ISSN 2288-4866 (Print)
ISSN 2288-4882 (Online)
http://www.jiisonline.org
J Intell Inform Syst 2016 September: 22(3): 129~142 http://dx.doi.org/10.13088/jiis.2016.22.3.129

# 중립도 기반 선택적 단어 제거를 통한 유용 리뷰 분류 정확도 향상 방안*

이민식
가톨릭대학교 경영학전공
(salvia0413@gmail.com)

이홍주
가톨릭대학교 경영학전공
(hongjoo@catholic.ac.kr)

전자상거래에서 소비자들의 구매 의사결정에 판매 제품을 이미 구매하여 사용한 고객의 리뷰가 중요한 영향을 미치고 있다. 전자상거래 업체들은 고객들이 제품 리뷰를 남기도록 유도하고 있으며, 구매고객들도 적극적으로 자신의 경험을 공유하고 있다. 한 제품에 대한 고객 리뷰가 너무 많아져서 구매하려는 제품의 모든 리뷰를 읽고 제품의 장단점을 파악하는 것은 무척 힘든 일이 되었다. 전자상거래 업체들과 연구자들은 텍스트 마이닝을 활용하여 리뷰들 중에서 유용한 리뷰들의 속성을 파악하거나 유용한 리뷰와 유용하지 않은 리뷰를 미리 분류하는 노력을 수행하고 있다. 고객들에게 유용한 리뷰를 필터링하여 전달하는 방안이다.

본 연구에서는 문서-단어 매트릭스에서 단어의 제거 기준으로 온라인 고객 리뷰가 유용한 지, 그렇지 않은지를 구분하는 문제에서 단어들이 유용 리뷰 집합과 유용하지 않은 리뷰집합에 중복하여 등장하는 정도를 측정한 중립도를 제시한다. 제시한 중립도를 희소성과 함께 분석에 활용하여 제거할 단어를 선정한 후에 각 분류 알고리즘의 성과를 비교하였다. 최적의 성과를 보이는 중립도를 찾았으며, 희소성과 중립도에 따라 단어를 선택적으로 제거하였다.

실험은 Amazon.com의 ‘Cellphones & Accessories’, ‘Movies & TV program’, ‘Automotive’, ‘CDs & Vinyl’, ‘Clothing, Shoes & Jewelry’ 제품 분야 고객 리뷰와 사용자들의 리뷰에 대한 평가를 활용하였다. 전체 득표의 수가 4개 이상인 리뷰 중에서 제품 카테고리 별로 유용하다고 판단되는 1,500개의 리뷰와 유용하지 않다고 판단되는 1,500개의 리뷰를 무작위로 추출하여 연구에 사용하였다.

데이터 집합에 따라 정확도 개선 정도가 상이하며, F-measure 기준으로는 두 알고리즘에서 모두 희소성과 중립도에 기반하여 단어를 제거하는 방안이 더 성과가 높았다. 하지만 Information Gain 알고리즘에서는 Recall 기준으로는 5개 제품 카테고리 데이터에서 언제나 희소성만을 기준으로 단어를 제거하는 방안의 성과가 높았으며, SVM에서는 전체 단어를 활용하는 방안이 Precision 기준으로 성과가 더 높았다. 따라서, 활용하는 알고리즘과 분석 목적에 따라서 단어 제거 방안을 고려하는 것이 필요하다.

**주제어** : 중립도, 단어 제거, 고객 리뷰 분류, 유용성 지표

논문접수일 : 2016년 8월 17일 논문수정일 : 2016년 9월 18일 게재확정일 : 2016년 9월 27일
원고유형 : 일반논문 교신저자 : 이홍주

## 1. 서론

전자상거래의 성숙으로 거의 모든 상품들이 온라인으로 판매되고 있으며, 판매 제품을 이미 구매하여 사용한 고객의 리뷰가 구매 의사결정에 중요한 영향을 미치고 있다(Dellarocas, Gao,

* 본 연구는 2016년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지원을 받아 수행되었음.

& Narayan, 2010). 다른 고객이 제품을 사용한 후 자신의 경험에 근거하여 작성한 제품리뷰가 더 많은 정보를 제공하고, 객관적이며, 신뢰할 만하다고 생각하고 있다(Dellarocas, 2003).

제품에 대한 고객 리뷰가 많이 작성되고 있기 때문에 구매하려는 제품의 모든 리뷰를 읽고 제품의 장단점을 파악하는 것은 무척 힘든 일이 되었다(David and Pinch, 2006; Liu et al., 2008). 따라서, 전자상거래 업체들과 연구자들은 텍스트 마이닝을 활용하여 리뷰들 중에서 유용한 리뷰들의 속성을 파악하거나 유용한 리뷰와 유용하지 않은 리뷰를 미리 분류하는 노력을 수행하고 있다(Cao, Duan & Gan, 2011; Cruz and Lee, 2016; Mudambi & Schuff, 2010). 또한, 리뷰 자체가 가지고 있는 리뷰길이, 작성자, 사용단어 등의 속성을 활용하여 리뷰의 유용성에 미치는 영향을 분석하여왔다(Lee et al., 2014).

텍스트 마이닝을 활용한 문서 분류의 다양한 문제에서는 텍스트의 전처리 과정에서 다양한 이유로 불필요한 단어들을 제거하게 된다. 어근추출(Stemming)을 통해 한 단어의 유사 표현을 하나의 단어로 단순화하고, 기호나 숫자, 불용어 혹은 사용자의 상황에 따른 불필요한 단어들을 제거한 후에 문서-단어 매트릭스를 생성한다(Choeh, Lee and Park, 2015; Pak and Paroubek, 2010). 문서의 수가 많아질수록 추출되는 단어가 무척 많기 때문에 문서-단어 매트릭스의 차원을 줄이기 위한 다양한 노력들이 시도되어왔다. 기본적으로 단어의 희소성(Sparsity)에 기반하여 문서의 수에 비해 출현빈도가 현저히 적은 단어들을 분석에서 제거하거나 단어의 정보기여도를 산출하여 정보 기여가 낮은 단어들은 제거하는 방식이 사용되어왔다(Naji, 2013; Perkins, 2014).

본 연구에서는 문서-단어 매트릭스에서 단어의 제거 기준으로 온라인 고객 리뷰가 유용한지, 그렇지 않은지를 구분하는 문제에서 단어들이 유용 리뷰 집합과 유용하지 않은 리뷰집합에 중복하여 등장하는 정도를 측정한 중립도를 제시한다. 제시한 중립도를 희소성과 함께 분석에 활용하여 제거할 단어를 선정한 후에 각 분류 알고리즘의 성과를 비교하였다. 최적의 성과를 보이는 중립도를 찾았으며, 희소성과 중립도에 따라 단어를 선택적으로 제거하였다.

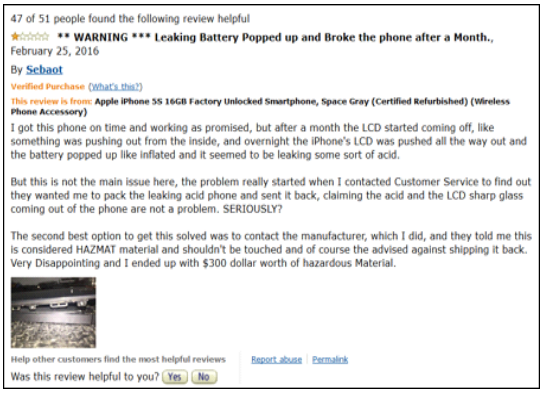
실험은 Amazon.com의 5개 제품 분야 고객 리뷰와 사용자들의 리뷰에 대한 평가를 활용하였다. Information gain(Zhang and Tran, 2011)과 Support Vector Machines(Park et al., 2014; Lee and Ahn, 2011; Hong, 2011) 모두 F-measure 기준으로 5개 제품 카테고리에서 중립도와 희소성을 함께 활용한 방안이 전체 단어를 활용하거나 희소성만을 기준으로 단어를 제거한 방안보다 높은 성과를 보였다.

본 논문의 2장에서는 실험에 활용된 자료에 대해 소개하며, 3장에서는 분류방안과 결과를 제시한다. 4장에서는 본 논문의 의의와 향후 연구방향에 대해 논하였다.

## 2. 자료

본 연구에서는 Amazon.com에서 판매되는 상품에 대한 고객리뷰들을 활용하여 연구를 진행하였다. <Figure 1>은 Amazon.com에 게재된 고객 리뷰의 한 사례이다. Amazon.com에서는 고객이 상품에 대한 리뷰를 작성하면 다른 고객들이 작성된 리뷰에 대해서 유용했는 지와 유용하지 않았는 지를 하단의 투표 버튼을 사용하여 평가할 수 있도록 만들어 두었다. <Figure 1> 리뷰의

경우 51개의 총 득표수 중에서 47개가 유용하다고 평가된 리뷰이다. 연구에서는 1999년부터 2014년까지 등장한 'Cellphone & Accessories', 'Movies & TV Program', 'Automotive', 'CDs & Vinyl', 'Clothing, Shoes & Jewelry' 5가지 제품 카테고리에 속한 리뷰를 분석하였다(McAuley, Targett, Shi, and van den Hengel, 2015; McAuley, Pandey, and Leskovec, 2015).


47 of 51 people found the following review helpful

★☆☆☆☆ ** WARNING *** Leaking Battery Popped up and Broke the phone after a Month., February 25, 2016

By Sebaot

Verified Purchase (What's this?)

This review is from: Apple iPhone 5S 16GB Factory Unlocked Smartphone, Space Gray (Certified Refurbished) (Wireless Phone Accessory)

I got this phone on time and working as promised, but after a month the LCD started coming off, like something was pushing out from the inside, and overnight the iPhone's LCD was pushed all the way out and the battery popped up like inflated and it seemed to be leaking some sort of acid.

But this is not the main issue here, the problem really started when I contacted Customer Service to find out they wanted me to pack the leaking acid phone and sent it back, claiming the acid and the LCD sharp glass coming out of the phone are not a problem. SERIOUSLY?

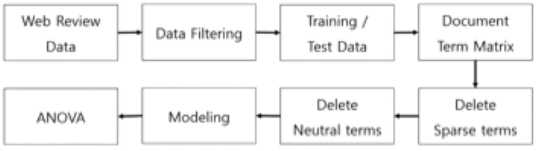
The second best option to get this solved was to contact the manufacturer, which I did, and they told me this is considered HAZMAT material and shouldn't be touched and of course the advised against shipping it back. Very Disappointing and I ended up with $300 dollar worth of hazardous Material.

Help other customers find the most helpful reviews | Report abuse | Permalink

Was this review helpful to you? Yes No

〈Figure 1〉 An Example of a Review from Amazon.com

<Figure 2>는 본 연구의 분류 알고리즘을 나타낸 그림이다. 연구에서 첫 번째 단계는 필터링 과정을 하는 것이다. 5개의 카테고리에 속한 리뷰 데이터 중에서 유용한 득표의 숫자와 유용하지 않은 득표를 더한 전체 득표의 수가 4개 이상인 리뷰로 한정했다. 추출된 데이터에서 제품 카테고리 별로 유용하다고 판단되는 1,500개의 리뷰와 유용하지 않다고 판단되는 1,500개의 리뷰를 무작위로 추출하여 연구에 사용하였다. 본 연구에서 정의하는 유용한 리뷰와 유용하지 않은 리뷰는 유용 득표 숫자가 전체 득표수의 60%를 초과하는 경우를 유용한 리뷰라고 정의하고 60%를 초과하지 못하는 경우 유용하지 않은 리뷰라고 정의했다(Zhang and Tran, 2011).




〈Figure 2〉 Research Procedure

본 연구에서 사용된 통계 프로그램은 R이다. 수집된 데이터를 전처리 하는 과정으로 R의 tm (Feinerer, Hornik, and Meyer, 2008) 패키지를 사용했으며 모델링 구축과정에서는 e1071(Meyer, 2015) 패키지를 사용했다. 전처리 과정에서리뷰에 등장하는 숫자, 특수기호와 불용어(stopword)는 제거하였으며 어근 추출을 수행하였다. 5개의 데이터 종류에서 3,000개 리뷰의 단어들을 추출하여 문서-단어 매트릭스를 만들었다. 'Cellphones & Accessories' 데이터의 경우 10,420개, 'Movies & TV program' 데이터의 경우 21,770개, 'Automotive' 데이터의 경우 9,580개, 'CDs & Vinyl' 데이터의 경우 19,544개, 'Clothing, Shoes & Jewelry' 데이터의 경우 8,671개의 단어가 추출되었다(<Table 1> 참조).

〈Table 1〉 Removed Terms

| Category | All terms | Remaining terms |
|---|---|---|
| Cellphones & Accessories | 10,420 | 3,668 |
| Movies & TV program | 21,770 | 8,290 |
| Automotive | 9,580 | 3,810 |
| CDs & Vinyl | 19,544 | 7,105 |
| Clothing, Shoes & Jewelry | 8,671 | 3,485 |

생성된 문서-단어 매트릭스를 본 연구에서는 두 가지 '단어 제거' 과정을 수행했다. 첫 번째 방법인 'Delete Sparse terms'는 희소한 단어들을 제거하는 것이다. 이방식의 목적은 오타로 인해 추출된 단어를 제거하거나 매우 적게 등장하는 단어를 제거하기 위한 것이다. 희소한 단어들을 제거하기 위해 설정한 절삭 값(threshold)은 0.1로써 문서 수 대비 단어의 등장 횟수가 0.1% 미만인 희소한 단어를 제거하였다.

| | | | |
|---|---|---|---|
| across | cardsmotorola | lousyaft | sharpli |
| anupgrade | centsminut | mediumhigh | shiftarrow |
| anymoresid | connectedth | muscl | sticking |
| aredo | emerson | phoneupd | stimuli |
| around | faxmodem | psychic | tendanc |
| aswel | flashother | quicki | thinga |
| ate | freewarei | quotgivequot | timesaft |
| blush | frontsid | ringo | typegood |
| bmw | humid | scammer | unsur |
| breakag | inservic | scent | wheeler |

〈Figure 3〉 Removed Terms of Movies & TV Program

희소성 기반의 단어들을 제거한 결과 'Cellphones & Accessories' 데이터의 경우 6,752개, 'Movies & TV program' 데이터의 경우 13,480개, 'Automotive' 데이터의 경우 5,770개, 'CDs & Vinyl' 데이터의 경우 12,439개, 'Clothing, Shoes & Jewelry' 데이터의 경우 5,186개의 단어가 추출되었다(<Table 2> 참조). 많게는 66%에서 적게는 57%까지 희소한 단어가 감소하며 평균적으로 62% 단어가 감소하는 결과가 나왔다.

두 번째 방법인 'Delete Neutral terms'는 중립성을 기준으로 단어들을 제거하는 것이다. 이 방식의 목적은 분류에 영향을 주는 단어가 아닌 데이터의 종류별 속성에 따라서 자주 등장하는 단어들을 제거하기위한 것이다. <Figure 4>는 'Movies & TV program' 데이터의 c, m으로 시작하는 중립 단어, <Figure 5>는 'Cellphones & Accessories' 데이터의 c, m으로 시작하는 중립

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| cackl | caveat | chronolog | colleagu | constant | crisi | mar | mere | moor |
| caillou | celeb | chucki | columbia | construct | cristina | marathon | metal | most |
| calib | centuri | chung | comb | consumpt | crocodil | marc | michael | motion |
| california | certain | chunk | come | contain | cruis | marguerit | middl | motorcycl |
| call | certif | church | comedi | contempor | crunch | marian | midway | mountain |
| came | chair | cia | comedian | content | csi | marilla | mild | movi |
| camel | chaplin | cinema | comet | controversi | cuba | marilyn | million | moviethi |
| camerawor | chappell | circl | comic | conveni | cue | marion | mindi | much |
| camouflag | charact | circuit | command | cool | curious | market | mini | mud |
| cancer | charad | civilian | complet | coppola | curtain | marvel | minnelli | multifacet |
| cann | charisma | clark | completist | copyright | custodi | mass | mirren | multisystem |
| cannot | charli | claw | comprehen | core | cute | may | mirror | multivers |
| canva | chase | clay | conceiv | corni | cynic | mayb | misfit | munich |
| capit | cheaper | clearanc | concentr | coron | macabr | mcadam | mishmash | murki |
| cardin | check | clever | concept | correct | madetv | mccartney | mission | must |
| care | cheesi | clich | condemn | could | makeup | mckinney | misunderst | mutat |
| carlo | child | clicheacut | confess | counter | male | mcqueen | mitchum | mute |
| carolina | chock | climax | conflict | coupl | malibu | mcshane | mom | myer |
| cartoon | choic | clockwork | confus | coward | malign | meant | momentum | |
| carv | choppi | closeup | congressma | cowork | manag | measur | monkey | |
| casino | chris | clown | connect | crank | manifest | mecha | monologu | |
| casper | christ | clutch | conquer | crash | mann | media | monotoni | |
| cassidi | christensen | cockroach | conquest | crass | mannequin | mediocr | monster | |
| castle | christian | codi | consequ | creatur | manor | megatron | montag | |

〈Figure 4〉 Neutral Terms of Movies & TV Program

| | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| california | cell | cingular | complimen | coolth | custom | match | minisd | monopoli |
| call | cellphon | circl | condit | corros | cut | meant | minutes | more |
| can | center | clie | confirm | could | cute | mechan | minutesth | moron |
| carolina | chargeri | code | connectioni | count | cyberpow | merchant | miser | mother |
| carrier | cheap | collar | consid | countri | machin | mhz | misplac | moto |
| cast | check | come | constant | cousin | macintosh | microsoft | mistyp | motor |
| cat | cheek | compani | consum | crack | mail | microusb | mobil | motorola |
| categori | chest | compat | contract | crackl | mani | middl | mod | mouth |
| caught | children | compatible | conveni | crappi | march | migrat | mom | mpx |
| caus | chosen | compens | convers | crash | margin | mike | money | multifunct |
| cdm | christma | competit | convinc | crazi | mark | mild | moneyi | multimedia |
| cdma | cincinnati | complic | coolest | crystal | master | minimum | mono | mysteri |

〈Figure 5〉 Neutral Terms of Cellphones & Accessories

단어이다. <Figure 4>에서는 ‘Movies & TV program’의 리뷰 데이터이기 때문에 영화와 관련된 ‘movi’, ‘moviethi’의 단어가 등장했다. 반면에 <Figure 5>는 ‘Cellphones & Accessories’의 리뷰 데이터로써 휴대폰과 관련된 ‘cell’, ‘cellphon’의 단어가 등장했다.

## 3. 분류 방안 및 결과

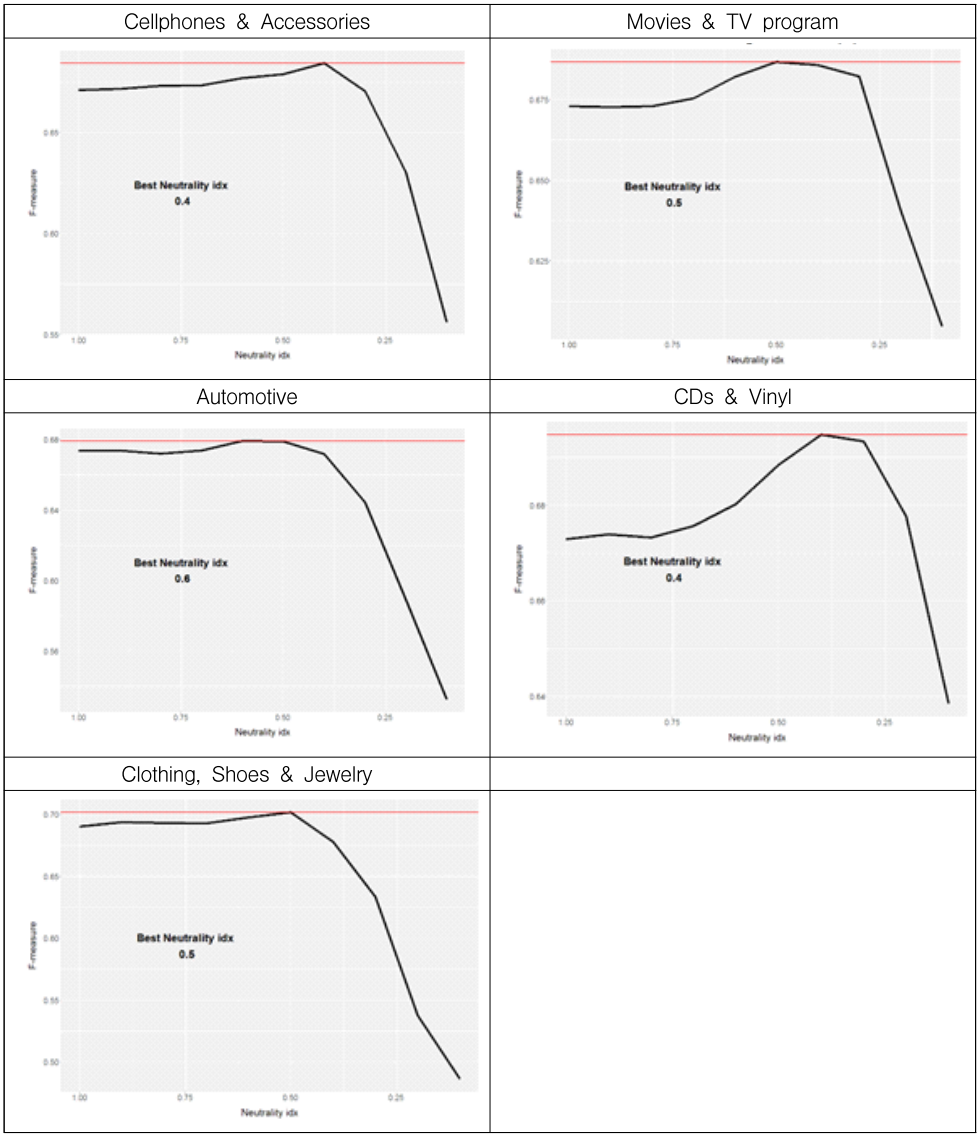
### 3.1 중립도 기반 단어 제거 방안

중립도 기반 단어 제거는 기본적으로 희소성에 기반하여 희소한 단어를 제거한 후에 중립도를 기반으로 두 집합에 모두 속하는 단어를 제거하는 방안이다. 본 연구에서 제안하는 중립도를 구하는 식은 (1)과 같다. $HT_i$는 단어 i가 등장한 유용한 리뷰의 수이며, $\overline{HT_i}$는 단어 i가 등장한 유용하지 않은 리뷰의 수이다. 즉, 한 단어가 유용한 리뷰 집합과 유용하지 않은 리뷰 집합에 모두 등장하는 정도를 중립도(Neutrality Index, $N_i$)라고 하고 다음과 같이 정의한다. 리뷰가 유용 리뷰인지 유용하지 않은 리뷰인지는 2장에서 기술한 바와 같이 전체 투표수에서 유용하다는 투표수가 60%이상인 경우를 유용한 리뷰로 설정하였다.

$$N_i = \begin{cases} HT_i / \overline{HT_i} & (\overline{HT_i} > HT_i) \\ \overline{HT_i} / HT_i & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

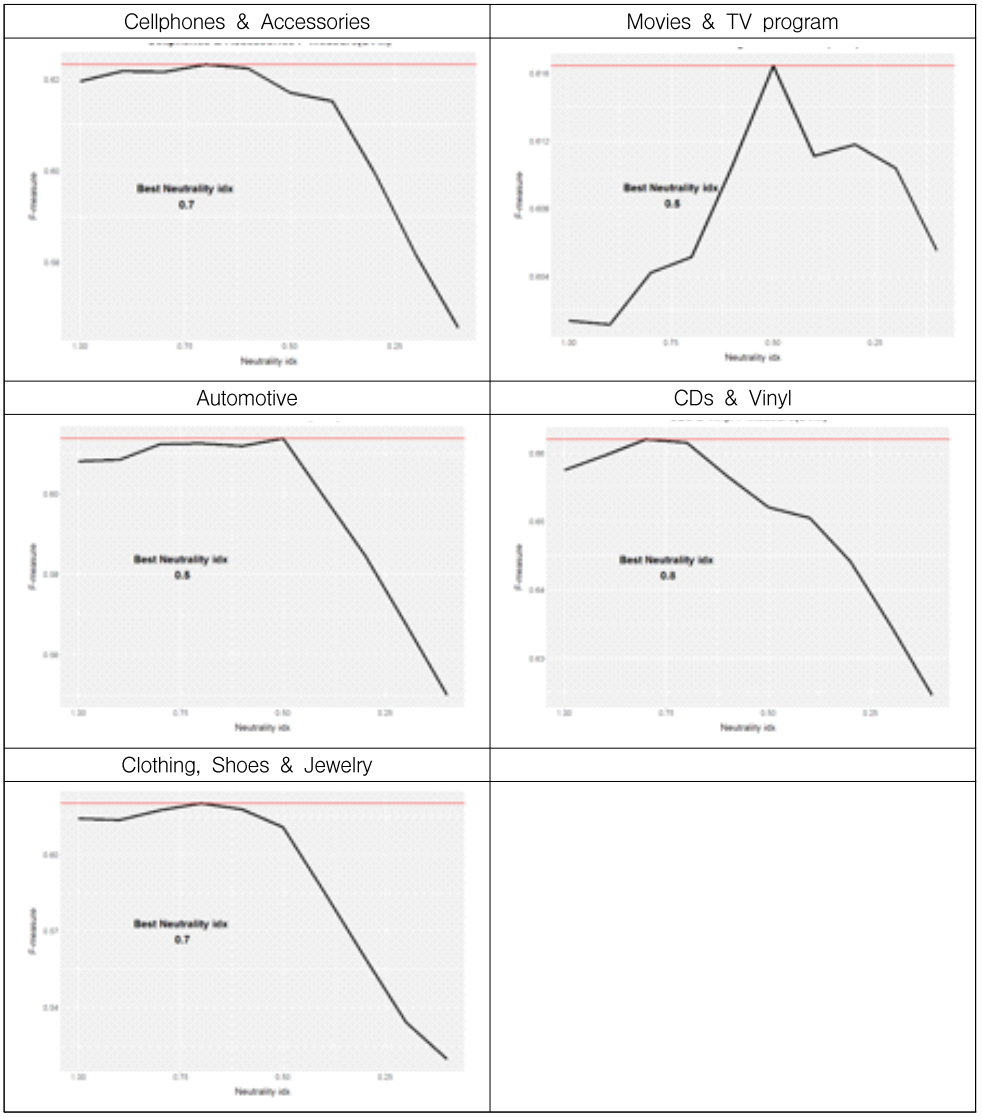
모든 단어들의 중립도를 구하여 일정 절삭 값(threshold)에 포함하는 단어들을 중립 단어라고 판단하여 제거하는 과정을 거쳤다. 최적의 절삭 값을 구하는데 있어서 각 데이터와 알고리즘 별로 최적의 중립 단어 제거 지점인 최적 중립도(Best Neutrality Index, BNI)를 찾는 과정을 진행했다(<Figure 6>, <Figure 7>, <Table 2>, <Table 3>).

<Figure 6>은 Information Gain 알고리즘을 사용하여 찾아낸 최적 중립도이다. 그래프의 X축은 중립도로 오른쪽으로 갈수록 중립 단어 선정 범위가 넓어져 제거되는 중립 단어가 많아진다. Y 축은 F-값으로 위로 상승할수록 값이 올라감을 나타낸다. Information Gain을 적용한 모든 그래프에서 단어를 줄일수록 F-값이 상승하는 모습을 보이다가 다시 감소하는 형태를 보인다. F-




〈Figure 6〉 Optimal neutrality of Information Gain (Unit: F-measure)

값이 가장 높은 지점을 최적 중립도라고 판단하여 중립 단어들을 제거한 결과 'Cellphones & Accessories' 데이터의 경우 2,025개, 'Movies & TV program' 데이터의 경우 4,046개, 'Automotive' 데이터의 경우 1,420개, 'CDs & Vinyl' 데이터의 경우 3,804개, 'Clothing, Shoes & Jewelry' 데이터의 경우 1,852개의 단어가 추가로 제거되었다. 적게는 37%에서 많게는 55% 단어 제거를 했다.




〈Figure 7〉 Optimal Neutrality of SVM (Unit: F-measure)

<Figure 7>은 <Figure 6>과 동일한 방식으로 SVM의 알고리즘을 사용하여 찾아낸 최적 중립도를 찾아내었다. SVM의 방식도 모든 그래프에서 단어를 줄일수록 F-값이 상승하는 모습을 보이다가 다시 감소하는 형태를 보인다. 'Cellphones & Accessories' 데이터의 경우 787개, 'Movies & TV program' 데이터의 경우 4,067개, 'Automotive' 데이터의 경우 2,099개, 'CDs & Vinyl' 데이터의 경우 1,284개, 'Clothing, Shoes & Jewelry' 데이터의 경우 602개의 단어가 추가로 제거되었다. 적

〈Table 2〉 Optimal Neutrality Index for Information gain

| Category | Best Neutrality Index | Remaining terms |
|---|---|---|
| Cellphones & Accessories | 0.4 | 1,643 |
| Movies & TV program | 0.5 | 4,244 |
| Automotive | 0.6 | 2,390 |
| CDs & Vinyl | 0.4 | 3,301 |
| Clothing, Shoes & Jewelry | 0.5 | 1,633 |

〈Table 3〉 Optimal Neutrality Index for SVM

| Category | Best Neutrality Index | Remaining terms |
|---|---|---|
| Cellphones & Accessories | 0.7 | 2,881 |
| Movies & TV program | 0.5 | 4,223 |
| Automotive | 0.5 | 1,711 |
| CDs & Vinyl | 0.8 | 5,821 |
| Clothing, Shoes & Jewelry | 0.7 | 2,883 |

게는 17%에서 많게는 55% 추가 단어 제거를 하였다.

같은 데이터에서 2개 알고리즘을 사용하여 최적 중립도 지점을 확인해본 결과 알고리즘에 따라서 최적 중립도가 다른 것을 확인했다. 예를 들어 동일한 'Cellphones & Accessories' 데이터에서 Information Gain의 최적 중립도는 0.4, SVM의 최적 중립도는 0.7이 나온다. 또한 같은 알고리즘에서 5개 제품 카테고리 데이터를 사용하여 최적중립도 지점을 확인해본 결과 찾아낸 결과 최적 중립도가 다른 것을 확인했다. 예를 들어 동일한 Information Gain의 알고리즘에서 찾아낸 5개 데이터 집합의 최적 중립도는 0.4(Cellphones & Accessories, CDs & Vinyl), 0.5(Movies & TV program, Clothing, Shoes & Jewelry), 0.6(Automotive)이었다.

### 3.2 분류 결과

축소된 데이터를 SVM, Information Gain 알고리즘에 적용하여 분류 결과의 Recall, Precision, F-값을 측정하고, 전체 단어를 사용한 경우와 희소성만을 기준으로 단어를 제거한 경우와 분류 성과를 비교하였다.

<Table 4>는 3000개의 리뷰를 무작위로 70%는 학습 집합으로 30%는 테스트 집합으로 나누어 30번 반복 수행을 실시한 결과다. 제시된 수치는 각 알고리즘을 통한 분류 결과의 Recall, Precision, F-값이다. All terms은 추출된 모든 단어를 바탕으로 예측한 결과값이다. Sparsity는 희소성을 기준으로 단어를 제거한 후에 알고리즘에 적용한 결과이다. Neutrality + Sparsity는 희소성에 근거하여 단어를 제거한 후 중립성에 기반을 두어 추가적으로 단어를 제거한 집합이 알고리즘에 적용된 결과이다.

전체 단어를 사용하는 것에 비해서 희소성을 기반으로 단어를 제거한 후에 활용하는 것이 SVM 알고리즘에서는 더 좋은 성과(F-measure)를 보였지만, Information Gain 알고리즘에서는 그렇지 않았다. 값이 근사하기는 하지만 단어별 중요도를 활용하는 Information Gain 알고리즘에서는 전체 데이터를 활용하는 경우가 희소성 기준으로 단어를 제거한 후에 활용하는 경우보다 분류 정확도가 높았다. 하지만 본 연구에서 제안하는 희소성과 중립성을 고려한 단어를 제거하는 방법은 제품 카테고리와 알고리즘과 관계없이 모두 가장 높은 F-값을 보였다.

〈Table 4〉 Classification Accuracy

| Category | Methods | Information Gain | | | SVM | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Precision | Recall | F -measure | Precision | Recall | F -measure |
| Cellphone & Accessories | All terms | 0.5053 | 0.9964 | 0.6705 | 0.7074 | 0.3602 | 0.4769 |
| | Sparsity | 0.5047 | 0.9972 | 0.6702 | 0.6414 | 0.6159 | 0.6282 |
| | Neutrality + Sparsity | 0.5397 | 0.9344 | 0.6841 | 0.631 | 0.6264 | 0.6285 |
| | F statistics (p-value) | 961.585 (0.000) | 466.081 (0.000) | 112.723 (0.000) | 171.090 (0.000) | 171.090 (0.000) | 549.357 (0.000) |
| Movies & TV Program | All terms | 0.5075 | 0.9967 | 0.6705 | 0.6758 | 0.3737 | 0.4810 |
| | Sparsity | 0.5067 | 0.9970 | 0.6702 | 0.64 | 0.5690 | 0.6022 |
| | Neutrality + Sparsity | 0.5327 | 0.969 | 0.6841 | 0.6288 | 0.6064 | 0.6172 |
| | F statistics (p-value) | 411.928 (0.000) | 372.658 (0.000) | 112.723 (0.000) | 66.3326 (0.000) | 1179.80 (0.000) | 699.954 (0.000) |
| Automotive | All terms | 0.5115 | 0.9871 | 0.6739 | 0.6389 | 0.3486 | 0.4506 |
| | Sparsity | 0.5108 | 0.9889 | 0.6736 | 0.6152 | 0.5883 | 0.6013 |
| | Neutrality + Sparsity | 0.5248 | 0.964 | 0.6793 | 0.5956 | 0.6183 | 0.6066 |
| | F statistics (p-value) | 108.717 (0.000) | 76.9284 (0.000) | 21.4104 (0.000) | 39.7933 (0.000) | 1249.79 (0.000) | 610.499 (0.000) |
| CDs & Vinyl | All terms | 0.51 | 0.9950 | 0.6745 | 0.676 | 0.3972 | 0.5002 |
| | Sparsity | 0.5088 | 0.9965 | 0.6740 | 0.6452 | 0.6607 | 0.6527 |
| | Neutrality + Sparsity | 0.5580 | 0.9459 | 0.7024 | 0.6446 | 0.6695 | 0.6566 |
| | F statistics (p-value) | 692.332 (0.000) | 490.331 (0.000) | 282.266 (0.000) | 38.5171 (0.000) | 1217.64 (0.000) | 716.847 (0.000) |
| Clothing, Shoes & Jewelry | All terms | 0.536 | 0.9703 | 0.6905 | 0.6489 | 0.3461 | 0.4510 |
| | Sparsity | 0.5336 | 0.9716 | 0.6888 | 0.6194 | 0.5859 | 0.6020 |
| | Neutrality + Sparsity | 0.572 | 0.8844 | 0.6946 | 0.6172 | 0.6019 | 0.6093 |
| | F statistics (p-value) | 234.792 (0.000) | 545.061 (0.000) | 5.6308 (0.005) | 23.9686 (0.000) | 1175.00 (0.000) | 653.872 (0.000) |

## 4. 결론

데이터 집합에 따라 정확도 개선 정도가 상이하며, F-measure 기준으로는 두 알고리즘에서 모두 희소성과 중립도에 기반하여 단어를 제거하는 방안이 더 성과가 높았다. 하지만 Information Gain 알고리즘에서는 Recall 기준으로는 5개 제품 카테고리 데이터에서 언제나 희소성만을 기준으로 단어를 제거하는 방안의 성과가 높았으며, SVM에서는 전체 단어를 활용하는 방안이

Precision 기준으로 성과가 더 높았다. 따라서, 활용하는 알고리즘과 분석 목적에 따라서 단어 제거 방안을 고려하는 것이 필요하다.

희소성을 기준으로 단어를 제거한 후에 중립도를 기준으로 10% 정도의 추가 단어 제거를 통해서 성과를 개선할 수 있다는 것을 확인하였다. 추가적으로 더 많은 데이터 집합과 희소성, 중립성 기준의 적용을 통해 적합한 활용기준을 정하는 것이 필요하다.

## 참고문헌(References)


Cao, Q., W. Duan and Q. Gan, "Exploring determinants of voting for the 'helpfulness' online userreviews: A text mining approach," *Decision Support Systems*, Vol.50, No.2(2011), 511~521.

Choeh, J. Y., H. J. Lee and S. J. Park, "A Personalized Approach for Recommending Useful Product Reviews Basedon Information Gain," *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, Vol.9, No.5(2015), 1702~1716.

Cruz, R. A. and H. J. Lee, "The Effects of Sentiment and Readability on Useful Votes for Customer Reviews with Count Type Review Usefulness Index," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.22, No.1(2016), 43~61.

David, S. and T. Pinch, "Six Degrees of Reputation: The Use and Abuse of Online Review and Recommendation Systems," *First Monday*, Vol.11, No.3(2006), Available at http://dx.doi.org/10.5210/fm.v11i3.1315 (Downloaded 15 September, 2016)

Dellarocas, C., "The Digitization of Word of Mouth: Promise and Challenges of Online Feedback Mechanisms," *Management Science*, Vol.49, No.10(2003), 1407~1424.

Dellarocas, C., G. Gao and R. Narayan, "Are consumers more likelyto contribute online reviews for hit or niche products?," *Journal of Management Information Systems*, Vol.27, No.2(2010), 127~157.

Feinerer, I., K. Hornik and D. Meyer, "TextMining Infrastructure in R," *Journal of Statistical Software*, Vol.25, No.5(2008), 1~54.

Hong, E. S., "Earlv Software Oualitv Prediction Using Support Vector Machine," *Journal of Information Technology Services*, Vol.10, No.12(2011), 235~245.

Lee, H. W. and H. C. Ahn, "An Intelligent Intrusion Detection Model Based on Support Vector Machines and the Classification Threshold Optimization for Considering the Asymmetric Error Cost," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.17, No.4(2011), 157~173.

Lee, S. J., J. Y. Choeh and J. H. Choi, "The Determinant Factors Affecting Economic Impact, Helpfulness, and Helpfulness Votes of Online," *Journal of Information Technology Services*, Vol.13, No.1(2014), 43~55.

Liu, Y., X. Huang, A. An and X. Yu, "Modeling andPredicting the Helpfulness of Online Reviews," Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Data Mining (2008), 443~452.

McAuley, J., C. Targett, J. Shi and A. van den Hengel, "Image-based recommendations onstyles and substitutes," Proceedings of the

38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (2015), 43~52.

McAuley, J., R. Pandey and J. Leskovec, "Inferringnetworks of substitutable and complementary products," Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (2015), 785~794.

Naji, I., "10 Tips to Improve your TextClassification Algorithm Accuracy and Performance," Accessed at http://thinknook.com/10-ways-to-improve-your-classification-algorithm-performance-2013-01-21/

Pak, A. and P. Paroubek, "Twitter as a Corpus for Sentiment Analysis and Opinion Mining," Proceedings of the Seventh conference on International Language Resources and Evaluation (LREC '10)(2010).

Park, S. C., S. W. Kim and H. S. Choi, "Selection Model of System Trading Strategies using SVM," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol.20, No.2(2014), 59~71.

Perkins, J., Python 3 Text Processing with NLTK 3Cookbook, Packt Publishing, 2014.

Zhang, R. and T. Tran, "An Information gain-basedapproach for recommending useful product reviews," *Knowledge and Information Systems*, Vol.26, No.3(2011), 419~434.

Meyer, D., E. Dimitriadou, K. Hornik, A. Weingessel and F. Leisch, "e1071: Misc Functionsof the Department of Statistics, Probability Theory Group (Formerly: E1071)," TUWien. R package version 1.6-7. https://CRAN.R-project.org/package=e1071, 2015.

Abstract

# Increasing Accuracy of Classifying Useful Reviews by Removing Neutral Terms*

Minsik Lee**·Hong Joo Lee***

Customer product reviews have become one of the important factors for purchase decision makings. Customers believe that reviews written by others who have already had an experience with the product offer more reliable information than that provided by sellers. However, there are too many products and reviews, the advantage of e-commerce can be overwhelmed by increasing search costs. Reading all of the reviews to find out the pros and cons of a certain product can be exhausting. To help users find the most useful information about products without much difficulty, e-commerce companies try to provide various ways for customers to write and rate product reviews.

To assist potential customers, online stores have devised various ways to provide useful customer reviews. Different methods have been developed to classify and recommend useful reviews to customers, primarily using feedback provided by customers about the helpfulness of reviews. Most shopping websites provide customer reviews and offer the following information: the average preference of a product, the number of customers who have participated in preference voting, and preference distribution. Most information on the helpfulness of product reviews is collected through a voting system. Amazon.com asks customers whether a review on a certain product is helpful, and it places the most helpful favorable and the most helpful critical review at the top of the list of product reviews. Some companies also predict the usefulness of a review based on certain attributes including length, author(s), and the words used, publishing only reviews that are likely to be useful.

Text mining approaches have been used for classifying useful reviews in advance. To apply a text mining approach based on all reviews for a product, we need to build a term-document matrix. We have to extract all words from reviews and build a matrix with the number of occurrences of a term in a review.

* This study was supported by the research fund of the Catholic University of Korea for 2016.
** Department of Business Administration, The Catholic University of Korea
*** Corresponding Author: Hong Joo Lee
Department of Business Administration, The Catholic University of Korea
43 Jibong-ro, Bucheon, Gyeonggi 14662, Korea
Tel: +82-2-2164-4009, Fax: +82-2-2164-4280, E-mail: hongjoo@catholic.ac.kr

Since there are many reviews, the size of term-document matrix is so large. It caused difficulties to apply text mining algorithms with the large term-document matrix. Thus, researchers need to delete some terms in terms of sparsity since sparse words have little effects on classifications or predictions.

The purpose of this study is to suggest a better way of building term-document matrix by deleting useless terms for review classification. In this study, we propose neutrality index to select words to be deleted. Many words still appear in both classifications – useful and not useful – and these words have little or negative effects on classification performances. Thus, we defined these words as neutral terms and deleted neutral terms which are appeared in both classifications similarly. After deleting sparse words, we selected words to be deleted in terms of neutrality.

We tested our approach with Amazon.com's review data from five different product categories: Cellphones & Accessories, Movies & TV program, Automotive, CDs & Vinyl, Clothing, Shoes & Jewelry. We used reviews which got greater than four votes by users and 60% of the ratio of useful votes among total votes is the threshold to classify useful and not-useful reviews. We randomly selected 1,500 useful reviews and 1,500 not-useful reviews for each product category.

And then we applied Information Gain and Support Vector Machine algorithms to classify the reviews and compared the classification performances in terms of precision, recall, and F-measure. Though the performances vary according to product categories and data sets, deleting terms with sparsity and neutrality showed the best performances in terms of F-measure for the two classification algorithms. However, deleting terms with sparsity only showed the best performances in terms of Recall for Information Gain and using all terms showed the best performances in terms of precision for SVM. Thus, it needs to be careful for selecting term deleting methods and classification algorithms based on data sets.

**Key Words** : Neutrality, Term Remove, Customer Review Classification, Usefulness Index

Received : August 17, 2016 Revised : September 18, 2016 Accepted : September 27, 2016
Publication Type : Regular Paper Corresponding Author : Hong Joo Lee

# 저 자 소 개

**이 민 식**
현재 가톨릭대학교 경영학부 학사과정 재학 중이다. 주요 관심분야는 데이터 분석, 인간-컴퓨터 상호작용, 최적화 등이다.

**이 홍 주**
현재 가톨릭대학교 경영학전공 교수로 재직 중이다. KAIST 산업경영학과를 졸업하고 KAIST 테크노경영대학원에서 석사 및 박사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 데이터 분석, 지능형 정보시스템, 온라인 사용자들의 상호작용 등이다.