여 소비자의 감성분석의 정확도를 향상시켰다. 기존의 연구에서는 감성의 정도를 파악하기 위하여 긍정 점수에서 부정 점수를 차감하여 도출한 계산식을 사용하였는데, 본 연구에서는 긍정 점수와 부정 점수를 따로 계산하여 긍정적인 감정과 부정적인 감정이 매출에 각각 어떠한 영향을 미치는지를 파악하였다. 연구결과에서 확인할 수 있듯이 긍정 점수와 부정 점수가 모두 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 브랜드 명성과의 상호작용에서도 모두

유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 본 연구에서 제시한 감성지수 산출방식을 다른 분야에도 적용한다면 리뷰의 영향력을 좀 더 상세히 분석할 수 있을 것이다.

셋째, 리뷰의 감성분석을 제목과 내용으로 구분하여 그 영향력을 살펴보았으며, 리뷰의 내용보다 제목의 감성지수가 매출에 더 큰 영향을 미친다는 것을 보여주었다. 이러한 결과는 리뷰의 내용과 제목을 통합하여 감성분석을 실시한 기존 선행연구에서 확장하여 리뷰를 좀 더 세부적으로 구분하여 감성분석을 적용할 필요가 있음을 제시하였다는 측면에서 시사하는 바가 크다. 또한, 본 연구에서는 온라인에 존재하는 상품평을 중심으로 연구가 진행되었으나 본 연구에서 확인한 유사한 효과를 소셜 네트워크 서비스나 뉴스 댓글과 같은 다른 유형의 구전에서 기대할 수 있다. 예를 들면, 본 연구에서 리뷰를 제목과 내용으로 구분하여 분석한 것처럼 다른 유형의 콘텐츠에서도 제목과 내용으로 구분할 수 있으며, 제목이 존재하지 않는 경우에는 첫 문장과 내용으로 구분하여 그 영향력을 살펴볼 수 있다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 기업들에게 리뷰 제목의 중요성을 강조하였다. 연구 결과에서 리뷰의 양과 평점뿐만 아니라 리뷰의 제목도 매출에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났는데, 이는 기업들에게 리뷰 제목의 중요성을 인식시키고 리뷰 관리를 더욱 효율적으로 집행할 수 있도록 시사점을 제안하였다.

둘째, 본 연구의 결과는 명성이 낮은 브랜드의 마케팅 전략에 도움을 줄 수 있다. 본 논문에서는 브랜드 명성이 높을 때와 낮을 때를 구분하여 진행하였는데, 브랜드 명성이 낮은 경우 리뷰의 감성정도가 매출에 미치는 영향이 더 크다는 결과를 확인하였다. 또한 리뷰의 내용과 제목에서 나타난 긍정/부정 점수가 매출에 미치는 영향이 유의하였다. 리뷰 내용의 긍정 점수는 매출에 미치는 영향이 유의하지

않았으나, 브랜드 명성과의 상호작용 효과를 분석하였을 때에는 유의한 것으로 나타났다. 이러한 결과들을 통해 브랜드 명성이 낮은 경우에는 소비자들이 리뷰의 제목뿐만 아니라 리뷰의 내용도 자세히 살펴보고 구매한다는 것을 유추할 수 있다. 따라서 브랜드 명성이 높은 기업은 리뷰의 양, 평점, 제목 위주로 효율적인 관리를 수행해야 하지만, 브랜드 명성이 낮은 기업은 리뷰의 양, 평점, 제목, 내용도 함께 관리해야함을 제시한다.

3. 한계점 및 향후 연구방향

본 연구의 한계점과 향후 연구방향은 다음과 같다. 첫째, 좀 더 고도화된 감성분석을 적용할 필요가 있다. 본 연구에서는 전반적인 감성에 대해 분석을 시행하였지만 보다 정교한 감성연구를 위해서는 긍정/부정 단어의 강도 측정이나 단어들의 상관관계 분석을 통한 감성분석이 필요하다. 또한 고도화된 감성분석을 위한 감성사전의 개선이 필요하다. 제품에 따라 단어의 감성이 바뀌는 경우가 있으므로 제품 특징별로 단어의 긍정/부정 평가에 대한 자동적인 변환이 필요하다. 또한 특정 단어가 이중적 의미를 가지는 경우가 있으며, 신조어나 인터넷 채팅용어가 감성사전에는 반영되지 않으므로 향후 연구에서는 이러한 감성분석과 감성사전의 부족한 부분들을 보완하여 연구를 진행해야 할 것이다.

둘째, 본 연구에서는 아마존에서 판매되는 블루투스 스피커에 대한 온라인 리뷰를 분석하였으므로 본 연구의 결과를 다른 지역이나 제품으로 확대하여 적용하기에는 한계가 있다. 온라인 리뷰의 세부적인 특성이 제품 판매에 미치는 영향력은 소비자의 문화나 성향에 따라 달라질 수 있으며, 제품마다 다를 수 있다. 따라서 향후 연구에서는 다양한 지역에서 판매되는 온라인 쇼핑 채널에서 다양한 제품을 대상으로 감성분석을 수행할 필요가 있다.

논문접수일: 2020. 03. 07.

1차 수정본 접수일: 2020. 04. 13.

게재확정일: 2020. 05. 25.

참고문헌

- Ambler, Naveen and Tung Bui (2011), "Harnessing the influence of social proof in online shopping: The effect of electronic word of mouth on sales of digital microproducts," *International journal of electronic commerce*, 16(2), 91-114.
- Archak, N., A. Ghose and P. G. Ipeiritis (2011), "Deriving the pricing power of product features by mining consumer reviews," *Management Science*, 57(8), 1485-1509.
- Arizton (2018). Bluetooth Speaker Market in US - Industry Outlook and Forecast 2018-2023, from <https://www.arizton.com/market-report/us-bluetooth-speaker-market-analysis-size-share-growth/snapshots>
- Berger, Jonah, Alan T. Sorensen and Scott J. Rasmussen (2010), "Positive Effects of Negative Publicity: When Negative Reviews Increase Sales," *Marketing Science*, 29(5), 815-827.
- Brynjolfsson, Erik, Yu Hu and Duncan Simester. (2011), "Goodbye pareto principle, hello long tail: The effect of search costs on the concentration of product sales," *Management Science*, 57(8), 1373-1386.
- Brynjolfsson, Erik, Yu Hu and Michael D. Smith (2003), "Consumer surplus in the digital economy: Estimating the value of increased product variety at online booksellers," *Management Science*, 49(1), 1580-1596.
- Chevalier, Judith A. and Dina Mayzlin (2006), "The effect of word of mouth on sales: Online book reviews," *Journal of Marketing Research*, 43(3), 345-354.
- Chintagunta, Pradeep K., Shyam Gopinath and Sriram Venkataraman (2010), "The effects of online user reviews on movie box office performance: Accounting for sequential rollout and aggregation across local markets," *Marketing Science*, 29(5), 944-957.
- Cho, ChunHan, SeungHo Ahn, YoungDon Son (2012), "A Study Regarding the Effects of Direction of Comments about Online Reviews and Credibility of Web Sites on Brand Attitudes Toward Services: Comparison between Korean and Chinese Cases," *Journal of Information Technology Services*, 11(2), 69-91.
- Chua, Alton Y. K. and Snehasish Banerjee (2017), "Analyzing review efficacy on Amazon.com: Does the rich grow richer?" *Computers in Human Behavior*, 75, 501-509.
- Cui, Geng, Hon-Kwong Lui and Xiaoning Guo (2012), "The effect of online consumer reviews on new product sales," *International Journal of Electronic Commerce*, 17(1), 39-58.
- Dor, Daniel (2003), "On newspaper headlines as relevance optimizers," *Journal of Pragmatics*, 35(5), 695-721,

- Forman, Chris, Anindya Ghose and Batia Wiesenfeld (2008), "Examining the relationship between reviews and sales: The role of reviewer identity disclosure in electronic markets," *Information systems research*, 19(3), 291-313.
- Ghose, Anindya and Arun Sundararajan.(2005), "Evaluating pricing strategy using e-commerce data: Evidence and estimation challenges," *Statistical Science*, 21(2), 131-142.
- Ho-Dac, Nga N., Stephen J. Carson and William L. Moore (2013), "The effects of positive and negative online customer reviews: do brand strength and category maturity matter?." *Journal of Marketing*, 77(6), 37-53.
- Huang, Jen-Hung and Yi-Fen Chen (2006), "Herding in online product choice," *Psychology & Marketing*, 23(5), 413-428.
- Hu, Nan, Noi Sian Koh and Srinivas K. Reddy (2014), "Ratings lead you to the product, reviews help you clinch it? The mediating role of online review sentiments on product sales," *Decision Support Systems*, 57, 42-53.
- Jang, G. E., S. H. Park and W. J. Kim (2015), "Automatic construction of a negative/positive corpus and emotional classification using the internet emotional sign," *Journal of KIISE*, 42, 512-521.
- Jo, Jung-Tae and SangHyun Choi (2015), "Sentiment Analysis of movie review for predicting movie rating," *Management & Information Systems Review*, 34(3), 161-177.
- Jung, Hyung-Hak, Ja Young Choi, Ju-Young Park (2019), "The Effect of Online Consumer Ratings and Quantity of Reviews on Visiting Intention: Focusing on the Types of Restaurant," *Journal of Channel and Retailing*, 24(4), 1-21.
- Jung, Keun-Woong and Jonguk Kim, (2018), "A Study on the Effects of Online Word-of-Mouth on Game Consumers Based on Sentimental Analysis," *Journal of Digital Convergence*, 16(3), 145-156.
- Kim, Do-kyoung and Kim In-sin (2017), "An Analysis of Hotel Selection Attributes Present in Online Reviews Using Text Mining," *Journal of Tourism Sciences*, 41(9), 109-127.
- Kim, WG., H. Lim and R. A. Brymer (2015), "The effectiveness of managing social media on hotel performance," *International Journal of Hospitality. Management*. 44, 165-171.
- Lu, X., S. Ba, L. Huang and Y. Feng (2013), "Promotional Marketing or Word-of-Mouth? Evidence from Online Restaurant Reviews," *Information Systems Research*, 24(3), 596-612.
- Lim, Young-hee and Hong-bumm Kim (2019), "A study on the sentiment analysis using big data of hotels online review," *Korean Journal of Hospitality and Tourism*, 28(7), 105-123.
- Liu, Bing (2010), "Sentiment analysis and subjectivity," *Handbook of natural language processing*, 2, 627-666.
- Matfield (2011), The Impact of Customer Reviews and Ratings on Conversion Rates. Retrieved February 20, 2020, from <https://www.smartinsights.com/conversion-optimisation/product-page-opti>

- misation/reviews-conversion-rate-impact/
- Michel, Jean-Baptiste, Yuan Kui Shen, Aviva Presser Aiden, Adrian Veres, Matthew K. Gray, Joseph P. Pickett and Steven Pinker (2011), "Quantitative analysis of culture using millions of digitized books," *Science*, 331(6014), 176-182.
- Mitra, D. and P. N. Golder (2006), "How does objective quality affect perceived quality? Short-term effects, long-term effects, and asymmetries," *Marketing Science*, 25(3), 230-247.
- Moon, Sangkil, Paul K Bergey and Dawn Iacobucci (2010), "Dynamic Effects Among Movie Ratings, Movie Revenues, and Viewer Satisfaction," *Journal of Marketing*, 74(1), 108-121.
- Park, Chan and Chang Jo Yoo (2006), "Study on the Effects of Consumers' Word of Mouth about Brand Experiences and Responses on Brand Evaluations at Online Context," *Journal of Consumer Studies*, 17(1), 73-93.
- Raoul V. Kübler, Anatoli Colicev and Koen H. Pauwels (2019), "Social Media's Impact on the Consumer Mindset: When to Use Which Sentiment Extraction Tool?" *Journal of Interactive Marketing*, Advance online publication.doi:10.1016/j.intmar.2019.08.001
- Rosario, Ana Babić, Francesca Sotgiu, Kristine De Valck and Tammo H. A. Bijmolt (2016), "The Effect of Electronic Word of Mouth on Sales: A Meta-Analytic Review of Platform, Product, and Metric Factors," *Journal of Marketing Research*, 53(3), 297-229.
- Ryan, J. and R. Casidy (2018), "The role of brand reputation in organic food consumption: A behavioral reasoning perspective," *Journal of Retailing and Consumer Services*, 41, 239-247.
- Salehan, Mohammad and Dan J. Kim (2016), "Predicting the performance of online consumer reviews: A sentiment mining approach to big data analytics," *Decision Support Systems*, 81, 30-40,
- Schiffman, Leon G., Leslie Lazar Kanuk and Joseph Wisenblit. (2007), *Consumer behavior*. Upper Saddle River, NJ
- Selnes, F. (1993), "An examination of the effect of product performance on brand reputation, satisfaction and loyalty," *European Journal of Marketing*, 27(9), 19-35.
- Song Ho-Joon and Sung-Yong Chun (2019), "The Effect of Ratings Distribution on Product Attitudes in Online Shopping Mall: Moderating Effect of Social Exclusion and Social Distance," *Journal of Channel and Retailing*, 24(3), 109-132.
- Silge, Julia and David Robinson. (2016). tidytext: Text Mining and Analysis Using Tidy Data Principles in R. J. Open Source Software, 1(3), 37
- Sim, Young-seok and Hong-bumm Kim (2016), "A Study of Destination Image and Measurement Using Text Mining," *Journal of Tourism Sciences*, 40(7), 221-245.

- Torres, E. N., D. Singh and A. Robertson-Ring (2015), "Consumer reviews and the creation of booking transaction value: lessons from the hotel industry," *International Journal of Hospitality Management*, 50, 77-83.
- Walsh, Gianfranco, Sharon Beatty and Edward Shiu (2009), "The customer-based corporate reputation scale: Replication and short form," *Journal of Business Research*, 62(10), 924-930.
- Wickham, Hadley and Henry Lionel (2017), Tidy: Easily Tidy Data with 'spread ()' and 'gather ()' functions. R package version 0.6.1.
- Willemsen, Lotte M., Peter C. Neijens, Fred Bronner and Jan A. de Ridder (2011), "'Highly recommended!' The content characteristics and perceived usefulness of online consumer reviews," *Journal of Computer-Mediated Communication*, 17(1), 19-38.
- Yang, Jing, Rathindra Sarathy and Stephen M. Walsh (2016), "Do review valence and review volume impact consumers' purchase decisions as assumed?" *Nankai Business Review International*, 7(2), 231-257.
- Yang, Sung-Byung, Seung-Hun Shin, Youhee Joun and Chulmo Koo (2017), "Exploring the comparative importance of online hotel reviews' heuristic attributes in review helpfulness: a conjoint analysis approach," *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 34(7), 963-985.
- Zhu, Feng and Xiaoquan (Michael) Zhang (2010), "Impact of Online Consumer Reviews on Sales: The Moderating Role of Product and Consumer Characteristics," *Journal of Marketing*, 74(2), 133-148.
- Zhou, Yusheng, Shuiqing Yang, Yixiao Li, Yuangao Chen, Jianrong Yao and Atika Qazi (2020), "Does the review deserve more helpfulness when its title resembles the content? Locating helpful reviews by text mining," *Information Processing & Management*, 57(2), 1-11.

The Impact of Online Review Volume, Rating, and Sentiment Score on Sales: Focusing on the Moderating Effect of Brand Reputation*

Ja Young Choi**, Hyeon A Kim***, Yong Bum Kim****

ABSTRACT

The importance of online reviews has long been recognized because it influences consumers' decisions to purchase a product. This affects the interest of companies and researchers about the impact of online reviews. In the past, research on quantitative information such as the rating and quantity of online reviews has been conducted. At present, analysis of in-depth qualitative information, such as identifying the sentiment of reviews through text analysis, is in progress. Therefore, In this study, the impact of online reviews on sales was examined by considering both quantitative and qualitative information of online reviews.

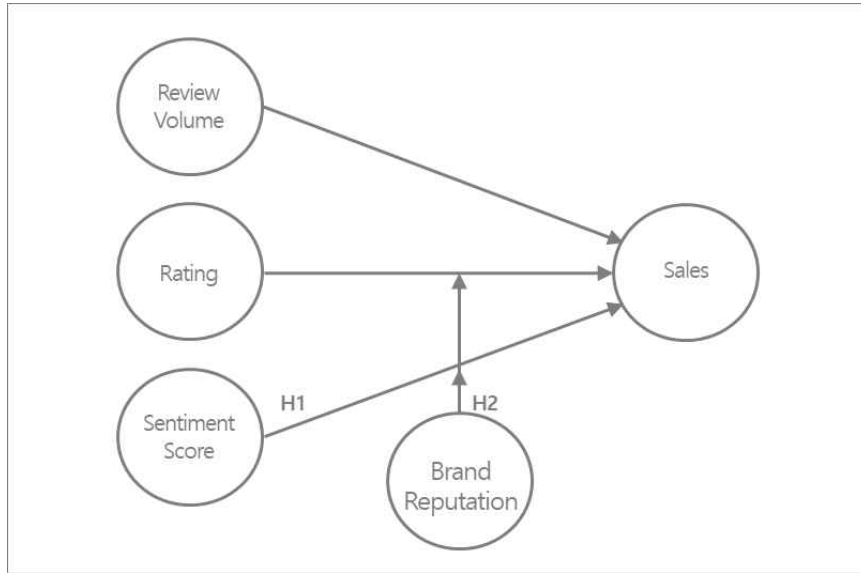
Based on a number of previous studies, we predicted that the volume of online reviews, ratings, and the degree of sentiment score in reviews have an impact on sales. Especially, the degree of sentiment score in reviews was analyzed by dividing into titles and contents. We also anticipated that the impact of online review volume, ratings, and the degree of sentiment score in reviews on sales would depend on brand reputation. <Figure 1> summarizes our research model.

* This research was supported by the MSIT(Ministry of Science and ICT), Korea, under the ITRC(Information Technology Research Center) support program(IITP-2019-2017-0-01633) supervised by the IITP(Institute for Information & communications Technology Planning & Evaluation)

** Professor, Department of Entrepreneurship & Small Business, Soongsil University

*** Student of Master, Department of IT Distribution & Logistics, Soongsil University

**** Assistant Professor, Baird College of General Education, Soongsil University



<Figure 1> Research Model

Data was collected for about four weeks, from August 13 to September 7, 2019, using a statistical program R to crawl Amazon Bluetooth speaker best-selling products. Collected data was divided into product data and review data. Product data consists of sales ranking, product name, brand, ASIN code, price, rating, quantity of reviews, number of reviews including photos, total number of helpfulness, and date of product publication. Review data consists of dates, ratings of individual reviews, titles of reviews, and content of reviews.

Amazon does not provide sales data, but does provide sales rankings by category. Therefore, the reciprocal of the sales rank in the log was used as the dependent variable. The sentiment score of the review is divided into a positive score and a negative score which is calculated through sentiment analysis. In this study, the positive (negative) score was calculated by dividing the number of positive (negative) words by the total number of reviews. In other words, the positive score shows how much positive (negative) words are used in a product. Therefore, this score means that the higher the positive score, the more positive words are used. Similarly, the higher the negative score, the more negative words are used. Brand reputation is divided into strong and weak brands based on a list of major bluetooth speaker brands released by a research firm.

To test our hypotheses, we conducted multiple regression (Table 1). Sales was regressed on price, review volume, sentiment score, rating, Review helpfulness, brand reputation, and two interaction terms (review volume × brand reputation, sentiment score × brand reputation) along with control variables (date of product listing, word count of title, word count of contents, photo review). As mentioned before, sentiment score was divided into four categories: positive score of title, negative score of title, positive score of contents, and negative score of contents.

<Table 1> Results of Regression Analysis

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
	β	β	β	β	β
log_review volume (A)	0.646***	0.663***	0.659***	0.653***	0.772***
log_rating	0.076*	0.085**	0.080**	0.104***	0.106***
Content positive score (B)		-0.172***	-0.171***	-0.192***	-0.073
Content negative score (C)		0.012	0.003	0.012	-0.085*
Title positive score (D)			0.187**	0.176**	0.268***
Title negative score (E)			-0.140*	-0.126*	-0.239**
Brand Reputation				-0.120***	-0.153***
Brand Reputation * (A)					-0.183***
Brand Reputation * (B)					-0.147***
Brand Reputation * (C)					0.118**
Brand Reputation * (D)					-0.196*
Brand Reputation * (E)					0.186*
Price	-0.060*	-0.024	-0.022	0.040	0.072*
Helpfulness	0.129***	0.133***	0.132***	0.134***	0.120***
Date of product publication	-0.183***	-0.202***	-0.199***	-0.202***	-0.181***
Photo review	0.080	0.076**	0.076**	0.081*	0.084**
Title word count	-0.097*	-0.091*	-0.089*	-0.093*	-0.111**
Content word count	0.055	0.053	0.052	0.053	0.046
R ²	0.395	0.421	0.429	0.439	0.470
adjusted R ²	0.388	0.412	0.419	0.428	0.457

***p<.001, **p<.01, *p<.05

We found that review volume and rating have a significant positive relationship with sales. Hypothesis 1 is the assumption that sentiment score has positive relationship with sales. The results showed that more positive words in the review title increase sales, and more negative words in the review title decrease sales. In addition, more negative words in the review contents negatively affected sales, but positive words used in the contents of the reviews did not affect sales. Therefore hypothesis 1 is partially supported. Hypothesis 2 is the assumption that the impact of online review volume and the sentiment score in reviews on sales depends on brand reputation. As we expected, the larger the volume of reviews, the higher the sales and this effect is greater for weaker brands than for strong ones. In addition, the positive (negative) score shown in the title and content of the review had a greater positive (negative) effect on sales for weaker brands than for strong ones. This means that weaker brands are more affected by online reviews.

Keywords : Review volume, Review rating, Sentiment analysis, Brand reputation

