

CRFs를 이용한 한국어 상품평의 감정 분류

신준수⁰ 이주호 김학수

강원대학교 컴퓨터정보통신공학전공

nlpjs@kangwon.ac.kr, nlpjlee@kangwon.ac.kr, nlpdrkim@kangwon.ac.kr

Sentiment Categorization of Korean Customer Reviews using CRFs

Junsoo Shin⁰, Juhoo Lee, and Harksoo Kim

Program of Computer and Communications Engineering,

Kangwon National University

요 약

인터넷 상에서 상품을 구입할 때 고려하는 부분 중의 하나가 상품평이다. 하지만 이러한 상품평들을 개인이 일일이 확인 하는 데에는 상당한 시간이 소요된다. 이러한 문제점을 줄이기 위해서 본 논문에서는 인터넷 상의 상품평에 대한 의견을 긍정, 부정, 일반으로 나누는 시스템을 제안한다. 제안 시스템은 CRFs 기계학습모델을 기반으로 하며, 연결어미, 형태소 유니그램, 슬라이딩 윈도우 기법의 형태소 바이그램을 자질로 사용한다. 실험을 위해서 가격비교 사이트의 모니터 카테고리에서 561개의 상품평을 수집하였다. 이 중 465개의 상품평을 학습 문서로 사용하였고 96개의 상품평을 실험 문서로 사용하였다. 제안 시스템은 실험결과 79% 정도의 정확도를 보였다. 추가 실험으로 제안 시스템이 사람들과 얼마나 비슷한 성능을 보이는지 알아보기 위해서 카파 테스트를 실시하였다. 카파 테스트를 실시한 결과, 사람간의 카파 계수는 0.6415였으며, 제안 시스템과 사람 간의 카파 계수는 평균 0.5976이었다. 결론적으로 제안 시스템이 사람보다는 떨어지지만 유사한 정도의 성능을 보임을 알 수 있었다.

1. 서 론

인터넷의 발달과 동시에 많은 사람들에게 인터넷 환경이 보급되면서 현재는 인터넷으로 필요한 모든 업무를 볼 수 있다. 특히 우리나라에서는 인터넷 쇼핑몰이 상당히 많이 발전을 하고 있다. 가격 역시 오프라인 매장과 비교를 해봤을 때 상당한 경쟁력을 갖고 있다. 이러한 인터넷 쇼핑몰에서 물건을 구입하는데 가장 많이 참고하는 것이 바로 구입한 사람들의 상품평이다. 실제로 한 설문조사에 의하면 상품을 구매할 때 가장 많이 참고하는 부분이 상품평이라는 결과도 있다[1]. 그러나 일반적으로 상품평의 개수가 상당히 많기 때문에 실질적으로 구입을 희망하는 사람이 이러한 상품평을 일일이 확인을 하기 위해서는 많은 시간을 필요로 하게 된다. 또한 상품평은 긍정과 부정의 의미를 모두 갖고 있는 문장들로 구성 될 수 있으며 이러한 문장들은 실제로 사람도 쉽게 긍정과 부정으로 판단을 할 수 없게 된다. 또한 틀이나 형식이 없이 쓰여지는 경우가 상당히 많기 때문에 문법에는 맞지 않는 표현도 상당 수 존재한다. 이러한 이유 때문에 상품평을 일일이 읽으며 판단하는 것은 시간이 매우 오래 걸리고 그 뜻을 이해하는데 어려움이 많이 있다.

본 논문에서는 이러한 상품평에 대해서 사용자가 쉽게 상품평을 확인 할 수 있도록 각 상품평의 문장에 대해서 긍정과 부정을 판별해주는 시스템을 구현한다. 그리고 긍정과 부정이 아닌 일반적인 제품의 내용을 기술하고 있는 부분에 대해서도 판별을 하도록 하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서 기존의 한국어 상품평을 분석하는 시스템에 적용할 수 있는 관련 연구들에 대해서 간략히 소개한다. 3장에서는 기본 시스템

흐름도에 대해서 소개를 하고 세부 모듈에 대해서 상세히 설명한다. 4장에서 시스템 정확도를 살펴보고 카파 테스트(kappa test)를 실시하여 시스템이 다른 사람들이 판단하는 것과 얼마나 일치하는지를 확인해 보도록 한다. 5장에서는 결론 및 향후 과제에 대해서 논의하도록 한다.

2. 관련연구

상품평 분석에 대한 연구는 의견 추출(opinion mining), 감정 분석(sentiment analysis), 감정 분류(sentiment classifier)와 연관되어 있다. 이미 외국에서는 이러한 연구가 많이 진행되고 있다. 상품에 대한 평가에 경제성을 부여하여서 그 상품의 가격을 재평가하는 시스템이 있다 [2]. 그리고 특정한 카테고리 내의 존재하는 상품평에 대한 문장과 문단, 문단과 문서 내에서 서로 연관성을 두어서 감정을 분석하는 연구도 있다[3]. 그러나 한국어 상품평에 대한 연구들은 이제 시작단계이다. 아직까지는 한국어를 사용하여 상품평을 분석하는 시스템은 많지 않다. 본 논문의 시스템과 같이 상품평을 분석하는 연구는 아니지만 이와 관련된 연구들은 있다. 감성용어 및 패턴을 이용한 감성기반 분산 문서분류시스템[4]과 채팅 텍스트로부터 화자의 감정상태를 학습하여 감정을 울기, 웃기, 화내기 등으로 분류하는 연구도 있다[5]. 감정 분류라는 분야에서 보면 이러한 연구들은 동일한 연구주제이지만 그 대상이 본 논문과는 다르다. 그리고 실제로 상품평을 분석하는 주제가 아니기 때문에 감정을 표현하는 어휘가 매우 다르다. 본 논문이 제안하는 시스템에서는 이러한 어휘를 그대로 자질로 사용할 수 없다. 또한 상품평은 문장의 길이가 대체로 짧기 때문에 새로운 자질이 필요하다. 그리고 문서를 범주화 시킨다는 것은 문

장의 구성에 따라 결정이 된다. 예를 들어 그림 1과 같이 긍정인 문장이 상품평의 가장 처음과 마지막에 나타난다고 하자. 이 상품평에는 부정인 문장이 긍정인 문장에 비해서 더 많다. 그러나 이 상품평은 상품에 대해서 대체로 만족감을 표현하고 있다. 이와 같이 상품평은 문장들의 감정과 구성으로 결정이 된다. 문장을 올바르게 분류하는 것이 문서를 분류하는데 정확도를 높이는 중요한 원인이 된다.

태어나서 이런 좋은 물건은 처음입니다.
 하지만 배송이 늦어서 조금 실망이네요.
 배송이 늦는다고 연락도 없었고요.
 미리 전화를 주셨다면 기다리지 않았을텐데...
 조금만 더 신경 써줬으면 하는 아쉬움이 있네요.
 그래도 상품이 정말 좋으니 이런 것들도 전혀 단점으로 보이지 않아요.

그림 1 긍정과 부정의 문장이 포함된 상품평

이러한 이유로 본 논문에서는 감정에 따른 상품평 분류에 앞서 문장을 새로운 자질과 방법들을 사용하여 분류하는 시스템을 제안한다.

3. 상품평 분석

상품평 분석을 위한 단계는 다음의 그림 2와 같다.

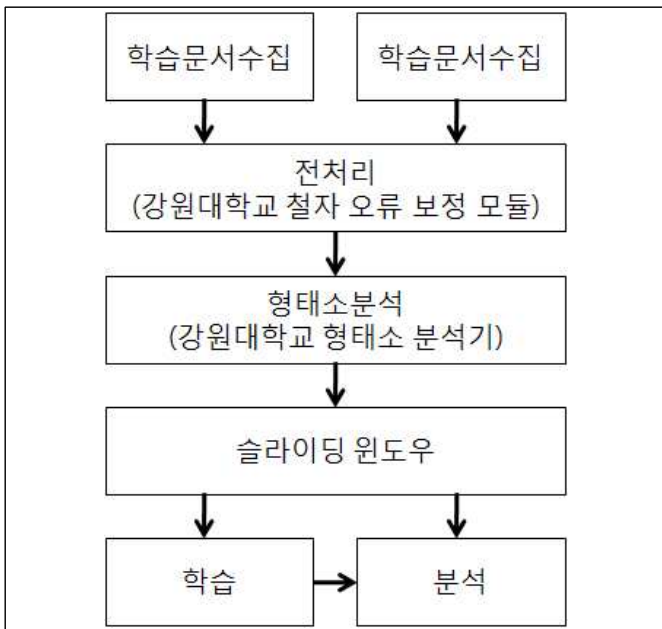


그림 2 기본 시스템 흐름도

학습 문서와 실험 문서를 수집한다. 전처리 과정을 거친 문서는 형태소 분석 단계를 거쳐서 자질을 추출하게 된다. 학습 문서는 데이터를 학습하여 모델을 생성한다. 실험 문서는 학습된 모델을 통하여 분석된다.

3.1 전처리

전처리 과정에서는 자동으로 철자오류를 보정한다[6]. 그리고 긍정, 부정, 일반 문장에 대해서 태깅을 한다. 태깅은 일관성을 위해서 한사람이 태깅을 한다. 전체적인 파일의 형식은 그림 3과 같다. p는 긍정, n은 부정, g는 일반적인 문장을 나타낸다.

```

    <review>
    <g>불량화소 한 개 발견</g>
    <n>엘지 A/S에 교환신청한지 일주일이나 지났건만 기다리란 말만...</n>
    <n>말만 무결점이지 출고 전 검사도 안하나요?</n>
    </review>
    <review>
    <p>모니터 좋아요</p>
    <n>처음에 불량화소 하나가 있어서 교환했는데요</n>
    <p>GS홈쇼핑 상담원분도 친절하시고 LG기사분도 많이 친절하셔서 기분이 무척 좋았습니다.</p>
    <p>그리고 모니터는 타사 제품에 가격대 성능비로 봤을 때 제일 괜찮은 거 같아요.</p>
    <p>밝기 선명도 짱이에요</p>
    </review>
  
```

그림 3 파일 형식

이 때 문장에 감정을 표현하는 단어나 어휘들이 표현된 경우에 대해서만 긍정과 부정으로 태깅을 한다. 단, 문장을 독립적으로 봤을 때 감정을 나타내는 단어는 없지만, 뒤의 문장에 대해서 감정이 연속되는 경우에는 그 감정을 따르도록 태깅한다.

상품평 1 :
 화질이 좋지 않아서 마음에 들지 않네요.
 배송도 마찬가지로네요.
 상품평 2 :
 화질이 너무 좋아서 마음에 들어요.
 배송도 마찬가지로네요.

그림 4 같은 문장이지만 다른 의미를 갖는 문장

예를 들어 그림 4의 “화질이 좋지 않아서 마음에 들지 않네요. 배송도 마찬가지로네요.” 라는 문장이 있다. 상품평 1의 첫 번째 문장은 독립적으로 보게 되더라도 부정적인 문장이다. 상품평 1의 두 번째 문장은 독립적으로 보게 되면 긍정을 뜻하는 것인지 부정을 뜻하는 것인지 확실하지 않다. 앞의 문장에 대한 감정이 그대로 반영이 되기 때문에 첫 번째 문장과 같은 부정을 뜻하는 것을 알 수 있다. 상품평 2와 같이 첫 번째 문장이 “화질이 너무 좋아서 마음에 들어요.” 와 같은 긍정이라고 하자. 이와

같은 상황에서는 두 번째 문장이 부정이 아닌 긍정으로 태깅이 되어야 한다. 즉, 같은 문장이지만 앞의 내용에 의해서 현재의 문장 감정이 변화할 수 있는 경우가 존재한다. 이러한 문제들을 해결하기 위해서 문장을 독립적으로 봤을 때 감정을 표현하는 단어가 없지만 앞 문장의 감정의 영향을 받는 경우에는 앞의 문장을 보고 그 감정을 참조하도록 한다.

기계학습을 하게 될 CRFs(conditional random fields)는 앞의 자질과 뒤의 자질을 함께 참조하는 무방향성 조건부 확률 모델이다[7][8]. CRFs는 앞의 문장과 뒤의 문장을 참조하여 학습을 하게 된다. 이러한 이유에서 앞, 뒤의 문장을 보고 태깅을 하기 때문에 CRFs를 사용하도록 한다.

그 외에 감정을 표현하는 단어나 어휘가 없는 경우에는 일반적으로 태깅을 한다. 그리고 사실을 포함하고 있는 경우에도 일반적으로 태깅을 한다. 그림 3의 첫 번째 리뷰의 “불량화소 한 개 발견”과 같은 문장은 부정으로 느껴질 수 있다. 그러나 사람의 사고 방식으로 인해서 간접적으로 부정으로 느끼는 것이다. 독립적으로 봤을 때 있는 사실을 그대로 기술한 것은 일반의 문장으로 보도록 한다. “불량화소 한 개 발견”에 이어서 “한 개 밖에 없어서 괜찮아요”와 같은 문장이 이어질 수 있기 때문이다.

3.2 형태소분석

전처리가 완료되면 형태소 분석기를 사용하여 자질을 추출한다. 이 때 자질에는 내용어, 용언, 관형사, 부사와 연결어미 ‘ㄴ데와’ ‘지만’을 사용한다. 감정 자질은 형용사, 부사들이 정보량이 더 많기 때문에 용언, 관형사, 부사를 사용한다. 그리고 상품평은 여러 개의 문장이 하나의 문장으로 표현될 수 있다. 예를 들어 “배송은 느린데 품질은 좋아요”와 같은 문장에서는 “느리다”의 부정적인 어휘와 “좋아요”라는 긍정적인 어휘가 포함되어 있다. 앞의 두 가지 어휘 모두 긍정과 부정을 판별하는데 중요한 어휘가 된다. 그러나 위와 같이 한 문장에서 쓰이게 된다면 학습을 하는데 있어서 두 어휘가 서로 노이즈(noise)로 작용하게 된다. 이러한 이유에서 두 노이즈를 완충 시켜주는 또 다른 자질이 필요하게 된다. 그렇기 때문에 ‘ㄴ데’를 포함하여 가중치가 없는 CRFs에서 두 감정 어휘에 대한 문장의 중요도를 낮출 수가 있다. ‘ㄴ데’와 ‘지만’을 포함하는 다른 이유로는 감정 또는 의미의 역전을 표현하기 때문이다. 예를 들어 ‘어제 주문했는데 아직도 오지 않았네요’와 ‘어제 주문했는데 벌써 도착했어요’라는 문장이 있다. 형태소 분석을 통해서 얻게 되는 첫 번째 문장의 자질은 “어제”, “주문”, “아직”, “오다”, “않다”가 있고 두 번째 문장의 자질은 “어제”, “주문”, “벌써”, “도착”이다. 이때 어제, 주문의 경우에는 서로 겹치기 때문에 노이즈로 작용을 하게 된다. 그렇다고 해서 어제, 주문과 같은 어휘를 사용하지 않는다면 “어제 주문했어요”라는 문장에 대해서는 일반적인 문장으로 판별하는데 자질을 추출할 수 없게 된다. 이러한 이유에서 ‘ㄴ데’, ‘지만’을 사용하여 노이즈로 작용하는 자질의 중요도를 줄일 수 있다.

3.3 슬라이딩 윈도우를 이용한 자질 추출

유니그램과 슬라이딩 윈도우 기법[9]을 함께 쓰는 방법을 이용하여 자질을 추출한다.

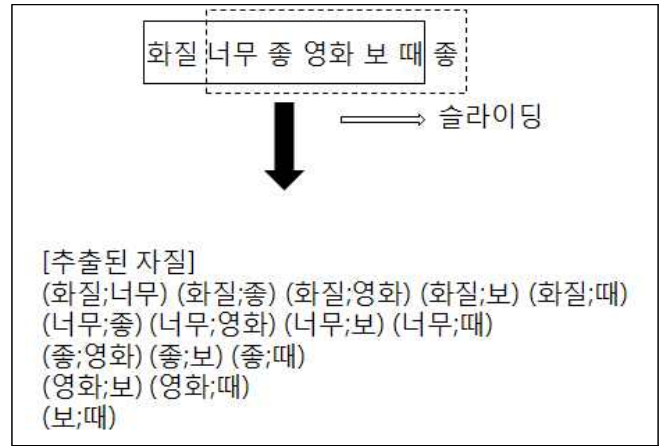


그림 5 슬라이딩 윈도우 기법

슬라이딩 윈도우 기법은 그림 5와 같다. 예를 들어 “화질이 너무 좋아서 영화 볼 때 좋아요”와 같은 문장이 있다고 하자. 형태소를 분석해서 나온 자질은 그림 5의 ‘화질’, ‘너무’, ‘좋’, ‘영화’, ‘보’, ‘때’, ‘좋’과 같다. 그림 5의 점선은 윈도우를 나타낸다. 이 윈도우 내에서 ‘화질너무’, ‘화질좋’ 등과 같이 자질을 추출한다. 자질을 추출한 후에 윈도우를 슬라이딩 시켜서 다시 윈도우 내에서 자질을 추출하는 방법이다. 이 때 자질이 중복되지 않도록 한다. 슬라이딩 윈도우 기법과 유니그램을 함께 사용하는 이유는 다음과 같다. 예를 들어 ‘좋아요’와 같이 자질이 ‘좋’ 하나만 존재하는 경우가 있다. ‘X좋’과 같이 “좋아요”라는 문장에서 슬라이딩 윈도우 기법을 사용할 수 없는 경우에 앞에 ‘X’라는 문장의 시작을 알리는 문자를 사용하여 표현할 수 있다. 그러나 이러한 문자의 삽입은 다른 문장에서 나오는 “좋아요”라는 말과 다른 정보량을 갖게 된다. 예를 들어 “좋아요”에서 자질이 하나만 존재하기 때문에 ‘X좋’이라는 자질을 추출한다. 그리고 “정말 좋아요”에서 슬라이딩 윈도우 기법을 통하여 ‘정말좋’이라는 자질을 추출한다. 위와 같이 “좋아요”라는 어휘가 여러 가지의 형태의 자질로 추출될 수 있다. 한 가지의 어휘가 여러 가지의 형태의 자질로 표현이 된다는 것은 그만큼 정보량이 분산된다는 것을 뜻한다. 위의 예에서 유니그램을 사용하게 되면 “좋아요”가 갖고 있는 ‘좋’, ‘정말’, ‘정말좋’과 같은 자질이 추출되고 가장 중요한 정보인 ‘좋’이라는 자질을 공통적으로 포함을 하게 된다. 이러한 이유에서 기존의 슬라이딩 윈도우 기법과 유니그램을 함께 사용하도록 한다.

3.4 CRFs 학습

그림 6의 CRFs를 통해서 기계학습을 한다. CRFs는 다양한 입력 노드의 값이 주어졌을 때 지정된 출력 노드의

조건부 확률값을 계산하기 위한 무방향성 그래프 모델이다. CRFs의 주요 장점은 HMM(hidden markov model)의 단점인 독립 가정을 완화시키는 효과가 있다는 것과 MEMM(maximum entropy markov model)의 단점인 레이블 편향 문제(label bias problem)를 극복할 수 있다는 것이다. 이러한 이유에서 최근 자연어처리 분야에서 많이 사용되는 통계기반의 기계 학습 모델 중의 하나이다. 그림 6은 그림 3의 일부를 CRFs 모델로 도식화한 것이다. 그림 6에서 Y_i 는 긍정, 부정, 일반의 범주를 나타내고 X_i 는 각 문장에서 추출한 자질을 나타낸다.

사용하였다.

$$\text{정확도} = \frac{\text{감정 분류가 올바르게 된 문장수}}{\text{전체 실험에 사용된 문장수}} \quad (1)$$

일관성을 위해서 학습 문서를 태깅한 사람이 실험문서를 태깅하였다. 본 논문에서 제안한 시스템과 비교를 위해서 유니그램과 바이그램을 사용한 시스템을 사용하였다. 그리고 자질로 연결어미 ‘ㄴ데’와 ‘지만’을 포함하였을 때와 어미 전체를 포함하였을 때 그리고 어미를 포함하지 않은 경우에 대해서도 비교를 하였다.

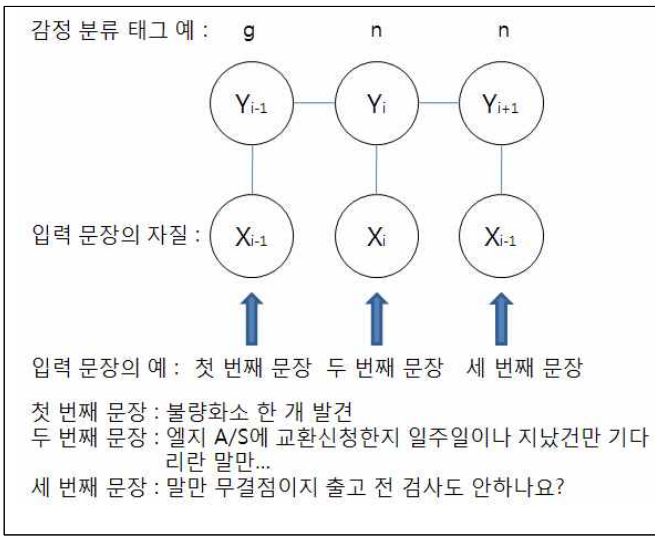


그림 6 CRFs

4. 실험 및 결과

4.1 상품평 데이터

표 1과 같이 실험을 위한 데이터는 가격비교사이트 [10]의 모니터 카테고리에서 561개의 상품평을 수집하였다. 이 중에서 465개의 상품평(긍정 1075, 부정 518, 일반 725 문장)을 학습데이터로 사용하고 96개의 상품평(긍정 316, 부정 43, 일반 121 문장)을 실험데이터로 사용하였다.

표 1 수집한 데이터

구분	상품평	긍정	부정	일반	총합
학습데이터	465	1075	518	725	2318
실험데이터	96	316	43	121	480

4.2 실험 방법 및 결과

4.2.1 정확도 실험

학습된 모델을 통하여 실험 문서만을 대상으로 정확도를 측정하였다. 정확도 계산을 위해서는 아래의 식 1을

표2 정확도 결과

구분	유니그램+슬라이딩 윈도우	유니그램+바이그램
연결어미 ‘ㄴ데’, ‘지만’ 포함	79.5252	78.9318
어미 전체 포함	77.7448	75.6667
어미 없음	77.4481	78.0415

표 2와 같이 연결어미 ‘ㄴ데’, ‘지만’을 자질로 사용하였을 때 79.5252%의 가장 높은 정확도를 얻을 수 있었다. 그리고 유니그램과 바이그램 조합보다 유니그램과 슬라이딩 윈도우를 조합하여 자질을 사용한 경우에 정확도가 더 높게 나왔다. 그리고 어미를 전체 포함한 결과보다 연결어미 ‘ㄴ데’와 ‘지만’만을 포함한 결과가 더 높게 나왔다.

이 결과를 통해서 상품평의 문장을 분석하는데 연결어미가 중요한 자질로 사용이 된다는 것을 알 수 있다. 그리고 바이그램에 비해서 슬라이딩 윈도우 기법이 더 좋은 성능을 나타낸다는 것을 알 수 있다.

4.2.2 카파 테스트

카파 테스트를 통하여 시스템이 사람과 얼마나 비슷한 판단을 하는지 알아보았다. 카파 테스트는 일치도를 구하여 신뢰도가 얼마나 되는지 평가하는데 쓰이는 실험방법이다. 카파 상수 k의 값에 따른 결과는 표 3과 같다 [11].

표3 카파 값(Kappa Value)

k	설명
k < 0.40	poor
0.40 < k < 0.75	fair or good
k > 0.75	excellent

실험 문서 중의 일부를 카파 실험용 문서를 추출한다. 추출된 문서는 6명의 사람에 의해 긍정, 부정, 일반 문장으로 태깅된다. 6명의 사람에 의해서 태깅된 문서에 카파 테스트를 실시한다. 그리고 시스템에 의해서 분석된

문서를 포함하여 카과 테스트를 비교하여 사람과의 유사도를 살펴본다. 먼저 시스템을 포함하지 않고 6명의 사람들 간의 일치도 실험을 하였다. 그리고 매 실험마다 각자 다른 사람과 시스템을 교체하여 일치도를 측정한다. 결과는 표 4와 같다. 각 숫자는 사람 한명의 고유 번호를 나타낸다. 그리고 C는 시스템을 나타낸다.

사람 간의 일치도에서 0.6415라는 값을 얻을 수 있었다. 이 때 시스템을 사용하였을 때의 일치도 역시 최고 0.61517, 최저 0.586으로 평균 0.5976이라는 값을 얻을 수 있었다. 카과 값에 따른 등급역시 모두 fair 등급을 나타냈다. 이는 사람과 시스템간의 일치도가 매우 유사함을 의미한다.

표4 카과 테스트 결과

구분	k	결과
1,2,3,4,5,6	0.6415	fair
C,2,3,4,5,6	0.60031	fair
1,C,3,4,5,6	0.58649	fair
1,2,C,4,5,6	0.58701	fair
1,2,3,C,5,6	0.586	fair
1,2,3,4,C,6	0.61517	fair
1,2,3,4,5,C	0.61081	fair

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 상품평의 문장을 긍정과 부정 그리고 일반적인 문장으로 나누는 시스템을 제안하였다. 이 때 쓰이는 자질 중에서 연결어미가 중요한 역할을 하는 것을 알 수 있었다. 그리고 이 시스템은 카과 테스트 결과, 사람과 비슷한 성능을 내는 것을 확인 할 수 있었다. 이 시스템은 한 사람이 태깅을 하였기 때문에 시스템이 태깅을 하는 사람의 성향을 닮게 된다. 이러한 이유로 조금 더 객관적으로 학습을 할 수 있는 방법이 필요할 것이다. 그리고 여러 문장들이 연결어미를 통해서 하나의 문장으로 표현되는 문장들이 많이 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 자동 문장 분할 시스템이 필요할 것으로 생각된다. 향후에는 문장평가결과를 사용하여 전체 상품평의 만족도를 자동으로 범주화하는 연구를 진행할 예정이다.

감사의 글

김학수의 이 연구(논문)는 지식경제부 지원으로 수행하는 21세기 프론티어 연구개발사업(인간기능 생활지원 지능로봇 기술개발사업)의 일환으로 수행되었습니다.

참고 문헌

[1] 옥선, “온라인쇼핑시 가장 중요한 고려요소에 대한 고객 설문조사”, 내부 설문조사 문건
 [2] Anindya Ghose, Panagiotis G. Iperotis and Arun Sundararajan, “Opinion Mining Using Econometrics:

A Case Study on Reputation System”, *Proceedings of ACL2007*
 [3] Ryan McDonald, Kerry Hannan, Tyler Neylon, Mike Wells and Jeff Reynar, “Structured Models for Fine-to-Coarse Sentiment Analysis”, *Proceedings of ACL2007*
 [4] 김영규, 안주호, 채수환, “감성용어 및 패턴을 이용한 감성기반 분산 문서분류시스템”, 한국컴퓨터 종합 학술대회 논문집, pp.356-360, 2007
 [5] 문현구, 장병탁, “채팅 텍스트로부터의 화자 감정상태 학습”, 한국정보과학회 봄 학술발표논문집, pp.340-342, 2001
 [6] 송희준, 박영희, 심현식, 함종규, 김학수, 이주호, 이세희, “철자 오류 보정 시스템 및 방법”, 대한민국 특허 출원중(10-2008-0032349)
 [7] Lafferty J., McCallum A., and Pereira F., “Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data”, *Proceedings of ICML 2001*
 [8] Pinto D., McCallum A., Wei X., and Croft W. B., “Table extraction using conditional random fields”, *Proceedings of SIGIR 2003*
 [9] Maarek Y., Berry D. and Kaiser G, “An information Retrieval Approach For Automatically Construction Software Libraries”, *IEEE Transaction On Software Engineering, Vol. 17, No.8*, pp.800-813,1991
 [10] 비비, <http://www.bb.co.kr>
 [11] Fleiss, J. L, “Statistical methods for rates and proportions.”, *John Wiley & Sons*, pp.38-46, 1981