담화관계를 기반으로 한 온라인 토론에서의 입장 분석 연구*

이 상 아
(서울대학교)
신 효 필**
(서울대학교)

Lee, Sangah and Shin, Hyopil. (2016). Stance Classification of Online Debate Texts based on Discourse Relations. *Language Research*, 52.3, 511-532.

Recently, there is an increasing demand for the analysis of mass opinions using online text data. In particular, many studies have focused on automatic recognition of the main idea of subjective, argumentative writing. Additionally, such automatization of this task is fast becoming indispensable. This study constructed text data using debates in Korean on certain political issues, and attempted to identify the stance that each text supports about a given topic. We collected words which support one stance over the other and used them as the features for a machine learning classifier with a dictionary of sentiment words annotated based on their polarities. We then calculated weights for each sub-unit in the text based on the relevant discourse relations. Our classifier resulted in a slight improvement with respect to the defined weights.

Keywords: online debate texts, stance classification, discourse relation, Korean debate text, machine learning

1. 서 론

현재 텍스트 마이닝(text mining)의 한 분야로 감정분석(sentiment analysis) 또는 의견분석(opinion analysis)에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 전통적인 감정분석 연구는 영화평, 상품평 등에서 대상의 특정 측면에 대한 구체적인 화자의 태도, 느낌, 의견 등을 자동으로 분석하여 그것이 긍정적인지, 부정적인지 아니면

* 이 논문은 2014년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2014S1A5A2A01011657).
** 교신저자

중립적인지를 결정하는 방법으로 이루어진다. 한편 사회관계망이나 게시판 등을 포함한 온라인 상에서 개인들의 의견표현이 활발해져, 온라인 상에서 작성된 자료를 통해 대중의 의견을 파악하는 것이 여러 분야에서 중요해지고 있다. 예를 들어 기업은 그러한 글들을 통해 상품에 대한 소비자들의 반응을 살피고, 선거철에 정계는 유권자들이 특정 후보를 얼마나 지지하는지 알고 싶어한다. 최근에는 이런 단순한 상품평이나 의견개진에서 벗어나 특정 주제에 대한 논쟁을 벌이는 온라인 토론이 새로운 의견 개진의 장으로 그 영역을 확대하고 있다.

토론 자료를 분석하는 것은 전통적인 감정분석이 다루고 있는 상품평, 영화평 등과 비교해 볼 때 훨씬 더 어렵다. 이는 토론이 갖는 텍스트적 특성이 기타 상품평 등에서의 논지 전개와 차이가 있기 때문이다. 토론을 위한 글에는 상품평이나 영화평과 같은 장르에 비해 주제에 대한 하위 주제와 기술 대상의 특성 그리고 의견의 유형 등이 다양하게 나타난다. 상품평의 경우 작성자가 최종적으로 말하고자 하는 바를 뒷받침하기 위해 제시하는 근거의 종류가 비교적 한정되어 있다. 예를 들어 작성자가 특정 카메라 모델에 대해 좋은 리뷰를 하고자 한다면 그 카메라의 가격, 화질, 렌즈 등의 측면(aspect)에 대해 언급해야 할 것이다. 또한 같은 상품을 리뷰하는 다른 사람들 역시 비슷한 측면을 고려한다. 반면 '신은 존재하는가?'와 같은 주제에 대해 논쟁을 하는 토론의 경우, 근거로서 제시되는 것들은 한 단어로 요약하거나 간단히 유형화하기가 어렵다. 따라서 기존의 감정분석에서처럼 단순한 단어나 통사 구조의 매칭만으로는 제대로 된 분석을 행할 수 없다.

본 연구에서는 기존의 감정분석과 달리 토론에 포함된 정보를 파악하는 데 담화관계가 중요하게 작용한다고 파악하고, 토론 안에서 관찰되는 담화 관계 및 논증 구조를 활용하는 것이 기존의 감정분석에 뿐만 아니라 토론분석에서도 유용하다는 것을 밝히려고 한다. 본 연구에서는 담화 구조를 기반으로 하여 게시글 내의 가중치 개념을 도입한다. 이런 담화 구조와 함께 글을 이루는 단어들의 분포 등을 함께 이용하여 특정 주제에 대해 그 글이 지지하고자 하는 입장(stance)을 자동으로 분류, 예측하는 방법을 모색한다. 이를 위한 실험으로는 기계 학습 방법을 이용하였으며, 직접 구축한 한국어 토론 자료를 가지고 그 성능을 확인하였다.

본 연구는 한국어 감정분석에 특히 토론 분석에 담화 구조를 통합하려는 첫 시도이다. 따라서 완전하고 폭넓은 담화구조를 전체적으로 구조화하기 보다는 가능한 언어적으로 파악할 수 있는 구조를 우선 자질화하여 기존 어휘 기반의 실험에 추가하여 그 성능이 향상되는지를 살펴보는 것에 초점을 맞추었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 토론글을 분석한 기존의 연구와, 다른 장르의 자료로 수행한 자동 입장 분류 연구에 대하여 간략히 기술한다. 3장에서는 기계 학습을 통해 토론글의 입장을 분류하기 위해 구현한 자질과 시스템의 자동

분류 과정을 설명하고, 4장에서 그 실험 결과를 서술할 것이다. 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 과제에 대해 논의한다.

2. 기존 연구

온라인 토론은 사람들이 어떤 주제에 대하여 생각하는 바를 표현하고 또 상대적인 입장에 있는 독자를 설득하기도 하는 텍스트를 포함한다. 하나의 공통적인 주제에 대하여 서로 다른 입장을 보이는 경우가 많으므로, 토론 게시글 작성자가 주제에 대하여 갖는 입장과 태도, 주관적인 평가 등을 분석하는 연구가 주로 수행된다 (Hauptmann (2006), Somasundaran and Wiebe (2009), Murakami and Raymond (2010), Yessenalina et al. (2010), Abu-Jhara (2011), Anand et al. (2011), Ranade et al. (2013), Hasan and Ng (2014), Walker et al. (2014), Faulkner (2015) 등). Somasundaran and Wiebe (2009)는 통사 구조와 주관성 사전(subjectivity lexicon)을 이용하여 글 안에서 작성자의 주관적인 의견을 나타내는 표현과 그 대상을 추출하고 서로 연결지었다. 평가 대상과 의견을 관련지은 페어를 한 단위로 하여 해당 게시글의 입장을 예측하는 자질로 이용하였다. Abu-Jhara (2011)는 OpinionFinder를 이용하여 글 안에서 의견을 나타내기 위해 사용된 단어와 그 극성을 추출하고 그것이 말하고자 하는 대상을 찾아내는 작업을 수행하였다. 이에 따라 하나의 주제에 대하여 서로 다른 입장을 취하는 둘 이상의 서브그룹을 상정하고 클러스터링을 통하여 이들을 분리하고자 하였다. Hasan and Ng (2014) 역시 비슷한 자질에 더하여 접속사, 대명사, 문장 부호 등에 따라 유형화한 문장의 형태를 이용하여 두 가지 서로 반대되는 토론글의 입장을 분류하였다. 또한 토론글은 작성자가 어떤 중심적인 의견을 피력하고, 그것을 지지하거나 설명을 덧붙이기 위한 내용을 제시하는 것이 일반적이다. 이러한 구조적 특성은 곧 논증 구조의 연구로 이어지며, 이미 여러 기존 연구들이 논증 구조에 기반하여 온라인 토론을 다룬 바 있다(Lin and Hauptmann (2006), Yessenalina, Yue, and Cardie (2010), Boltuzic and Šnajder (2014), Ghosh et al. (2014) 등).

본 연구는 Lee (2016)에서 정의한 담화 관계의 개념을 중점적으로 도입하여 진행하였다. 서로 의미적으로 관련이 있다고 생각되는 두 개의 문장 혹은 구를 비교적 중심적인 내용(nucleus)과 부차적인 내용(satellite)으로 구분하여 그 둘 사이의 관계를 작은 단위의 담화 관계로 정의하였다. 해당 연구에서는 이렇게 작은 단위의 담화 관계에서 시작하여 합성적으로 게시글 전체의 논증 구조를 얻는 것을 목적으로 하였다. 이를 하나의 정보로 받아들여, 본 연구에서는 토론글이 종합적으로 피력하고

자 하는 의견의 방향성을 자동으로 구별하고자 하였다.

온라인 토론에 대한 텍스트 감정 분석 연구는 아직까지 활발하게 이루어지지는 않고 있다. 감정 분석을 목적으로 한 기존 연구들은 대부분이 상품 리뷰나 영화 리뷰와 같은 장르를 대상으로 하고 있다. Alistair and Diana (2005)는 상품평 자료를 대상으로, 소비자의 리뷰가 담는 감정을 긍정, 부정, 중립의 세 가지로 나누어 분류하였다. 자동 분류 과정에서 긍정적, 부정적 감정을 담은 어휘와 더불어 부정 표현과 강화 표현 등을 포함하는 시프터(shifter), 그리고 과장과 절제 표현을 자질로써 이용하였다. Zhang et al. (2013)은 잘 쓴 상품평일수록 긍정적, 부정적 감정만을 포함하는 것이 아니라 주관적 의견을 뒷받침하는 설명을 포함한다는 점에 착안하여 상품평을 담화 수준에서 분석하는 연구를 수행하였다. 그에 따르면 설명을 목적으로 하는 문장이 이유, 세부 사항, 사실 등을 명시하고자 하므로, 다양한 언어적 자질과 제약들을 모델링하여 글 안에서 주관적인 표현을 찾아내고 그에 대응하는 설명 부분을 추출하였다.

고민수, 신효필(2010)은 감정 표현이 나타난 영화 리뷰를 자동으로 등급화하는 연구를 수행하였다. 감정어휘 평가사전을 구축하고 여기에 등재된 어휘들의 의미값이 합성되어 리뷰의 전체적인 의미를 결정하는 과정을 기술하였다. 이러한 의미 합성 과정에서는 통사구조, 접속어미, 부정어, 중의성 등의 정보가 사용되었다. 오연주, 채수환(2015) 역시 감정 어휘 사전을 구축하였으며, 이를 통해 영화 리뷰의 평점을 추론하는 것을 목표로 하였다. 영화 리뷰로부터 감정 문장을 추출하고, 그에 쓰인 형용사의 극성을 이용하여 해당 글이 갖는 감정 점수를 연산한 것이 평점으로 연결되었다.

3. 연구 방법

3.1. 자료

본 연구에서는 온라인 상의 토론글을 자료로 하였다. 포털사이트 '다음'에서 제공하는 서비스인 '아고라[1]'에서는 특정 사안이 토론 주제로 주어지고, 사람들이 그에 대해 자유롭게 게시글을 작성하여 의견을 개진하는 구조를 취한다. 그중에서 서울시 정책에 대해 토론하고 있는 적절한 주제 두 가지를 선정하였다. 또한 각각의 주제에 해당하는 게시글을 크롤링하여 코퍼스를 구성하고, 각 게시글이 주제에 대해 '찬성'과 '반대' 중 어느 입장에 속하는지를 주석하였다. 이 주석은 곧 게시글이 취하는 입장을

1) http://bbs1.agora.media.daum.net/gaia/do/agora/issue/list?bbsId=I001.

자동으로 예측하는 알고리즘의 골드 스탠더드가 되며, 그 주제와 입장에 따른 게시글의 분포는 다음 표 1에서 보는 바와 같다. 본 연구는 총 439개의 한국어 게시글을 수집하였으나, 그중에서 글의 담화 구조를 구성하기에 적절하지 않은 25개를 제외하여 414개의 게시글을 대상으로 하였다.

표 1. 주제와 입장에 따른 자료의 분포

	찬성(PRO)	반대(CON)	합계
길거리 쓰레기통 설치	190	70	260
한강 고수부지 바비큐 허용	42	137	179
합 계	232	197	439

'아고라'의 게시글은 제목과 본문의 두 필드로 이루어져 있다. 기본적으로는 사용자가 모든 게시글에 대하여 댓글과 답글을 작성할 수 있게 되어 있으나, 이 연구에서는 댓글은 자료에 포함시키지 않았으며 답글은 연결 관계를 무시하여 별개의 게시물로 간주하였다.

이렇게 수집한 자료로부터 하나의 의미를 일관적으로 나타내는 가장 작은 단위를 얻기 위해, 기본 단위가 되는 'unit'의 경계를 수동으로 정의 및 분리하는 작업을 수행하였다. 하나의 단위는 문장을 기본으로 하되 절(clause) 경계에 따라 분리하는 것으로 정의하였다. 최소한의 주어와 동사가 갖추어진 문장 구성 성분으로서 절은 하나의 의미, 한 가지의 생각을 일관적으로 나타내는 가장 작은 단위가 되기에 적절하다고 생각된다. '문장'의 경우에는 '절'과 마찬가지로 한 덩어리의 일관된 의미를 나타내는, 다시 말해 길이가 너무 길지 않고 복문 구조를 취하지 않는 것만을 unit으로 지정하고자 하였다. 다만 최대한 복문 구조를 포함하는 것을 피하려고 하였으나, 하나의 의미를 이루는 데 문제가 없으며 분리하였을 때 해당 절이 나타내고자 하는 의미가 사라지는 경우에는 더 이상 분리하지 않고 이를 최소 단위로 이용하였다. 다만 본 연구에서 얻고자 하는 unit은 형태, 통사적으로 정확한 기준과 유형을 제시하기는 어려운데, 이러한 unit을 나누는 작업 자체가 자동으로 처리하기에는 하나의 커다란 연구 주제가 될 만큼 어려우므로 본 연구에서는 수동으로 정의, 분리하는 방법을 택하였다.

따라서 하나의 unit은 문장 전체가 되기도 하고, 하나의 문장을 이루는 여러 개의 구 중 하나가 되기도 한다. 이렇게 분리된 unit은 띄어쓰기나 오탈자 등에 대한 전처리를 거쳐, 형태소 분석 결과를 각각 추가적인 정보로 가지게 된다. 하나의 게시글을 의미의 구성에 따라 분리한 단위들은 다음 표 2의 예시와 같이 나타난다.

표 2. 게시글 하나를 이루는 unit 목록

0	쓰레기통이 있어야 합니다.
1	길 가다가 편의점이나 슈퍼 같은 데서 아이스크림이나 음료 과자 같은 거 사 먹고 나면 쓰레기가 발생하는데
2	쓰레기통이 없으니 많이 불편하죠.
3	예전에 그 많던 쓰레기통 그 쓰레기통 주변이 더럽다고 치워 버렸는데
4	쓰레기통을 즉각 즉각 비우면 더럽혀질 일이 별로 없을 겁니다.
5	도심의 길거리 쓰레기통 설치하고 관리하는 미화원 배치하면 일자리도 생기고 거리도 깨끗해지고 좋을 것 같네요.

또한 아래 표 3에 따르면, 주제별, 입장별 분류에 따라 게시글의 평균 길이에 차이가 없다는 것을 알 수 있다. 따라서 게시글이 특정 주제에 대해 피력하는 입장을 예측하고자 할 때, 게시글의 길이 자체가 변이 요소로 작용하는 경우는 없을 것이라고 예상된다.

표 3. 게시글의 평균 길이 (unit 개수)

	찬성(PRO)	반대(CON)
길거리 쓰레기통 설치	7.8684	8.0238
한강 고수부지 바비큐 허용	7.9714	7.8394

3.2. 자료 분석 절차

본 연구는 위에서 기술한 토론 자료를 대상으로, 게시글이 주제에 대하여 논증하고자 하는 입장을 자동으로 예측하고자 한다. 이를 위해, 각 게시글을 받아서 몇 가지 분석 과정을 통해 그 게시글이 취하는 입장을 리턴하는 시스템을 구축하였다. 그 과정을 간단히 그림으로 나타내면 아래 그림 1과 같다.

먼저 크롤링 단계에서 얻은 게시글을 전처리 과정을 통해 정제한다. 온라인 게시글은 장르 특성상 띄어쓰기 오류나 오탈자의 발생이 잦으므로, 이러한 자료를 자동으로 처리하기 위해서는 적절한 정제 과정이 필요하다. 정제 후에는 위 3.1에서 정의한 것에 따라 게시글을 unit 단위로 분리한다. 게시글을 인풋으로 하여 게시글을 이루는 unit들의 정렬된 목록을 아웃풋으로 받는 것까지를 본 연구의 입장 자동 분류 알고리즘을 위한 전처리 과정으로 계획하였다.

다음 단계로는 각 주제에 대한 각각의 입장을 견지하는 게시글로부터, 해당 입장을 지지한다는 것을 비교적 명확히 드러내리라 예상되는 단어들을 추출하여, 추후 기계학습 단계에서 자질로써 사용할 목록을 구성하였다. 이렇게 입장을 비교적 뚜렷이 드러내는 단어들은 각각이 게시글 안에서 출현하는 빈도와 함께 입장 자동 분류를

위한 자질 중 하나가 된다.

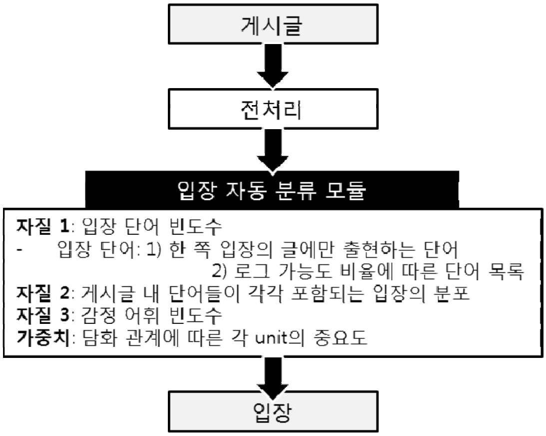


그림 1. 시스템 구조도

또한 특정한 주제와 그에 대한 토론글의 입장을 고려하지 않더라도, 어떤 단어는 그 자체가 갖는 의미 또는 감정으로 게시글이 취하고자 하는 입장을 효과적으로 대변할 수 있다. 본 연구는 Jang and Shin (2010)에서 구축한 감정 어휘 사전을 이용하여, 게시글의 자동 분류 실험을 위한 자질을 구성하였다.

본 연구에서는 이렇게 정의한 자질들에 담화 정보를 적용하여 자동 분류 알고리즘의 성능 향상을 꾀하였다. 토론을 위한 글에서 특징적으로 나타나는 담화 구조를 유형화하고, 이에 기반하여 논증 구조의 관점에서 unit이 글 안에서 갖는 중요도를 정의할 수 있었다. 즉 글에서 중요한 unit일수록 그 안의 단어 또는 그 이상의 표현이 게시글의 전체적인 입장의 예측에 큰 영향을 끼칠 것이라고 예상해볼 수 있다. 본 연구에서는 하나의 게시글이 견지하는 입장에 대해 더 많은 영향력을 가졌으리라 예상되는 unit과 그렇지 않은 unit을 구분하여 가중치를 부여하였다. 또한 이 가중치를 위에서 기술한 두 가지 자질에 적용하여 자동 입장 분류 알고리즘의 수행에 도움이 되도록 하였다.

이러한 자질들과 가중치를 이용하여 게시글이 견지하는 입장을 자동 예측하기 위하여 기계학습 모델을 사용하였다. 본 연구에서 구축한 자료를 학습하고 새로운 게시글의 입장을 예측 분류하는 과정은 Support Vector Machine을 통해 이루어졌다.

3.3. 자질

본 연구에서 목표로 하는 게시글의 자동 입장 분류 알고리즘은 기계학습 모델을 이용하였으며, 입장을 예측하는 데에는 게시글을 이루는 단어들의 분포를 기반으로 게시글에 나타나는 담화 정보, 그중에서도 논증의 구조를 주로 고려하고자 하였다. 그러한 정보를 기계학습의 자질로 구현하는 과정은 아래에 기술하였다.

3.3.1. 입장 단어 빈도수

토론을 위한 글은 어떤 주제에 대한 의견을 표현하기 위함이라는 분명한 목적이 있고, 이러한 목적에 비교적 잘 부합하는 단어들이 존재한다. 이는 어떤 의견을 효과적으로 내세우기 위해 전략적으로 사용하는 것으로, 토론을 위한 글의 경우에는 해당 입장을 나타내는 주장이나 그것을 뒷받침하는 주요 근거에 쓰이는 단어들이 해당될 것이다.

이러한 예상에 따라 본 연구에서는 모든 단어 또는 형태소를 자질로 고려하기보다는, 글의 중심적인 내용을 나타내는 데 큰 영향을 미치는 단어만을 이용하고자 하였다. 모든 단어, 모든 형태소를 분석 대상으로 할 경우 시스템에 걸리는 연산의 부담이 크고, 노이즈가 발생할 우려도 커지기 때문이다. 따라서 주제에 대하여 찬성하는 글과 반대하는 글 모두에서 공통적으로 빈번하게 쓰이는 단어(예: 쓰레기통, 바베큐, 찬성, 반대, 나 등)와, 어느 글에서나 나타날 수 있는 문법적 기능어들을 자질에서 제외하였다. 이러한 단어 혹은 형태소들은 게시글이 취하는 입장에 관계 없이 빈번하게 출현하므로 사실상 자동 입장 분류에 도움을 주지 않으며, 오히려 방해가 될 수도 있다.

자질에 포함하는 단어를 선택하기 위해서는 먼저 글에서 중심적인 내용을 담기에 적절한 품사(NNG, NNP, VA)를 선정하고, 이에 해당되는 단어들에 대하여 로그 가능도 비율을 계산하여 그 값을 이용하였다. 특정 주제에 대한 토론글에 나타나는 단어들의 빈도를 얻되, 해당 단어가 찬성 입장을 내세우는 글에 쓰인 경우와 반대 입장을 피력하는 글에 출현한 경우를 나누어 고려하였다. 그리고 이 두 가지 빈도수의 비율을 아래와 같이 계산하였다.

$$\text{로그 가능도 비} = \frac{\text{해당 단어가 찬성 글에서 출현한 빈도}}{\text{해당 단어가 반대 글에서 출현한 빈도}}$$

위 식에 따르면, 어떤 주제에 대하여 반대하는 글보다 찬성하는 글에 더 자주 쓰인 단어의 로그 가능도 비율 값은 1보다 크게 나타나게 된다. 또한 찬성하는 입장의

글보다 반대하는 입장의 글에 더 많이 출현하는 단어는 그 로그 가능도 비율의 값이 1보다 작다. 이렇게 1을 기준으로 단어들을 나누어, 특정 단어가 게시글 안에서 쓰였을 때 그것을 단서로 게시글이 주제에 대한 '찬성' 입장 또는 '반대' 입장으로 각각 분류될 가능성에 따라 별개의 목록을 정의하였다. 이러한 목록에 포함된 단어들을 본 연구에서는 입장 단어(stance word)라고 이름 붙였으며, 표 4는 주제와 그에 대한 게시글의 의견의 방향성에 따른 입장 단어의 목록 중 일부를 보인다.

표 4. 주제, 입장에 따른 입장 단어 예시

	찬성(PRO)	반대(CON)
길거리 쓰레기통 설치	권리, 종로, 징수, 우려, 버스, 운전사, 치안, 건강, 유적, 빗자루, …	어제, 상금, 수뇌부, 변화, 대학교, 졸업, 새끼, 독려, 부산, 직무, …
한강 고수부지 바비큐 허용	햇볕, 반환, 위반, 기회, 징수, 새끼, 다운타운, 낫, 식구, 종족, …	입, 개념, 유치장, 충격, 제안, 초딩, 공구리, 치안, 건강, 자신, …

또한 최대 가능도 비율을 올바르게 계산할 수 없는 경우, 즉 어느 한 쪽의 입장에는 전혀 출현하지 않고 다른 한 쪽의 입장에 해당하는 게시글에서만 언급하는 단어도 적지 않다. 이 경우 최대 가능도 비율의 값은 얻을 수 없지만 위의 목록과 마찬가지로 입장 단어로서 좋은 판단 기준이 될 수 있다. 따라서 이러한 단어들도 의견의 각 방향성에 대한 입장 단어에 포함되도록 하였다.

더불어 특정 주제에 대하여 찬성하는 글에는 찬성 입장에 자주 쓰이는 단어가 출현하기 쉽다. 다시 말해서 어떤 주제에 대한 토론글이 주어졌을 때 찬성 입장을 나타내는 단어가 반대 입장에 쓰이는 단어보다 더 많이 출현했다면, 해당 게시글은 그 주제에 대해 찬성하는 입장이라고 추측할 수 있을 것이다. 이에 따라 입장 단어의 일차적인 빈도 이외에, 글에 나타난 입장 단어들이 원래 어느 입장을 지지하도록 기대되는지 그 분포를 자질로써 반영하였다.

3.3.2. 감정 어휘 빈도수

온라인에서 수집한 비교적 자유로운 형식의 토론글에는 주제에 대해 객관적이며 사실에 기반한 근거도 포함되어 있기는 하지만, 게시글 작성자가 겪은 일에 대한 언급과 평가나 주관적인 의견 등이 입장에 대한 근거로 사용되는 경우가 많다. 이에 해당하는 실제 자료 내의 예시는 다음 (1)-(3)과 같다.

(1) 길거리에서 무언가 버리려고 할 때 **난감할** 때가 있습니다.
(2) 특히 어두운 밤이면 어느새 버리고 갔는지 마감시간 청소할 때 보면 **기가 막힙**니다.
(3) 길거리에 쓰레기통 없으니 **불편**해요.

그러한 경우에는 단어가 갖는 감정의 극성 자체가 비교적 독립적으로 주제에 대해 게시글이 나타내는 의견의 방향을 암시하고 있을 가능성이 존재한다. 따라서 어떤 감정 어휘가 대상 게시글에 몇 번이나 출현하는지를 자질로 이용할 수 있으리라 생각하였다. 감정 어휘는 Jang and Shin (2010)이 구축한 한국어 감성 어휘 사전에 등재된 것을 이용하였다. 이 사전은 5,249개의 한국어 어휘를 가지며 각각의 어휘에는 형태소 분석 결과에 따른 품사 태그가 포함되어 있고, 그 의미에 따라 긍정 또는 부정 극성을 갖는 것으로 분류되어 있다. 해당 연구에서는 텍스트가 나타나고자 하는 내용을 강화하는 intensifier와 반대로 약화시키는 shifter, 조동사적 용법에 해당하는 modal affix를 포함한 여러 유형의 어휘를 정리하여 그 목록을 구축하였는데, 본 연구에서는 이들 간의 상세한 구분보다는 각 어휘가 갖는 궁극적인 극성에 초점을 맞추었다. 중요한 단어로서 기능하기 어려운 품사에 해당하는 항목은 미리 품사 태그를 기반으로 하여 필터링하였으므로, 입장 분류 단계에 악영향을 미칠 만한 어휘는 제외되어 있기 때문이다.

3.3.3. 담화 관계에 따른 가중치

토론을 위한 글 안에는 말하고자 하는 바를 가장 강하게 나타내는 부분과, 그것을 뒷받침하거나 부연 설명을 하는 부분이 존재한다. 지극히 지엽적인 내용도 있고, 경우에 따라서는 주제와 전혀 상관 없는 말이 덧붙기도 한다. 또한, 지지하고자 하는 입장과 반대되는 근거를 언급하는 경우도 있다. 이는 대부분 상대되는 입장에서 주장했거나 주장하리라 예상되는 내용을 인용하며 비판 또는 인정하기 위한 것이다.

이렇게 비교적 부차적인 내용을 나타내거나 글의 전체적인 입장과 반대되는 의견을 언급하는 unit을, 말하고자 하는 바를 뚜렷하게 나타나는 unit과 똑같이 취급하고 기계 학습 단계에 반영하기에는 무리가 있다. 글에서 사용한 단어, 특히 로그 가능도 비율을 이용하여 추출한 입장 단어들을 중심으로 글이 견지하는 입장의 방향을 판단하고자 할 때, 비교적 덜 중요한 unit에 포함된 단어는 그 빈도수 역시 덜 중요하게 고려해야 할 것이다.

따라서 본 연구에서는 unit의 중요도에 따라 가중치 개념을 도입하여 자질이 되는 단어들의 빈도수에 반영하였다. 중요한 unit에 포함된 단어의 빈도수는 상대적으로 높여 주고, 반대로 지엽적인 내용의 unit에 포함된 단어의 빈도수는 상대적으로 떨어뜨리는 것이다. 본 연구에서 가중치는 자료의 담화 체계로부터 학습하여 얻은 수치를 이용하였다.

Lee (2016)은 담화 관계를 이용하여 토론을 위한 게시글 한 편씩을 이루는 논증의 구조를 구축하였다. 접속사를 중심으로 몇 가지 정보를 이용하여 문장 또는 구 사이의 담화 관계를 예측하고 이것을 연결하여 그림 2와 같이 하나의 글에 해당하는 트리

구조를 완성하는 것이다.

트리 구조 상에서 하나의 노드는 하나의 문장 또는 구로 대응되는 기본 단위를 나타내며, 두 개의 노드를 잇는 관계를 담화 관계라고 이름지었다. 이러한 담화 관계는 토론글이라는 비교적 한정된 장르 안에서 작성자가 자신의 의견을 논증하기 위하여 취하는 전략을 유형화한 것으로, 그 논증의 전략에는 앞 내용에 대한 이유 제시, 평가, 예시 제공, 반복, 결과 제시, 인정, 반박 등이 포함된다.

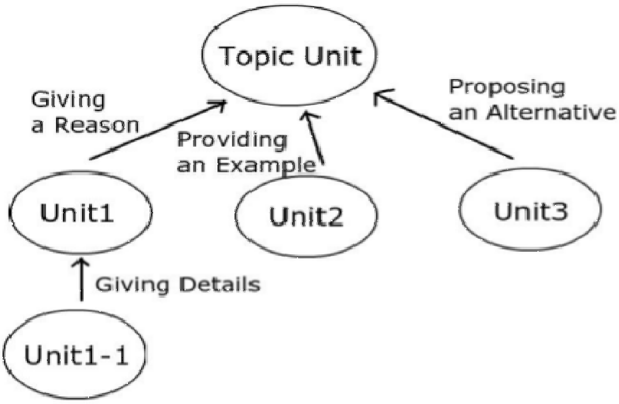
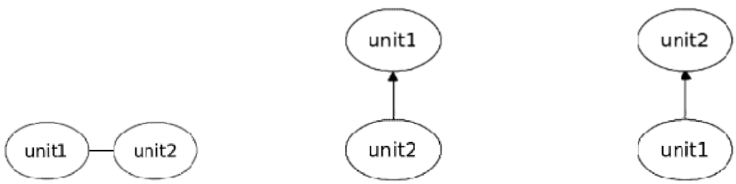


그림 2. 게시글의 논증 전략에 따른 구조 예시

Lee (2016)에서는 먼저 토론글 내에서 두 개의 unit이 서로 의미적으로 관계를 가지고 있는지의 여부에 따라 'O'와 'X'의 두 가지로 관계들을 크게 나눈다. 'O'로 분류된 관계는 두 unit이 같은 내용을 나타내고 있거나, 어느 한 쪽이 다른 한 쪽의 하위 내용이 되는 경우를 포함한다. 반면 같은 입장을 뒷받침하는 unit이기는 하지만 서로 직접적인 관계를 가지고 있지 않을 경우 'X'로 분류된다. 이때 내용적으로는 새로운 subtree를 구성할 수 있고, 두 unit은 서로 동등한 층위에 있게 된다. 이 단계는 기계 학습을 통해 이루어지며, 이 분류 결과를 Convergent Relation Rule이라는 수동 규칙을 이용하여 정제한다. 이때 'O'로 분류된 관계들에 대해서만 세부적으로 어떤 관계인지, 즉 'NN', 'NS', 'SN' 중 어느 관계에 속하는지를 다시 자동으로 판단하게 된다.

두 단계의 관계 분류 과정에서는 관계 유형에 따른 어휘적 자질이 중요하게 작용한다. 관계의 세부적인 유형에는 이유, 예시, 보완책, 대책, 결과, 세부 사항, 화제 전환, 열거, 반박 등이 있다. 두 unit 사이의 관계가 어떤 세부 유형에 해당하느냐에 따라 각 unit은 서로 다른 종류의 명시적(explicit) 접속 어미 및 접속 부사를 포함할 것이다. 위와 같은 세부 분류는 unit 간의 'NN (nucleus-nucleus)', 'NS (nucleus-satellite)’, ‘SN (satellite-nucleus)’ 등의 관계의 대분류에 각각 속함으로써 그 예측에 도움을 줄 것이라 가정하였다. 또한 해당 연구에서는 두 unit 중 나중에 오는 것이 적절한 주어나 목적어, 서술어 등을 갖지 않거나 대명사를 포함하여 앞 내용에 의존할 가능성이 높은 경우, 두 개의 unit이 같은 문장에 포함되어 있는 경우, 그리고 두 unit의 텍스트 내에 사용된 어휘의 쌍 등을 관계 분류를 위한 추가적인 자질로 다루었다. 또한 이러한 자질들을 이용한 자동 분류 결과를 수동적으로 정의한 규칙을 이용하여 정확도를 높이고자 하였다. 앞에 있는 unit들끼리의 관계를 먼저 예측하고, 먼저 예측해 둔 관계들을 다른 unit들 사이의 관계 예측에 이용한다. 위치에 따라 반드시 ‘X’의 관계, 즉 직접 연관성이 없는 관계에 있을 수밖에 없는 경우를 규칙을 통해 정의하는 것이다.

다시 말해 두 개의 문장 또는 절이 서로 관련이 있는지를 확인하는 분류 단계가 선행되고, 같은 문맥 내에서 관련이 있는 단위들에 대하여 ‘NN’, ’NS’, ‘SN’의 세 가지가 텍스트에 대응되는 트리 구조 내 최소 단위의 담화 관계가 된다. 이는 곧 위에서 언급한 논증 전략의 세부 유형들을, 텍스트가 말하고자 하는 주제와 관련한 내용의 경중에 기반하여 세 가지 담화 관계로 크게 묶은 것이라고 할 수 있다. 모든 세부 유형들을 개개의 담화 관계로 반영하기에는 학습 데이터의 크기가 부족하며 구현 상의 문제가 존재하기 때문에 비교적 간단한 상위 개념을 이용한 것이다. 이들 담화 관계들은 각각 그림 3의 (a), (b), (c)로 도식화되어 있다.



(a) A NN Relation (b) A NS Relation (c) A SN Relation

그림 3. 담화 관계

먼저 NN은 두 개의 문장 또는 구가 서로 동등한 층위에 있으면서 같은 내용을 나타내는 경우를 말한다. NS는 뒤에 있는 문장이나 구가 앞의 것에 대해 부차적인 내용을 제공하는 관계이며, SN의 경우 반대로 앞에 있는 문장이나 구가 뒤의 것보다 글의 전체적인 의견에 있어 주변적인 내용을 담게 된다. 결국 NS와 SN 모두 서로 층위가 다른 수직적 관계를 나타내는데, 이러한 수직 연결은 두 개의 문장 또는 구가 갖는 중요도의 차이를 나타낸다. 트리 구조에서 상위 노드에 해당되는 문장은 하위 노드에 포함된 것보다 게시글에서 말하고자 하는 바에 더 많이 기여하고, 하위

노드는 그에 대하여 비교적 부차적인 내용을 담는다. 여기에는 부연 설명이나 예시, 근거 제시 등을 포함하는 지지 관계나 상대 의견에 대한 인정, 비판과 같은 공격 관계 등이 포함된다. 이때 공격 관계에 해당하는 담화 관계에는 별도의 표지가 추가된다.

글에 있는 모든 unit의 쌍에 대해서 관계 할당이 완료되면, 이들을 모아서 하나의 트리 구조로 합성한다. 모든 unit 쌍들이 서로 동등하거나 고정된 상하 관계를 가지고 있으므로, 모두 이어 붙여서 텍스트의 주제를 가장 잘 나타내는 unit을 루트(root)로 하여 하나의 완성된 트리 구조를 구성할 수 있다. 위의 담화 관계에 기반하여 unit들을 연결하고, 그렇게 완성된 구조를 그림으로 나타내면 그림 4와 같은 모양이 된다.

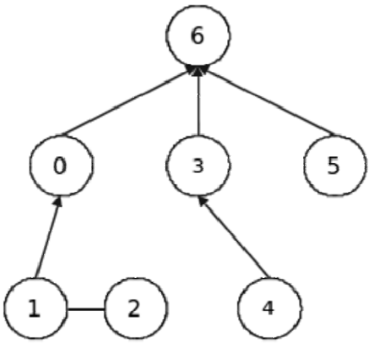


그림 4. 게시글의 트리 구조 예시

본 연구 역시 이러한 담화 관계와 논증 구조를 이용하여 게시글의 전체적인 구조를 얻은 뒤, 그에 따라 unit이 트리 구조 상에서 루트에 가까울수록 즉 상위에 있을수록 더 중요한 부분으로 간주하였다. 트리 구조를 합성할 때 담화 관계의 자동 분류 단계에서 확정해 놓은 ‘NN’, ’NS’, ‘SN’ 관계를 이용하기 때문이다. 이들 담화 관계들은 각 unit 쌍이 서로를 비교했을 때 텍스트의 해당 주제, 해당 입장을 나타내는 데 있어서 동등한 중요도 혹은 상하 관계가 명백히 다른 중요도를 갖는 것으로 정의되어 있다. 예를 들면 그림 2에서 Unit1은 Topic Unit의 내용에 대한 이유를 제시함으로써 이를 뒷받침하고 있으므로 해당 텍스트의 주제문인 Topic Unit보다는 한 층위 낮은 중요도를 가지고, Unit1-1은 Unit1의 내용에 대해 세부 정보 제공이라는 전략을 이용하여 이를 뒷받침하고 있기 때문에 한 층위 더 낮은 중요도를 갖는다. 즉 최종적으로 하나의 텍스트를 이루는 모든 쌍들을 합성했을 때, 루트로부터 멀어져 층위가 낮은 unit일수록 그 중요도가 낮다고 볼 수 있다. 따라서 층위가 하나 낮아질 때마다 일정한 수치의 페널티를 적용하여, 서로 다른 층위에 속한 unit들이 서로 다른 가중치를 가지고 그에 속한 자질들을 입장 분류 과정에 반영할 수 있도록

하였다. 또한 상위 unit과 역접 관계에 있는 하위 unit에는, 순접으로서의 부연 설명 관계와는 다른 가중치를 정의하고 부여하였다. 담화 관계에 따라 가중치를 부여하는 기준은 그림 5와 같이 구성하였다.

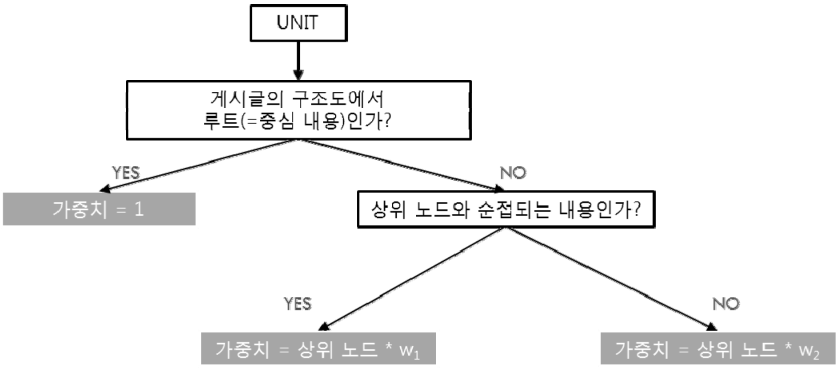


그림 5. 가중치를 결정하기 위한 Decision Tree

게시글을 이루는 트리 구조 상에서 루트 즉 중심 내용에 해당하는 unit에 부과되는 가중치(W_0)를 1로 하고, 그로부터 하위로 내려갈수록 0과 1사이의 값을 재귀적으로 부여하였다. 상위 unit에 갖는 가중치 값을 W_n이라고 했을 때 그 하위 unit의 가중치 W_{n+1}은 W_n에 다시 담화 관계에 따라 정해진 수치 w_1 또는 w_2를 곱하여 얻게 된다. w_1과 w_2는 3.1에서 수집한 자료에 기반하여 다음 식을 가지고 계산하였다.

$$w_0 = (\text{게시글의 중심 unit 가중치}) = 1$$

$$w_1 = (\text{순접 하위 unit 가중치}) = average\left(\frac{\text{찬성}(\text{반대})\text{ 입장 단어의 출현 빈도}}{\text{찬성}(\text{반대})\text{ 게시글 내 unit의 형태소 수}}\right)$$

$$w_2 = (\text{역접 하위 unit 가중치}) = average\left(\frac{\text{역접하는 unit 개수}}{\text{게시글 내 unit의 전체 개수}}\right)$$

위 식을 통해 얻은 가중치는 w_1 = 0.866, w_2 = 0.189이며, 본 연구에서는 이를 위 3.3.1과 3.3.2에서 자질로서 정의한 것들에 적용하여 그 빈도수를 변경하도록 하였다.

4. 실험 및 토론

게시글이 특정 주제에 대하여 견지하는 입장을 자동으로 예측하기 위하여, 위에서 기술한 자질들을 이용한 기계 학습 및 평가 실험은 Support Vector Machine을 통해 수행되었다. 또한 수집된 토론글을 같은 개수의 게시글을 갖는 열 개의 그룹으로 랜덤하게 나누어 10-fold cross validation 방식을 이용하였다. 이때 전체 자료의 90%는 미리 주석된 입장의 방향과 함께 학습 데이터이고, 나머지 10%는 그 입장을 예측하기 위한 테스트 데이터가 된다. 이러한 실험은 테스트 데이터가 되는 게시글의 그룹을 바꾸어 가면서 열 번 반복되고, 최종적으로는 이 열 번의 실험으로부터 평균 성능을 얻는다.

이때 위 3.1에서 구축한 자료에는 두 개의 주제에 대한 게시글들이 모두 포함되어 있으므로, 3.3.1에서 입장 단어의 목록을 만들고 게시글 내에서 빈도수를 구할 때는 각 주제에 따라 별도로 값을 구하고, 학습 데이터와 테스트 데이터는 두 주제에 해당하는 게시글들을 통합해서 구성하였다.

본 연구에서 제안하는 입장 분류 알고리즘의 성능은 F1-score에 의해 측정된다. 먼저 별도의 가중치 없이 3.3.1에서 언급한 입장 단어의 빈도수만을 이용하는 조합을 베이스라인으로 이용하였다. 여기에 3.3.1에서 언급한 단어의 출현 입장에 따른 분포(polDist), 3.3.2에 기술한 감정 어휘의 게시글 내 빈도수(polLex), 그리고 3.3.3에서 내용의 중요도에 따라 정의한 unit별 가중치(weighted)를 반영하게 된다. 먼저 별도의 가중치를 적용하지 않은 입장 단어만을 자질로 하여 실험한 결과는 다음 표 5와 같이 나타난다.

표 5. 베이스라인 실험 결과

	precision	recall	f1-score	support
CON	0.74	0.74	0.74	202
PRO	0.74	0.74	0.74	212
Avg/total	0.74	0.75	0.74	414

아래 표 6에 포함된 네 가지 경우는 베이스라인을 포함하여, 앞에서 기술한 자질들을 베이스라인에 더하여 실험한 결과이다. 각 자질들의 서로 다른 조합과 가중치 적용 여부를 달리 하며 본 연구에서 제안하는 알고리즘이 게시글의 입장의 방향성을 분류할 때의 성능을 나열, 비교하였다. 이들은 모든 unit에 똑같이 1의 가중치가 적용되어, 게시글 내에서 unit이 갖는 중요성 및 기여도가 고려되지 않은 경우이다.

표 6에는 입장 단어만을 가지고 실험한 베이스라인 결과를 기준으로, 입장 단어의

빈도수와 그 출현 입장에 따른 분포를 함께 자질로 구현한 경우(Stance + polDist), 입장 단어와 감정 어휘의 빈도수를 함께 자질에 반영한 경우(Stance + polLex), 그리고 앞서 언급한 세 가지 자질을 모두 포함시킨 경우(Stance + polDist + polLex)의 입장 자동 분류 실험 결과가 차례로 표시되어 있다.

먼저 입장 단어의 의견 방향성에 따른 분포(polDist)를 베이스라인인 입장 단어 빈도수 자질에 더하여 실험한 결과, 테스트 자료에 포함된 게시글의 입장을 '찬성'으로 분류하는 경우의 recall 값이 0.74에서 0.75로 상승하는 것을 관찰할 수 있었다. 그러나 '반대'로 분류할 때의 precision 값이 0.74에서 0.73으로 감소하면서, 결과적으로 f1-score나 양쪽 입장의 평균적인 결과값은 베이스라인에 비하여 눈에 띄는 변화를 가져오지는 못했다. 또한 감정 어휘의 빈도수(polLex)를 베이스라인에 더하여 실험하였을 때, 앞의 경우와 마찬가지로 게시글의 입장을 '찬성'으로 분류할 때의 recall 값이 0.74에서 0.76으로 향상된 것을 볼 수 있다. 그러나 동시에 두 가지 입장 모두에 해당하는 precision 값이 소폭 하락하였다. 이에 따라 평균적인 성능은 오히려 떨어지는 것을 관찰할 수 있었다.

한편 게시글 내 각각의 입장을 나타내는 단어의 사용 분포와 감정 어휘 빈도수를 입장 단어 자질과 모두 조합하여 그 성능을 보았을 때(Stance + polDist + polLex), 테스트 자료의 게시글을 '반대' 입장으로 분류하는 경우의 precision 값이 0.75로, recall 값이 0.76으로 각각 상승하였다. 이는 위 자질들의 네 가지 조합에 대하여 실험한 결과 중 가장 높은 수치이다. 그러나 같은 실험 내에서 게시글을 '찬성' 입장으로 분류한 경우 f1-score가 0.73으로 소폭 하락하여, 두 경우의 평균값으로 나타낸 전체 성능은 그 변화폭이 크게 유의미한 수준에는 도달하지 못했다. 이에 따르면 추가로 구현된 두 자질, 즉 입장 단어의 의견 방향성에 따른 분포와 감정 어휘의 빈도수 등은 베이스라인으로 사용된 입장 단어의 빈도수에 비하여 성능에 크게 기여하지 못하고 있는 것으로 보인다.

표 6. 가중치를 적용하지 않은 자질들의 기여 비교

Stance (baseline)	precision	recall	f1-score	support
CON	0.74	0.74	0.74	202
PRO	0.74	0.74	0.74	212
Avg/total	0.74	0.75	0.74	414
Stance + polDist	precision	recall	f1-score	support
CON	0.73	0.74	0.73	202
PRO	0.74	0.75	0.73	212
Avg/total	0.74	0.74	0.73	414

Stance + polLex	precision	recall	f1-score	support
CON	0.74	0.72	0.72	202
PRO	0.73	0.76	0.74	212
Avg/total	0.73	0.74	0.73	414
Stance + polDist + polLex	precision	recall	f1-score	support
CON	0.74	0.74	0.73	202
PRO	**0.75**	**0.76**	**0.75**	212
Avg/total	**0.74**	**0.75**	**0.74**	414

또한 아래 표 7에 표시된 것은 위의 네 가지 경우와 동일한 조합 상에서 게시글의 담화 구조에 따른 가중치를 반영한 결과이다. 그 효과를 비교하기 위하여 동일한 자질 조합의 실험에서 가중치를 반영하지 않은 경우의 결과를 괄호 안에 첨부하였다.

이때 자질들의 조합에 따라 절대적인 수치의 차이는 있으나, 같은 조합에서 가중치를 적용하지 않은 경우에 비하여 그 성능이 향상되었음을 관찰할 수 있다. 베이스라인인 입장 단어의 빈도수만을 가지고 실험한 경우부터 추가로 구현한 자질들을 포함하여 실험한 경우까지 모두 precision, recall, f1-score 값이 1~2%p 가량의 상승을 보였다. 단지 모든 자질에 가중치를 반영하여 실험한 경우(Stance + polDist + polLex (weighted))에는 게시글 내 모든 unit의 중요도가 1로 같게 계산되었을 때와 그 결과가 크게 다르지 않았다. 게시글을 '반대' 입장으로 분류하였을 때의 recall 값과 '찬성'입장으로 분류한 경우의 precision 값이 하락한 한편 같은 경우 recall 값이 상승하여, 결과적으로는 그 변화폭이 서로 상쇄되었기 때문이다.

표 7을 통해 알 수 있듯 가중치의 적용에 따른 성능의 상승은 분명히 있었으나, 그 정도가 만족스러운 수준에는 도달하지 못했다. 그 원인으로는 먼저 가중치의 정교함의 문제를 생각해볼 수 있겠다. 본 연구에서 게시글의 각 unit에 부과되는 가중치는 먼저 unit 간의 수직 구조를 기본으로 하여 정의되었으며, 두 unit이 서로 동등한 층위에 있을 경우 역시 중요한 담화 관계를 이루기는 하나 같은 가중치가 적용되므로 이 경우는 큰 문제가 되지 않는다. 다만 수직 구조가 발생하는 경우 루트로부터 한 층위씩 내려갈 때마다 순접 혹은 역접 관계에 해당하는 가중치가 반영되어 최종적으로 각 unit은 그 층위와 개별적인 입장에 따라 다른 무게 즉 중요도를 갖게 된다.

unit의 층위는 절대적인 위치와 관계없이 수직 구조가 있을 경우 동일한 페널티를 재귀적으로 부여하는 형식을 취한다. 이때 unit 층위의 절대적인 위치를 고려하지 않았다는 점이 전체 입장 분석의 성능 향상에 악영향을 주었을 수도 있으리라 생각된다. 텍스트 전체 주제문과 그 바로 하위의 주요 근거 사이의 관계는, 트리 구조

하위에서 토론글의 글쓴이가 제시하는 개인적 경험과 그 바로 하위의 부연 설명 사이의 관계보다는 중요하게 다루어져야 할 것이기 때문이다.

표 7. 가중치를 적용한 경우 자질들의 기여 비교

Stance (weighted)	precision	recall	f1-score	support
CON	0.75 (0.74)	0.76 (0.74)	0.75 (0.74)	202
PRO	0.76 (0.74)	0.76 (0.74)	0.75 (0.74)	212
Avg/total	0.76 (0.75)	0.76 (0.75)	0.75 (0.74)	414
Stance + polDist (weighted)	precision	recall	f1-score	support
CON	0.75 (0.73)	0.76 (0.74)	0.75 (0.73)	202
PRO	0.76 (0.74)	0.76 (0.75)	0.75 (0.73)	212
Avg/total	0.75 (0.74)	0.76 (0.74)	0.75 (0.73)	414
Stance + polLex (weighted)	precision	recall	f1-score	support
CON	0.75 (0.74)	0.73 (0.72)	0.74 (0.72)	202
PRO	0.74 (0.73)	0.78 (0.76)	0.76 (0.74)	212
Avg/total	0.75 (0.73)	0.75 (0.74)	0.75 (0.73)	414
Stance + polDist + polLex (weighted)	precision	recall	f1-score	support
CON	0.74 (0.74)	0.72 (0.74)	0.72 (0.73)	202
PRO	0.74 (0.75)	0.77 (0.76)	0.75 (0.75)	212
Avg/total	0.74 (0.74)	0.75 (0.75)	0.74 (0.74)	414

unit 사이의 수직 구조에 적용되는 페널티의 종류는 두 가지로, 해당 unit이 상위 unit과 순접 관계에 있는지 아니면 역접 관계에 있는지의 여부만을 그 구분 기준으로 두고 있다. Unit 간에 발생할 수 있는 담화 관계는 매우 다양하며, 순접과 역접은 그것들을 묶은 한 가지 커다란 단위의 기준일 뿐이다. 예를 들어 순접 관계 안에는 반복, 이유 제시, 예시 제공, 관련된 일화 언급, 동조 등과 같이 수많은 담화 관계의 유형들이 포함되어 있다. 즉 본 연구에서 사용한 두 가지의 가중치는 객관적인 부연 설명 혹은 예시와 게시글 작성자의 개인적인 경험을 구분하지 않으므로, 이 점이 성능의 향상에 단점으로 작용하였으리라 추측된다.

이러한 담화 관계의 정교성은 기존 Lee (2016)에서 정의하고 자동 예측한 것을 기반으로 한다. 해당 연구에서는 담화 관계의 분류를 게시글의 트리 구조 안에서 두 개의 노드가 동등한 관계에 있는 경우, 앞선 노드가 뒤의 것보다 상위에 있는

경우, 그리고 앞선 노드가 뒤의 것보다 하위에 있는 경우 등으로 비교적 개략적으로 나누었다. 본 연구에서는 그중에서 수직적인 관계가 존재하는 경우만을 고려하였다. 이에 더해 좀 더 세부적인 담화 관계의 하위 분류를 설정하고 그에 따라 다른 종류의 가중치를 정의한다면 적절한 가중치의 적용 효과를 얻을 수 있으리라 기대된다. 그렇게 되기 위해서는 더욱 정교한 담화체계와 분석의 틀이 필요할 것이다.

또한 본 연구에서 대상으로 한 코퍼스는 두 가지 주제에 대하여 수집한 414개의 게시글로 이루어져 있는데 이는 충분히 큰 크기라고는 할 수 없다. 학습 데이터가 충분하지 못할 경우 시스템이 올바른 작동을 할 수 없을 것이다. 예를 들어 본 연구 3.3.1에서 로그가능도비에 따라 자동 추출한 입장 단어의 경우에도 주제와 관계 없거나 비교적 중요하지 않은 단어 즉 노이즈가 섞일 수 있는데, 이 역시 어느 정도 코퍼스 크기의 영향을 받았을 수 있다. 올바르지 못한 입장 단어는 이를 기반으로 한 입장 분류 과정의 성능에도 큰 단점이 될 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 온라인 토론글이 갖는 주관적인 방향성 즉 입장을 자동으로 구별하는 방법을 제안하였다. 먼저 특정 정책에 대한 주관적 논평으로 이루어진 한국어 텍스트 자료를 구축하였다. 또한 하나의 글을 이루는 문장이나 구의 단위들이 갖는 관계성에 기초해 각 단위에 부과되는 가중치를 정의하였다. 이는 게시글이 최종적으로 말하고자 하는 바에 따라 그것을 가장 뚜렷하게 드러내는 부분과 그것을 뒷받침하는 부가적인 부분, 그리고 글의 전체적인 의견과는 큰 관련이 없는 가장 주변적인 내용을 담은 부분 등으로 나뉠 수 있다는 점에 착안한 것이다. 게시글 안에 나타나는 담화 관계 및 그에 기반하여 합성한 논증 구조가 내용의 구분을 체계적으로 가능하게 하고, 이것은 곧 글에 기여하는 내용의 부분별 중요도가 되므로 가중치를 정의하는 것이 자연스럽게 된다. 이를 어휘 차원의 실마리를 중심으로 한 몇 가지 자질에 적용하였다. 토론글에 나타난 입장과 이때 사용된 단어의 분포에 따라 로그 가능도 비율을 연산하고 이것을 기준으로 입장 단어를 자질로써 정의하였다. 또한 긍정적, 부정적 극성이 표시된 감정 어휘 사전을 이용하여 글에 사용된 단어의 감정적 방향성 역시 자질로 반영할 수 있었다. 이들 자질은 기계 학습 모델과 더불어 자동 분류 시스템을 구성하는 데 쓰였다.

이렇게 구현한 입장 자동 분류 시스템은 담화 관계 정보를 반영하여, 그렇지 않은 경우보다 성능의 향상이 있었음을 관찰할 수 있었다. 하지만 그 향상의 정도가 아직 만족스럽지 않은 수준이다. 이는 담화 관계와 그에 따른 논증의 체계가 아직

충분히 구성되지 않았기 때문이라고 예상해볼 수 있다. 따라서 실제 자료에서 학습하여 좀더 정교한 담화 체계를 완성하는 것이 필요하다. 또한 본 연구에서 이용한 코퍼스의 크기가 학습과 테스트에 있어 충분히 크다고는 할 수 없기 때문에, 이것이 입장 단어의 추출 단계에서부터 자질의 정의 및 반영, 나아가 텍스트의 입장 분류 단계까지 성능을 내는 데 단점으로 작용했을 가능성도 있다. 그러므로 더욱 풍부한 양의 텍스트 수집과 적절한 코퍼스 구성이 중요하며, 점차 보충해 나가야 할 것이다.

또한 영어 이외의 언어로 구축된 토론 자료를 이용한 연구는 아직 충분히 이루어지지 않은 실정이다. 특히 한국어 토론 자료에 대한 연구는 초기 단계에 있다고 할 수 있다. 이에 따라 연구에 이용할 만한 자료를 얻기가 어렵고, 직접 구축하여 활용한다고 하더라도 그 규모가 충분치 못하다. 따라서 담화 체계와 기계 학습의 성능을 개선하기 위하여 향후 국내 자료의 구축과 그에 대한 심도 있는 연구가 더 활발하게 이루어지기를 기대한다.

참 고 문 헌

Abu-Jbara, Amjad. et al. (2012). Subgroup detection in ideological discussions. Association for Computational Linguistics (ACL), 399-409.

Anand, Pranav et al. (2011). Cats rule and dogs drool!: Classifying stance in on-line debate. Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis WASSA, 1-9.

Boltuzic, Filip and Jan Šnajder. (2014). Back up your Stance : Recognizing Arguments in Online Discussions. Proceedings of the First Workshop on Argumentation Mining, 49-58.

Faulkner, Adam Robert. (2014). Automated Classification of Argument Stance in Student Essays: A Linguistically Motivated Approach with an Application for Supporting Argument Summarization. PhD thesis, 232.

Ghosh, Debanjan, et al. (2014). Analyzing Argumentative Discourse Units in Online Interactions. Proceedings of the First Workshop on Argumentation Mining, 39-48.

Jang, Hayeon and Hyopil Shin. (2010). Effective Use of Linguistic Features for Sentiment Analysis of Korean. Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation, 173-182.

Kennedy, Alistair and Diana Inkpen. (2005). Sentiment Classification of Movie and Product Reviews Using Contextual Valence Shifters. Proceedings of FINEXIN.

Lee, Sangah. (2016). An Automatic Analysis of Argumentation Schemes of Korean Texts. Master's Thesis. Seoul National University.

Lin, Wei-Hao and Alexander Hauptmann. (2006). Are these documents written from different perspectives?. Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and the 44th annual meeting of the ACL - ACL '06 2, 1057-1064.

Murakami, Akiko and Rudy Raymond. (2010). Support or Oppose? Classifying Positions in Online Debates from Reply Activities and Opinion Expressions. Coling August, 869-875.

Ng, Kazi Saidul and Vincent Hasan. (2012). Predicting Stance in Ideological Debate with Rich Linguistic Knowledge. Coling2012 December 2012, 451-460.

Ranade, Sarvesh, Rajeev Sangal, and Radhika Mamidi. (2013). Stance Classification in Online Debates by Recognizing Users' Intentions. Proceedings of the SIGDIAL 2013 Conference August, 61-69.

Somasundaran, Swapna and Janyce Wiebe. (2010). Recognizing stances in ideological on-line debates. Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text. Association for Computational Linguistics, 116-124.

Walker, Marilyn A. et al. (2012). That is your evidence?: Classifying stance in online political debate. Decision Support Systems 53.4, 719-729.

Yessenalina, Ainur, Yisong Yue, and Claire Cardie. (2010). Multi-level structured models for document-level sentiment classification. Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 1046-1056.

Zhang, Qi et al. (2013). Discourse Level Explanatory Relation Extraction from Product Reviews Using First-Order Logic. Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 946-957.

고민수, 신효필. (2010).『감정 어휘 평가 사전과 의미 마디 연산을 이용한 영화평 등급화 시스템』,『인지과학』, 21.4, 669-696.

오연주, 채수환. (2015).『영화평과 평점을 이용한 감성 문장 구축을 통한 영화 평점 추론』,『인터넷정보학회논문지』, 16.2, 41-48.

이상아(제1저자)
08826
서울특별시 관악구 관악로1 서울대학교 인문대학 언어학과 박사과정
전자우편 : visualjan@snu.ac.kr

신효필(교신저자)
08826
서울특별시 관악구 관악로1 서울대학교 인문대학 언어학과
전자우편 : hpshin@snu.ac.kr

접수일자 : 2016. 10. 31
수정본 접수 : 2016. 12. 13
게재결정 : 2016. 12. 17