

# 순차 모형과 언어 자질 벡터를 이용한 한국어 토론 데이터의 선형 논증 구조 분석

(An Analysis of Linear Argumentation Structure of  
Korean Debate Texts Using Sequential Modeling  
and Linguistic Features)

이 상 아 <sup>†</sup>  
(Sangah Lee)

신 효 필 <sup>\*\*</sup>  
(Hyopil Shin)

**요약** 토론 데이터의 논증 구조 분석을 위한 기존의 연구는 문서를 이루는 문장들 간의 담화 관계와 해석에 기반한 트리 구조 형태의 논증 구조를 제안한 것이 대부분이다. 이 때 상대적 관계들을 조합하여 한 편의 문서에 대응하는 논증 구조를 구성하는 과정에서 관계 간의 불일치가 발생할 위험이 있다. 본 연구에서는 문서가 다루는 주제 자체와 문장 간의 관계를 상징하고 이를 논증상의 기능에 따라 유형화한 논증 구조 프레임틀을 제안한다. 또한 각 문장에 해당하는 논증 유형을 문서 단위로 순차 모형에 적용시켜, 논증 구조의 자동 분석 과정에서 문서 내 맥락 정보를 이용할 수 있도록 한다. 형태소의 bag-of-words와 단어 임베딩, 언어 자질을 각각 이용하여 문장들을 벡터화하고, 이에 순차 모델링을 비롯한 기계학습 방식을 적용하여 논증 유형의 예측 결과를 관찰하였다. 이 때 언어 자질을 이용하여 벡터화한 문장들에 순차 모형을 적용한 경우 F1-score가 0.68로 가장 높게 나타났다.

**키워드:** 토론 데이터, 논증 구조, 언어 자질, 순차 모형

**Abstract** Current studies on argument mining provide tree-structured argumentation structures based on relational nuclearities and discourse relations between sentences in each document. In this case, inconsistencies between related sentences may occur, constructing a full argumentation structure for a document by the bottom-up method. This paper introduces relations between the topic of texts and sentences to provide a frame of argumentation structure. Automatic analysis of argumentation structure uses contextual information from documents, as argument types defined for each sentence are applied to the sequential model. In this paper, we vectorized sentences using bag-of-words of morphemes, word embedding of morphemes, and some linguistic features extracted from the sentence respectively, and used those vectors as inputs of models to predict argument types in the document. As a result, the combination of linguistic features and the sequential model revealed the best result in the experiment, showing 0.68 as the f1-score.

**Keywords:** debate texts, argumentation structure, argument mining, linguistic features, sequential modeling

· 이 논문은 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2016S1A5A2A01023057)

<sup>†</sup> 비 회 원 : 서울대학교 언어학과  
visualjan@snu.ac.kr

<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 서울대학교 언어학과 교수(Seoul Nat'l Univ.)  
hpsin@snu.ac.kr  
(Corresponding author)

논문접수 : 2018년 9월 13일  
(Received 13 September 2018)  
논문수정 : 2018년 10월 1일  
(Revised 1 October 2018)  
심사완료 : 2018년 10월 1일  
(Accepted 1 October 2018)

Copyright©2018 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.  
정보과학회논문지 제45권 제12호(2018. 12)

## 1. 서론

최근 텍스트 데이터에 대한 감정 분석(sentiment analysis) 혹은 의견 분석(opinion analysis) 연구가 활발히 이루어지는 가운데, 온라인 상에서 자유롭게 작성된 토론 텍스트의 분석이 중요해지고 있다. 특정 주제에 대해 뚜렷한 입장을 가진 토론글은 그 주장에 설득력을 더하기 위해 구조화된 논증의 전략을 이용하게 되는데, 이러한 전략과 그 구성을 올바르게 파악한다면 특정 주제에 대한 대중의 의견 및 요구 사항 등을 얻는 데 도움이 될 것이다. 따라서 본 연구에서는 한국어 토론 데이터의 논증 구조를 자동으로 분석하기 위한 새로운 논증 구조 프레임워크를 제안하고자 한다.

본 연구에서는 문장 간의 상대적 관계를 상정하지 않고, 각 문장이 토론글의 작성자가 다루고자 하는 주제와 관련하여 어떤 논증 유형에 속하는지만을 고려하였다. 예를 들어 작성자의 주장을 나타내는 것, 그 주장을 뒷받침하기 위한 근거가 되는 것, 주제에 대한 개인의 감정을 표현한 것 등이 각각 본 연구에서 제안하는 논증의 유형에 포함된다. 이러한 논증 유형은 사람들이 자신의 의견을 가지고 다른 사람을 설득하기 위해 사용하는 논증의 전략을 반영하기에 더 적절하리라 기대된다. 또한 본 연구에서는 이들 논증 유형을 순서대로 나열하여 하나의 문서에 대응하는 선형적 구조를 이루도록 하였다. 그에 따라 문서 안에서 사용되는 논증의 전략들이 인접한 관계 내에서 정의되는 상대적 위계가 아닌, 문서 전체에 해당하는 문맥 정보를 이용할 수 있게 된다.

선형적 논증 구조는 언어적 자질을 적극적으로 반영한 벡터 구성과 순차 모델링(sequential modeling)을 통해 효과적으로 분석될 수 있다. 본 연구에서는 제안한 논증 프레임의 성능 평가를 위해 한국어로 작성된 온라인 토론글을 대상으로 주석 및 자동 분석 실험을 실시하였다. 실험 결과 선형적 논증 구조에 기반한 언어적 자질과 순차 모형의 사용이 성능 향상에 기여했음을 관찰할 수 있었다.

## 2. 기존 연구

설득과 논증을 포함하는 토론 데이터를 분석하기 위한 움직임이 진행되면서, 토론글의 논증 구조를 하나의 프레임으로 정의하고 기계학습 방식을 이용하여 파악하고자 하는 연구들이 수행되었다. 이들 연구는 대부분 Toulmin[1], Freeman[2], Walton 등[3]과 같은 연구들이 제시한 논증 프레임에 기초하고, Mann과 Thompson의 Rhetorical Structure Theory (RST)[4]와 Penn State Discourse Treebank(PDTB)[5]와 같은 담화 정보를 참고하여 문서에 대응하는 논증 구조를 파악하고

자 한다. 두 문장이 서로 동등한 관계 또는 종속적인 관계를 갖는지, 그리고 논증 과정에서 한 문장이 다른 한 문장을 지지하는지 또는 공격하는지 등이 그러한 담화 정보의 기초가 된다[6-9].

특히 최근의 연구들은 주로 자동 담화 분석기(discourse parser)를 제안하는데, 먼저 문장이나 구에 사용된 단어, 접속사, 문장의 길이, 통사적, 의미적 특성 등을 이용하여 언어적 자질 벡터를 구성하고 이들 사이의 관계를 기계학습 알고리즘으로 학습하고 예측하는 방식이 제안되었다. Lin 등의 연구[10]에서는 PDTB에서 제공하는 데이터와 담화 관계에 기반한 논증 구조 분석기를 제시하였고, Feng과 Hirst[11]는 RST에 기반하여 인접한 두 개의 문장 또는 구 사이의 담화 관계를 예측하고, 다시 이러한 관계들 사이의 상위 관계를 예측하여 최종적으로 하나의 글에 해당하는 구조를 이루는 방식을 제안하였다.

이후 문장을 단어 임베딩을 이용해 벡터화하고 딥러닝 방식에 기반하여 논증 구조를 분석하고자 한 연구들이 이어졌다[12-19]. 이들 연구는 문장에 접속사가 포함되어 있지 않아 문장 간의 담화 관계 파악이 어려운 경우를 주로 고려하였다. PDTB 데이터셋에 기반하여 구축한 단어 임베딩 벡터를 Hooda와 Kosseim[13]은 Long Short-Term Memory 모형(LSTM)을 이용해 학습하였고, Yue 등의 연구[14]에서는 Convolutional Neural Networks(CNN) 및 LSTM을 이용하여 모형화하였다. Rutherford 등[15]은 LSTM을 순차적인 모형과 트리 구조 형태의 모형으로 나누어 성능을 비교하였고, 또한 bag-of-words로 벡터화한 문장들 간의 관계를 Feed-Forward Network 모형을 통해 예측하였다.

RST에 기초한 연구들은 문장들 사이의 관계뿐 아니라 관계 안에서 문장 각각이 갖는 핵성(nuclearity) 역시 고려하였다. Bhatia 등[16]과 Fu 등[17]의 연구에서는 각각 LSTM과 Recurrent Neural Networks(RNN) 모형을 이용하여 RST 파싱 구조 안에서 문장들이 부여 받는 위치와 핵성에 따라 문장이 갖는 정보를 가중 연산하는 감정 분석 연구를 실시하였다. 또한 Li 등[18]은 양방향 LSTM 모형(biLSTM)과 주목 모형(attention model)을 통해 단어 임베딩으로 벡터화한 텍스트의 기본 담화 단위(Elementary Discourse Unit, EDU)를 좀 더 긴 단위의 텍스트로 합하고, 이를 다시 상위 관계로 쌓아 올리며 문서 전체에 대응하는 RST 논증 구조를 얻고자 하였다. Jia 등[19]은 앞선 연구들과 달리 관계를 이루는 두 EDU에 포함된 단어와 품사, 접속사 등으로 자질 벡터를 구성하고 stack LSTM을 이용해 EDU 사이의 담화 관계를 예측하고 이를 문서의 RST 논증 구조에 적합한 형태로 결합하였다.

한편 이들 데이터베이스 및 논증 구조 분석기는 모두 영어 데이터에 기반한 것이므로 한국어 토론 텍스트를 분석하는 데에는 바로 적용할 수 없는데, Lee와 Shin[20]의 연구에서는 한국어 토론 데이터를 대상으로 하여 문장 혹은 구 사이의 관계를 상대적 위계에 따라 간단한 담화 관계로 정의하고, 이들 관계를 이용하여 문서 전체에 대응하는 논증 구조를 얻고자 하였다. 해당 연구에서 정의한 담화 관계는 토론 데이터에서 사용되는 다양한 논증의 전략을 상대적 위계 및 핵성에 따라 ‘NN(Nucleus-Nucleus), NS(Nucleus-Satellite), SN(Satellite-Nucleus)’ 등으로 단순화하여 분류한 것이다. 문장 또는 구 사이의 이러한 관계는 문서 내의 다른 관계들과 합성되어 하나의 문서에 대응하는 구조를 이루게 된다.

Habernal과 Gurevych[21]는 Toulmin의 모형을 확장한 논증 주석 프레임워크를 제안하였는데, 이전 연구들과 달리 문장 간의 관계가 아닌 문장 그 자체가 갖는 논증의 전략을 정의하여 ‘Attack, Citation, Claim, Detail, Major Claim, Premise, Rebuttal, Refutation, Support’와 같은 논증의 구성 요소를 도입하였다. 이에 따라 본 연구에서는 Habernal과 Gurevych[21]의 주석 프레임워크를 기초로 하되 실제 작성되는 한국어 토론 데이터를 분석하는 데 더욱 적절하도록 개선하여 이용하였다. 또한 Zhang 등의 연구[22]에서 언급된 PDTB 기반 선형 구조를 참고하여 정의한 논증 유형들을 이전 연구들에서 제시한 입체적인 트리 구조가 아닌 평면적인 선형 모형으로 순차 모형화하는 과정을 제안한다.

**3. 문서 단위 논증 구조의 선형 프레임워크**

본 연구에서는 토론 데이터에서 사용되는 논증의 구조를 선형으로 표현하는 프레임워크를 제안한다. 기존의 연구들은 문서의 논증 구조를 RST 파싱 구조에 대응하는 트리 구조(tree structure) 형태로 분석하는 방법을 주로 사용하였는데, 이는 기본이 되는 문장이나 구 단위들 사이에 존재하는 담화 관계를 파악하고 이를 조합하여 문서 전체에 대응되는 논증 구조를 얻는 것이다. 이러한 담화 관계들은 토론 데이터에서 사용되는 논증의 전략을 주로 포함하여, 주장을 뒷받침하기 위한 예시, 배경 지식, 근거, 평가 등으로 정의된다. 또한 이들 연구는 관계가 고려되는 두 개의 문장에 각각 핵성(nuclearity)의 개념을 부여함으로써 상대적 위계를 표시하기도 한다. Lee와 Shin[20] 역시 문서 내에서 문장들을 두 개씩 짝지어서 각각에 상대적 핵성을 부여하고 이에 기반하여 ‘NN(Nucleus-Nucleus), NS(Nucleus-Satellite), SN(Satellite-Nucleus)’와 같은 담화 관계를 정의하였다. 예를 들어 NS 관계는 문서에서 뒤쪽에 쓰인 문장이 핵성을 가진 앞선 문장보다 낮은 위계에 속

표 1 토론 데이터 문서 예시

Table 1 An example of a document from debate texts

No.	sentence
0	쓰레기통 있어야 합니다.
1	그 많은 쓰레기 어디로 가겠습니까?
2	우리나라 사람 손에 뭐 들고 다니는 거 매우 싫어합니다.
3	보이지 않는 곳에 버릴 뿐.
4	쓰레기통도 수거하기 쉽도록 마대자루를 안에 끼워 넣는 것도 환경미화원들의 수고를 덜어줄 수 있는 방법인 것 같습니다.

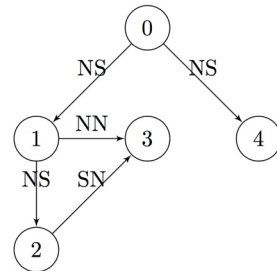


그림 1 토론 데이터 문서 논증 구조 예시

Fig. 1 An example of the argumentation structure of a document from debate texts

하므로 논증 상으로는 근거나 예시, 배경 지식 등을 제공하는 전략을 포함한다. 이러한 관계는 bottom-up 방식으로 문서 내 다른 문장들 간의 관계들과 결합되어 하나의 논증 구조를 이루게 된다. 이 때 문장 간의 관계가 상대적 개념으로 정의되기 때문에 문서 전체의 관점에서 보았을 때 관계 간에 서로 맞지 않는 점이 발생할 가능성이 있다. 예를 들어 아래 표 1의 문서는 아래 그림 1과 같은 트리 형식의 논증 구조로 분석될 수 있다.

그림 1에서 문서의 주된 주장을 나타내는 문장인 ①은 트리의 루트 부분에 위치하고, ①과 ④가 ①을 지지하면서 하위로 연결된다. 문장 ①, ②, ③은 이어지는 내용을 담고 있는데, 해당 연구의 관계 정의에 따르면 ②가 ①과 ③의 하위에 연결되고 ①과 ③은 서로 연결되어 있다. 이 때 ①과 ④는 각각 주장에 대한 근거와 구체적인 대안 제시를 포함하는데 이들을 동일한 관계인 ‘NS’로 묶는 것은 논증 구조의 분석에 있어 관계의 구별이 부족한 것으로 생각되며, ①, ②, ③ 세 문장도 핵성만을 가지고 수직적 위계를 적용하기에는 그 관계가 간단하게 정리되지 않을 것으로 보인다. 이 구조에 따르면 주제 문장 ① 바로 하위의 위계를 가진 문장들 ①, ③, ④를 문서 내에서 주제에 대해 비교적 중요한 내용을 담은 문장이라고 판단하게 되는데, 이들 문장에 비하여 ②가 덜 중요한 문장이라고 확인할 수 없는 것이다.

이와 달리 본 연구에서는 문서 내의 각 문장이 갖는 논증의 유형을 정의하고, 그것을 트리 구조의 형태로 쌓아 올리기도는 문장 순서에 따라 평면적으로 나열하여 하나의 문서에 해당하는 논증 구조를 얻는다. 이 때 정의되는 논증의 유형은 문장과 문장 사이의 상대적 관계보다는, 문서 작성자가 말하고자 하는 주제와 관련하여 해당 문장이 수행하는 역할이 어떤 논증 전략에 해당하는지에 따른 것이다. 본 연구가 제시하는 논증 구조에서는 Habernal과 Gurevych[21]의 논증 구조 프레임을 참고하여 ‘Claim, Ground, Backing, Pathos, Concession, Rebuttal, Refutation, Other’의 8가지 논증 유형을 정의하고 이를 각각의 문장에 부여한다. 각 논증 유형이 문서의 주제에 대하여 갖는 역할은 아래와 같다.

- Claim: 작성자가 주제에 대해 제안하는 의견
- Ground: 작성자가 자신의 주장을 뒷받침하기 위해 제시하는 근거
- Backing: 개인의 경험에 기반한 근거
- Pathos: 주제에 대한 작성자의 감상 및 감정 표현
- Concession: 주제에 대한 작성자의 주장과 반대되는 내용을 뒷받침하는 근거를 인정하여 언급하는 것
- Rebuttal: 주제에 대한 작성자의 주장과 반대되는 의견을 인용하여 언급하는 것
- Refutation: 반대 주장 의견에 대한 작성자의 의견, 그에 대해 반대하기 위한 근거
- Other: 그 외. 내용 없는 단어나 주제와 전혀 관계 없는 내용의 문장 등

Habernal과 Gurevych[21]는 기존 Toulmin[1]이나 Walton 등[3]과 같은 연구들의 논증 구조 프레임을 참고 하되, 이론적 논증 구조와 대충이 온라인 상에서 작성하는 실제 데이터 간의 간극을 줄이기 위해 수정된 논증 구조 프레임을 제시한다. 먼저 이러한 프레임을 ‘logos, pathos, ethos’의 세 가지 차원으로 나누고, Toulmin[1]의 프레임에 기초하여 ‘Claim, Premise, Backing, Rebuttal, Refutation, None’의 여섯 가지 논증 유형을 정의하고 이를 logos 차원으로 할당한다. 또한 pathos 차원으로는 문서의 감정적 측면, ethos 차원으로는 작성자의 신뢰성을 부여한다. 본 연구에서는 위의 logos 차원의 논증 구조를 이용하면서 pathos 차원의 개념을 빌려와 작성자가 주제에 대하여 보이는 감정이나 그에 준하는 비유적 표현 등을 포함한 문장을 별개의 유형인 ‘Pathos’로 정의하였다. 또한 반대되는 입장의 의견을 지지하는 문장을 ‘Refutation’과 ‘Concession’의 두 가지로 나누어, 해당 문장이 작성자가 말하고자 하는 내용에 포함되는지 아닌지를 구분하여 정의하였다. 다음 표 2는 이러한 논증 유형을 이용하여 토론 데이터의 각 문서 내의 문장들을 주석한 것이다.

표 2 논증 유형 주석 예시

Table 2 An example of annotation of argument types

No.	sentence	argument type
1	18세 선거권 찬성합니다.	Claim
2	우리나라에서 18세면 벌써 고등학생2학년 자신의 생각을 표출할 수 있어야한다고 생각한다.	Ground
3	여기 다음에서 이런 글을 읽은 적이 있다 "20대 투표율이 60대를 넘긴 적이 없다"고	Rebuttal
4	아마 미리 교육이나 경험이 없었기에 그저 휴일로 생각하진 않나 생각이 든다.	Refutation
5	하지만 너무 급하게 진행하면 아직 성숙하지 못한 학생들의 생각이 잘못 반영될 수 있다고 생각한다.	Ground
6	청소년이 아직 못 미답던 자격증을 만들거나, 미리 선거에 대한 중요성을 교육 시키면 더 없이 좋을 것 같다.	Claim
7	모든 선거를 못하더라도 최소 교육감에 대한 선거는 학생들이 꼭 참여해야 한다고 생각한다.	Claim

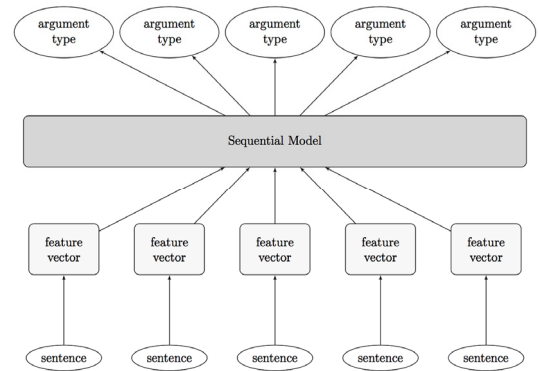


그림 2 선형 논증 구조 분석 모형

Fig. 2 Sequential model analyzing linear argumentation structure

본 연구에서는 문장을 기본 단위로 하는 문서를 입력으로 받고 각 문장에 해당하는 논증 유형을 예측하여, 이러한 논증 유형의 연쇄를 각 문서의 논증 구조로 출력하고자 하였다. 입력에 해당하는 문장들은 각각 자질 벡터로 변환된 뒤 연쇄를 이루고, 조건부 무작위장 (Conditional Random Field, CRF) 알고리즘을 통해 모형화된다. 다음 그림 2는 그 과정을 도식화한 것이다.

이러한 선형 프레임워크는 설득을 목표로 하는 글이 갖는 논증 구조의 개념을 더욱 효과적으로 반영하고자 고안되었다. 먼저 본 연구에서 정의하는 논증 유형의 개념은 기존 연구들에서 다루어 온 담화 관계와 관련이 깊은데, 본 연구에서는 이러한 논증의 전략에 있어서 문장 간에 발생하는 상대적 관계는 고려하지 않았다. 이는 Lee와 Shin의 연구[20]에서 문장 간 상대적 관계 및 중

요도에 따른 위계에 중점을 두어 제안한 논증 구조 프레임과 차이를 보이는 점이다. 다시 말해 본 연구에서는 다양한 기존 연구들에서와 마찬가지로 주장을 지지하기 위한 구체적인 논증의 전략을 고려하되, 이것을 인접한 문장 사이의 위계 관계가 아니라 해당 문장 자체가 주제와 관련하여 수행하는 기능에 따라 재분류하여 정의하였다. 예를 들어 ‘배경 지식 제공’, ‘예시 제공’, ‘인과 관계’, ‘상세 서술’ 등을 포함하고 있는 문장들은 모두 작성자가 말하고자 하는 주제를 지지하는 논증 유형인 ‘Ground’에 해당한다고 볼 수 있다.

또한 본 연구에서 제안하는 논증 구조는 하나의 문서를 이루는 논증 유형을 모두 모아 순차적 데이터의 형태로 모형화함으로써 문서 내의 문맥 정보를 이용하고자 한다. 문서 내 논증 구조의 흐름은 해당 문서의 작성자가 자신의 주장을 뒷받침하기 위해 의견을 개진하는 전반적인 형태가 될 것이기 때문이다. 이 때 순차 모델링을 통해, 각 문장의 논증 유형을 예측할 때 해당 문장 뿐 아니라 그 주변 문장에 기반한 문맥 정보를 함께 이용하도록 하였다. 따라서 하나의 문서는 문장의 연쇄 형태로 다루어지며 각 문장은 자질 벡터로 변환되어 다시 벡터의 연쇄가 순차 모형의 인풋으로 쓰이게 된다. 순차 모형에 의해 학습되고 예측된 문서의 논증 구조는 다시 각 문장의 논증 유형이 연쇄된 형태로 나타난다.

#### 4. 자료 및 실험

본 연구는 포털사이트 ‘다음’에서 제공하는 토론 서비스인 ‘아고라!’에서 특정 주제에 대해 찬성 혹은 반대 의견을 제시하는 게시물 1,037편을 수집하여 데이터를 구성하였다. 이들 주제는 ‘길거리 쓰레기통 설치, 한강 고수부지 바베큐 허용, 도로명주소 시행, 18세 청소년 투표권 허용, 인천공항 민영화’의 다섯 가지이며 각각에 해당되는 게시글의 수는 다음 표 3과 같이 분포한다.

게시글은 각각이 하나의 문서로서 문장 단위로 나누

표 3 주제별 데이터 분포

Table 3 Data distribution across topics

topics	number of documents
Trashcans on streets in Seoul	289
Allowing Barbeque at Han River	191
The road name address system	272
The right to vote for 18 years olds	151
Privatization of Incheon international airport	134
total	1037

어진다. 이 때 기본이 되는 단위는 문장을 기본으로 하되, 전혀 다른 내용을 다루는 여러 개의 문장들이 접속사로 연결된 경우에 한해 수동으로 나누어 사용하였다. 그 뒤 각 문장에 앞에서 제시한 여덟 가지 논증 유형 중 한 가지를 선택하여 주석하였다. 주석된 논증 유형은 각 문장을 벡터화한 뒤 기계학습 방식으로 예측하는 논증 구조의 정답이 된다.

한편 문서를 이루는 문장들은 각각 모델링에 적절한 자질 벡터로 변환된다. 본 연구에서는 세 가지 자질 벡터를 다음과 같이 구성하여 각각 실험에 이용하였다.

- morphBow: 문장을 형태소 단위로 분석하여 bag-of-words 형태의 벡터로 구성한 것
- morphEmb: 문장을 형태소 단위로 분석한 뒤 각 형태소를 단어 임베딩 모형에 따라 100차원의 벡터로 구성한 것
- lingFeat: 각 문장이 갖는 언어 자질을 모아 하나의 벡터로 구성한 것. 주로 논증의 유형과 관련되었으리라고 판단한 것을 중심으로 구성하였다. (n-grams, 문장 부호 사용 비율, 감정 어휘 사용 분포 등)

특히 언어적 자질로 벡터를 구성할 경우, 자소의 unigram과 형태소의 unigram, bigram, trigram을 n-gram 자질에 포함시켰다. 이 때 문장에 사용된 특정 표현들의 영향을 고려하기 위하여, 내용어뿐만 아니라 기능어 및 stopwords도 모두 이용하였다. 또한 KOSAC [23]의 감정 어휘 사전을 참고하여, 문장에 사용된 형태소들이 갖는 감정의 극성, 강도, 주관성 여부와 그 표현 방식 등을 확인하고 주석되어 있는 각 척도의 정도나 유형 등의 분포를 언어 자질에 포함하였다. 각 형태소에 나타난 감정의 강도와 방향성, 주관성의 명시성 여부는 각각 그 정도에 따라 4~5단계의 구분을 가지고, 주관성의 표출 방식은 ‘동의, 논의, 감정, 판단, 의도, 추측’ 등으로, 문장 의미의 표현 방식은 ‘직접적 행동, 직접적 명시, 직접적 발화, 간접적인 경우, 서술상의 기능적 표현’ 등으로 유형을 나누고 있다. 이러한 특성들은 논증의 유형에 따라서도 다르게 나타나리라고 예상된다.

변환한 문장 벡터들은 문서 내에서 연속된 자료 형태로 순차 모형을 통해 학습, 평가된다. 본 연구에서는 논증 구조의 선형적, 순차적 모형화의 적절성을 확인하기 위하여 Conditional Random Field (CRF) 알고리즘을 주된 방법으로 선택하고, Support Vector Machines (SVM) 알고리즘을 이용한 경우를 베이스라인으로 설정하였다. SVM에서는 문서 내의 문장들을 순차적으로 모아서 모형화하지 않고 각각이 하나의 논증 유형을 정답으로 갖는 독립적인 데이터로 상정되므로, CRF의 결과와 비교하여 순차적 모형화의 효과를 관찰하기에 적절하다고 생각된다.

1) <http://bbs1.agora.media.daum.net/gaia/do/agora/issue/list?bbsId=1001>.

## 5. 결과 및 분석

### 5.1 결과

위에서 서술한 자질 벡터와 순차 모형을 이용하여 토론글의 논증 구조를 자동으로 분석하는 작업을 수행하였다. 이러한 자동 분석의 성능은 f1-score를 이용해 측정된다. 본 연구에서는 수집된 게시글을 동일한 크기의 다섯 개 그룹으로 랜덤하게 나누어 5-fold cross-validation 방식으로 평균적인 성능을 측정, 평가하였다. 세 가지 자질 벡터와 베이스라인을 포함한 두 가지 모형의 조합에 따른 실험 결과는 아래 표 4와 같이 나타난다.

표 4에서 morphBow, morphEmb, lingFeat은 문서 내 문장들을 자질 벡터로 바꾸는 방법을 뜻하며, 각각 형태소의 bag-of-words, 형태소 단위 임베딩, 언어 자질을 사용한 경우에 해당한다. 또한 SVM과 CRF는 각각 그 이름에 해당하는 모형을 이용하여 문장 벡터들을 모형화하고 논증 구조를 예측하는 과정을 가리킨다.

SVM을 사용한 경우 문장을 형태소의 bag-of-words 벡터로 변환한 것이 0.26, 형태소 단위의 임베딩 벡터로 바꾸어 모형화한 것이 0.48의 f1-score를 도출하였다. 한편 각 문장이 갖는 언어적 자질을 벡터로 이용하였을 때의 f1-score가 0.60으로 비교적 높은 결과값에 해당하는데, 전반적으로는 SVM보다는 CRF를 사용한 경우 성능이 높으므로 본 연구에서 제안하는 논증 구조와 그 예측에 순차 모형의 사용이 적절했다고 판단할 수 있다. CRF를 사용한 경우, 세 가지 자질 벡터에서 모두 0.62~0.65 선의 f1-score가 도출되었는데, 특히 문장별로 언어 자질을 이용해 자질 벡터를 구성하였을 경우 precision, recall, f1-score 값이 각각 0.65, 0.68, 0.65로 모두 가장 높은 성능을 보였다. 나머지 형태소 bag-of-words와 형태소 임베딩을 사용한 경우는 서로 비슷한 수준의 성능에 해당된다.

위와 같은 결과는 본 연구에서 선택한 언어적 자질들이 논증 유형 간의 차이를 학습하고 예측하는 데 적절했음을 보여 준다. 각 문장 내 사용된 형태소의 unigram, bigram, trigram의 종류 및 빈도수는 문장이 포함하는 내용을 담고자 한 것인데, 이 때 내용어뿐 아니라 문법적 기능을 하는 형태소들까지 모두 고려하여 논증 유형을 판단하는 데 도움이 되도록 하였다. stopwords를 포함한 기능 어휘들은 대부분의 문장에서 사용되므로 그 자체가 문장의 중심 내용에는 큰 영향을 미치지 않으나 그 쓰임에 따라 문장 전체가 담는 내용의 강도나 뉘앙스의 차이 등을 다르게 할 수 있다. 예를 들어 논증 유형 'Claim'에 해당하는 문장은 '지당하다!', '찬성합니다.', '선택하게 하라.' 등과 같이 나타나므로, '찬성', '반대'와 같이 문서의 중심 주장을 나타내는 내용어와 '-아라', '-어라'와 같이

표 4 자질 벡터와 모형에 따른 실험 결과

Table 4 Performances of argumentation structure analysis according to feature vectors and models

	precision	recall	f1-score
morphBow+SVM	0.40	0.33	0.26
morphEmb+SVM	0.48	0.49	0.48
lingFeat+SVM	0.62	0.62	0.60
morphBow+CRF	0.62	0.67	0.64
morphEmb+CRF	0.63	0.66	0.62
lingFeat+CRF	<b>0.65</b>	<b>0.68</b>	<b>0.65</b>

명령의 뉘앙스를 포함하는 기능어 등이 그 논증 유형을 예측할 수 있는 단서가 될 것이다.

또한 문장 부호의 사용 비율이나 문장의 길이 등은 논증 구조를 다룬 기존 연구들에서도 사용된 고전적인 자질이며, 이에 더해 형태소가 통계에 기반해 갖는 감정의 극성과 강도, 주관성 등의 수치 역시 논증 유형의 판단에 긍정적인 영향을 끼쳤으리라고 예상된다. 또한 해당 문장이 주관성을 드러낸다고 판단되었을 경우 그것을 표출하는 방식인 '동의, 논의, 감정, 판단, 의도, 추측' 등과, 각 형태소가 문장이 나타내고자 하는 의미를 표현하는 방식인 '직접적 행동, 명시, 발화, 간접적인 표현' 등은 본 연구에서 가정하는 논증의 전략들과 어느 정도 맞아 아 있는 개념인 것으로 보인다. 그러므로 이들 특성은 논증의 유형에 따라서도 다르게 나타나리라고 예상된다.

한편 CRF 알고리즘은 순차 모형으로서 자료의 연쇄 내에서 각 위치의 자질 벡터뿐 아니라 그 앞과 뒤에 위치한 벡터들의 정보까지 모두 고려한다는 특징을 갖는다. 즉 논증 유형을 예측할 대상 문장의 언어 자질들에 더하여 주변 문장들이 갖는 논증 유형과 관련된 특성들까지 함께 이용함으로써 문서 전체적으로 형성되어 있는 맥락의 정보를 보존하게 되는 것이다. 예를 들어 논증 유형 'Refutation'의 경우 하나의 문장과 그 언어 자질을 단독으로 고려하는 것보다는, 주변에 'Rebuttal'과 같이 상호 작용이 기대되는 다른 문장의 존재와 그 특성을 함께 이용하는 것이 그 논증 유형을 예측하는 데 유리할 것이다. 따라서 앞서 표 4에 나타났듯, 문장에서 구성한 언어 자질 정보를 이용하여 벡터를 구성하고 이를 순차 모형을 통해 선형적인 논증 구조로 모형화했을 때 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

### 5.2 논증 구조 분석

이 절에서는 본 연구가 정의한 논증 유형 및 문서에 대응하는 논증 구조의 실제 사용 양상을 살펴보고자 한다. 먼저 5.2.1에서 논증 구조의 연쇄 즉 문서 내 문장들의 선형적 구조 안에서 인접한 두 문장이 각각 어떤 전략들을 사용하는지를 관찰한다. 두 문장 사이의 논증 유형의 전이(transition)는 문서 내 논증의 흐름 안에서 가장

기본적인 단위의 논증 구조에 해당한다고 볼 수 있다. 5.2.2에서는 두 문장 사이의 전이가 연속 결합되어 하나의 문서에 대응하는 논증 구조를 이룸에 따라, 문서 내 논증 유형의 흐름을 한눈에 볼 수 있도록 시각화하여 분석하고자 한다.

5.2.1 문장 사이 논증 유형의 전이

다음 그림 3은 인접한 두 문장 사이에 발생한 논증 유형의 전이(transition)를 그 빈도수에 따라 heatmap으로 나타낸 것이다. heatmap의 각 셀에 쓰인 것은 논증 유형들의 전이 각각의 빈도수이며, 그 빈도수가 높을수록 어두운 색깔로 표시된다.

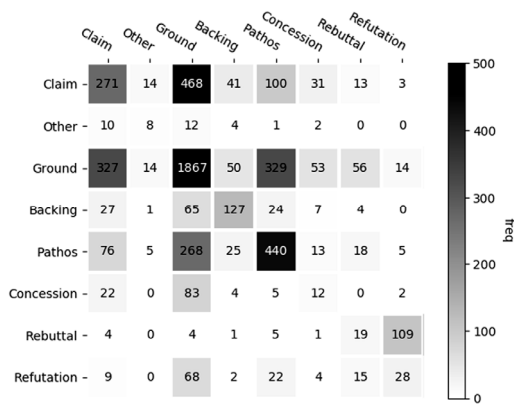


그림 3 논증 유형별 전이 빈도

Fig. 3 Transition frequencies of argument types

가능한 전이의 경우의 수 중 빈도수가 높은 것들을 살펴보면, 먼저 Claim→Claim, Ground→Ground, Pathos→Pathos와 같이, 동일한 논증 유형이 연속해서 나타나는 경우가 빈번하게 나타났음을 확인할 수 있다. 특히 Ground와 Ground가 연속하는 경우가 많은데, 이는 아래 예시 (1)에서 볼 수 있듯 글 안에서 한 가지 근거를 여러 문장에 걸쳐 설명하거나 여러 근거를 나열하여 주장을 뒷받침하고자 하기 때문이다. 한편 Pathos와 Backing은 독립된 내용의 열거라기보다는 한 가지 내용이 연속된 여러 문장으로 나뉘어 나타나는 경우가 지배적이다. Pathos의 연속된 사용은 아래 예 (2)에서도 볼 수 있다. 또한 Claim의 경우 주제에 대한 찬반을 나타내는 주요 주장뿐 아니라 그와 관련하여 좀더 구체적인 정책 제시와 같이 비교적 부수적인 내용까지도 포함하기 때문에 예 (3)과 같이 글 안에서 여러 번 연속해서 사용되기도 한다.

(1) Ground→Ground 예시

- 있어야하는 이유 1. 움직이는 쓰레기들이 길거리에 너무 많으니 아무나 수시로 쓰레기통에 처박을 수

있게 해야 한다. (Ground)

- 2. 될 수 있는대로 많이 만들어서 경계를 살려야한다. (Ground)

(2) Pathos→Pathos 예시

- 조금만 반론하면 다 박살 날 알파한 논조를 가지고 동조하지 맙시다. (Pathos)
- 좀 생각좀 하고 삼시다. (Pathos)

(3) Claim→Claim 예시

- 휴지통이 있어야합니다. (Claim)
- 입구가 작은걸로 길거리에 있어야합니다. (Claim)

Claim→Ground나 Claim→Pathos에서 볼 수 있듯, Claim 바로 뒤에 사용되는 논증 유형은 주로 Ground와 Pathos인 것으로 나타났다. 아래 예 (4)와 (5)에서 볼 수 있듯 Ground는 앞선 주장에 대한 근거가 되고 Pathos는 토론 주제와 관련한 개인의 평가나 감상 등을 바로 덧붙이는 경우에 사용되며, 특히 Ground의 사용 빈도가 높다. 또한 반대로 예 (6)처럼 Ground 뒤에 Claim이 사용되는 경우 역시 빈번하게 관찰되었는데, 토론글이 극단적인 두괄식으로 작성된 경우가 아니라면 근거를 먼저 제시한 뒤에 그에 기반한 주장을 내세우는 경우도 많으므로 이러한 전이의 설명이 가능하다.

(4) Claim→Ground 예시

- 당연히 설치되어야죠. (Claim)
- 쓰레기 버릴 곳이 없으니 아무 곳이나 버리게 됩니다. (Ground)

(5) Claim→Pathos 예시

- 당연히 휴지통이 있어야지 (Claim)
- 대도시에 휴지통이 없다는 게 말이 된다고 생각하는지. (Pathos)

(6) Ground→Claim 예시

- 사회경험 초년생들도 경험해야 아는법인데.. (Ground)
- 비찬성이지 (Claim)

Ground와 Pathos는 토론글과 같이 설득을 목표로 하는 글에서 자주 사용되는 논증 유형들이다. 이것들이 글 안에서 빈번하게 나타나면서 Ground→Pathos(예 (7)), Pathos→Ground(예 (8))와 같은 전이도 높은 빈도수를 갖게 된다. 또한 위에서 서술한 논증 유형의 정의에 따라 Rebuttal은 토론글의 작성자가 주장하는 것과 반대되는 의견을 인용하는 것이고 Refutation이 이에 대한 작성자의 평가를 포함하기 때문에, 아래 예 (9)처럼 Rebuttal→Refutation과 같은 전이의 형태로 잇따라 나타나는 경우가 많다.

(7) Ground→Pathos 예시

- 세계의 나라 중 대 도시에 한강처럼 아름답게 어루어진 강이 흔하지 않다. (Ground)
- 이렇게 멋진 강주변에 시민들과 관광객들이 즐기수

있는 장소가 없다면 참으로 기묘하다. (Pathos)

(8) Pathos→Ground 예시

- 아무리 생각해도 억지야 (Pathos)
- 먹다남은 고기를 한강에 버리나 다른종류가 더 많이 몰래 버리겠다. (Ground)

(9) Rebuttal→Refutation 예시

- 다른 나라는 18세에 선거권이 있다고요? 그것도 만 나이로. (Rebuttal)
- 그러나 다른 나라는 성인이라고 칭하고.. 그때부터 부모가 먹여 살리지 않아도 됩니다. (Refutation)

Concession은 주장과 반대되는 극성의 근거를 언급한다는 점에서 Rebuttal과 유사하지만 그것이 해당 문서의 주장과 반대된다는 점을 인정하고 있으므로 Ground로 전이될 수 있다(예 (10)). Refutation 역시 비슷한 맥락에서, 반대 의견에 대한 평가를 제시한 뒤 그것을 강화하기 위한 전략으로 Ground를 바로 다음에 사용할 수 있다(예 (11)).

(10) Concession→Ground 예시

- 지금의 지번주소를 십년이상 외운 사람들 입장에서선 지번주소가 편리하겠죠. (Concession)
- 하지만 네비에도 없는 주소가 허다한게 지번주소입니다. (Ground)

(11) Refutation→Ground 예시

- 그건 시행초기니까 그런거고 그 사람들은 지번주소에 익숙해서리 아직 낯선겁니다. (Refutation)
- 실제로 길찾기는 도로명 주소가 몇배이상 편합니다. (Ground)

5.2.2 문서 내 논증 유형의 흐름

이 절에서는 논증 구조의 전이가 문서 내에서 연속적으로 이루어져 하나의 논증 구조를 이루는 양상을 살펴보고자 한다. 각 문서에서 사용되는 논증의 구조를 손쉽게 시각화하기 위해, 문서의 주제에 도움이 되는 정도에 해당하는 수치를 정의하였다. 이에 따라 Claim에 가장 높은 수치인 5를 할당하고, 다음으로 Ground에 4, Backing과 Refutation에 각각 3, Pathos에 2, Rebuttal과 Concession에 각각 1, Other에 0을 차례로 부여하였다. 이를 이용하여 각 문서의 논증 구조가 나열된 문장의 순서에 따라 갖는 설득력의 흐름을 아래 그림 4와 같이 그래프로 나타낼 수 있다.

위 그림 4는 7개의 문장으로 이루어진 한 문서가 갖는 논증 구조의 형태를 나타낸 것인데, 이 글의 경우 Ground→Ground→Ground→Refutation→Ground→Ground→Refutation의 순서로 논증 유형이 사용되었음을 알 수 있다.

이렇게 토론글에서 얻을 수 있는 논증 구조의 형태로부터 몇 가지 공통적인 패턴을 추출하였다. 이를 분석하면

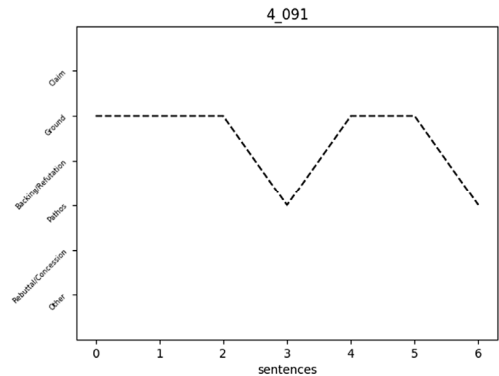


그림 4 문서 내 논증 구조 흐름의 예시

Fig. 4 An example of the argument flow in a document

사람들이 자신의 주장을 내세우고 뒷받침하기 위해 어떤 논증 유형을 사용하고 그것들을 어떻게 구성하여 하나의 구조를 만드는지 살펴볼 수 있다. 우선 인접하여 연속된 문장들이 같은 논증 유형을 사용하고 있을 경우 묶어서 하나의 단위로 간주하였다. 예를 들어 Claim→Ground→Ground와 같이 구성된 논증 구조의 경우 Claim→Ground와 같은 것으로 생각하는 것이다. 즉 주장을 제시한 뒤 그에 대한 근거를 나타낼 때 그 근거의 개수가 몇 개인지에 따라서는 서로 다른 논증 구조의 형태로 고려하지 않는다.

먼저 논증 유형 중 글의 주된 주장에 해당하는 Claim의 위치에 따라 패턴을 생각해볼 수 있다. 토론글 내에서 Claim은 맨 앞, 맨 뒤, 중간 등 다양한 위치에 나타나며, 이에 따라 두괄식, 미괄식, 양괄식 등으로 나눌 수 있다. 먼저 Claim이 문서의 맨 앞에 제시되는 두괄식 형태가 가장 자주 관찰되는 패턴인데, 이는 다음 아고라에서 글을 쓸 때 본문 내용뿐 아니라 '제목'을 따로 적어야 한다는 플랫폼 자체의 특성에 영향을 받은 것이기도 하다. 많은 경우 작성자들은 자신이 글에서 제시하고자 하는 주장 그 자체나 근거들의 요약 혹은 공통 개념 등을 제목에 사용한다. 따라서 이렇게 제목 혹은 문서의 맨 앞에 주장을 제시하고 그것을 뒷받침하는 예시, 근거, 평가 등의 논증 유형을 덧붙이는 경우를 묶어 하나의 유형으로 분석하였다. 이런 경우 논증 구조의 그래프는 다음 그림 5(a)처럼 가장 높은 지점에서 시작하여 점차 하강하거나 낮은 수준의 논증 유형에 해당하는 범위를 유지하는 모습을 보인다.

Claim이 문서의 맨 뒤에 나타나는 미괄식 구조도 다수 관찰되었다. 이 경우 주제에 대한 작성자의 의견을 뒷받침하는 다양한 논증 유형을 먼저 제시하고, 그에 따른 결론으로 Claim을 마지막에 사용하는 것이다. 이 때 논증 구조의 그래프는 그림 5(b)처럼 비교적 낮은 지점



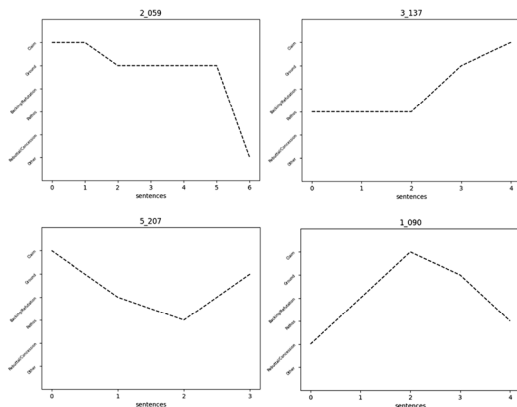


그림 5 문서 내 논증 구조 흐름의 유형

Fig. 5 Types of the argument flow in a document

의 논증 유형들이 연속되다가 맨 마지막 문장에서 가장 높은 지점을 보이는 형태가 된다.

한편 토론글의 논증 구조가 두괄식과 미괄식의 특성을 모두 갖는 경우도 있다. 문서의 맨 앞과 맨 뒤에 주요 주장을 모두 언급하는 양괄식 패턴이 그것이다. 이런 경우 논증 구조 내의 흐름은 그림 5(c)에서도 볼 수 있듯 처음과 끝이 가장 높은 지점을 가리키고 가운데 부분이 비교적 낮은 지점에 있는 모양으로 시각화된다.

반대로 Claim이 문서 중간에 나타나는 경우도 있는데, 이 때 Claim에 해당하는 문장의 앞뒤 문장은 주로 그에 대한 근거나 평가이므로 그림 5(d)와 같이 중간 부분이 높이 솟은 형태의 그래프로 나타나게 된다. 그러나 문서 가운데에 나타나는 Claim의 경우 일정한 패턴을 따르기보다는 산발적으로 발생하므로 한 가지로 묶어 설명하기는 어렵다. 한 문서 안에서 Claim이 여러 번 사용되는 경우, 이들 Claim은 연속되어 나타날 수도 있으나 문서 내 여러 위치에 따로따로 사용될 수도 있다. 따라서 위에 언급된 논증 구조의 패턴들과 겹쳐서 관찰되는 경우도 적지 않다.

그 외에 동일한 논증 유형이나 작은 단위의 전이가 반복되어 덧붙는 경우도 존재한다. 본 연구에서 대상으로 하는 데이터는 온라인 상에서 자유롭게 작성된 글이므로, 형식을 갖춰 작성한 신문 사설과 같은 논증 구조를 갖기는 어렵다. 따라서 짧은 길이의 글에서 주장(Claim)만이 나열되어 있거나 작성자의 주관적 감정(Pathos)만이 언급되는 경우, 또는 Claim을 명시적으로 사용하지 않으면서 근거(Ground, Backing)만을 제시하는 경우도 있을 수 있다. 이들 경우에는 문서 전체의 논증 구조가 기울기가 없는 상수함수 형태로 시각화된다. 또한 두 가지 정도의 서로 다른 논증 유형이 교대로 반복해서 나타나, 위아래로 규칙적으로 움직이는 모양의 논증 구조 그래프를

얻을 수도 있다. 특히 Claim→Ground와 Ground→Pathos 두 가지 전이가 반복적으로 덧붙으면서 논증 구조의 긴 패턴을 이루는 경우가 가장 많이 관찰되었다. 비교적 빈도수는 적으나 Rebuttal→Refutation 전이 역시 마찬가지로 반복되는 경우를 보였다.

## 6. 결론

본 논문에서는 한국어 토론 텍스트를 대상으로 하여, 새로운 논증 구조 프레임을 제안하고 그것을 순차 모형을 이용하여 자동으로 분석하였다. 각 문장에 해당하는 형태소의 bag-of-words와 임베딩 벡터, 언어적 자질을 가지고 벡터를 구성하고, 각각에 논증 유형을 부여하여 순차 모형이 예측할 수 있도록 하였다. 이 때 기존 연구와 달리 문장 간의 상대적 무게 혹은 해석을 고려하지 않고 평면적인 선형 모형을 상정함으로써 그로 인한 관계 간에 발생 가능한 불일치를 피하고자 하였다.

실험 결과 세 가지 자질 벡터가 비슷한 성능을 보였으나, 그 중 언어적 자질을 이용한 것이 문서의 논증 구조를 가장 잘 예측하였다. 본 연구에서 정의한 언어 자질 벡터에는 해당 문장을 구성하는 자소와 형태소, 문장의 길이와 문장 부호 사용의 비율, 그리고 각 형태소가 갖는 감정의 특성 등이 포함된다.

또한 각 문장에 해당하는 벡터를 문서 내 맥락과 관계없이 독립적인 테이터로 간주했을 때보다, 순차 모형을 통해 문서를 이루는 문장 전체의 정보를 고려했을 때 성능이 높게 나타났다. 이로부터 토론글 내 문장의 논증 유형을 판단하는 데에는 해당 문장의 특성뿐 아니라 주변 문장이 갖는 정보 역시 중요하게 작용한다는 것을 알 수 있다.

이렇게 정의하고 자동 분석한 논증 구조 및 선형 모형은 추후 순환 인공 신경망(Recurrent Neural Network)을 통해 확장 및 개선될 수 있을 것이다. 다만 구축되어 있는 한국어 데이터와 한국어 토론 자료를 대상으로 한 연구가 부족한 실정이라, 딥 러닝 방식을 적용하기에 충분한 양의 자료가 추가적으로 요구된다. 한편 이러한 선형 논증 구조는 토론글이 특정 주제에 대해 갖는 주장의 극성을 자동 예측하는 입장 분류(stance classification) 연구에도 확장 이용될 수 있다.

## References

- [1] S. Toulmin, *The uses of argument*, Cambridge University Press, 1958.
- [2] J. B. Freeman, *Argument Structure: Representation and Theory*, Springer Netherlands, 2011.
- [3] D. N. Walton, C. Reed and F. Macagno. *Argumentation Schemes*, Cambridge University Press, 2008.
- [4] W. C. Mann and S. A. Thompson, "Rhetorical

- structure theory: Toward a functional theory of text organization," *Text-Interdisciplinary Journal for the Study of Discourse*, Vol. 8, No. 3, pp. 243-281, 1988.
- [5] R. Prasad, E. Miltsakaki, N. Dinesh, A. Lee, A. Joshi, L. Robaldo, and B. L. Wieber, "The penn discourse treebank 2.0 annotation manual," 2007.
- [6] L. Polanyi, M. Van Den Berg, and D. Ahn, "Discourse structure and sentential information structure," *Journal of Logic, Language and Information*, Vol. 12, No. 3, pp. 337-350, 2003.
- [7] R. M. Palau and M. F. Moens, "Argumentation mining: the detection, classification and structure of arguments in text," *Proc. of the 12th international conference on artificial intelligence and law*, pp. 98-107, 2009.
- [8] O. Biran, O. and O. Rambow, "Identifying justifications in written dialogs by classifying text as argumentative," *International Journal of Semantic Computing*, Vol. 5, No. 4, pp. 363-381, 2011.
- [9] A. Peldszus and M. Stede, "From argument diagrams to argumentation mining in texts: A survey," *International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence (IJCINI)*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-31, 2013.
- [10] Z. Lin, H. Ng, and M. Kan, "A PDTB-styled end-to-end discourse parser," *Natural Language Engineering Nat. Lang. Eng.*, pp. 151-184, 2012.
- [11] V. Feng and G. Hirst, "A Linear-Time Bottom-Up Discourse Parser with Constraints and Post-Editing," *Proc. of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 2014.
- [12] L. Qin, Z. Zhang, and H. Zhao, "Shallow discourse parsing using convolutional neural network," *Proc. of the CoNLL-16 shared task*, pp. 70-77, 2016.
- [13] S. Hooda and L. Kosseim, "Argument Labeling of Explicit Discourse Relations using LSTM Neural Networks," *Proc. of the International Conference Recent Advances in Natural Language Processing, RANLP 2017*, pp. 309-315, 2017.
- [14] X. Yue, L. Fu, and X. Wang, "Externally Controllable RNN for Implicit Discourse Relation Classification," *National CCF Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing*, pp. 158-169, 2017.
- [15] A. Rutherford, V. Demberg, and N. Xue, "A systematic study of neural discourse models for implicit discourse relation," *Proc. of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 1, Long Papers*, Vol. 1, pp. 281-291, 2017.
- [16] P. Bhatia, Y. Ji, and J. Eisenstein, "Better Document-level Sentiment Analysis from RST Discourse Parsing," *Proc. of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 2212-2218, 2015.
- [17] X. Fu, W. Liu, Y. Xu, C. Yu, and T. Wang, "Long short-term memory network over rhetorical structure theory for sentence-level sentiment analysis," *Asian Conference on Machine Learning*, pp. 17-32, 2016.
- [18] Q. Li, T. Li, and B. Chang, "Discourse parsing with attention-based hierarchical neural networks," *Proc. of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 362-371, 2016.
- [19] Y. Jia, Y. Feng, B. Luo, Y. Ye, T. Liu, and D. Zhao, "Transition-based discourse parsing with multilayer stack long short term memory," *Natural Language Understanding and Intelligent Applications*, pp. 360-373, 2016.
- [20] S. Lee and H. Shin, "An Automatic Classification of Discourse Relations in the Arguing Structure of Korean Texts," *Proc. of the 27th Annual Conference on Human and Cognitive Language Technology*, pp. 59-64, 2015. (In Korean)
- [21] I. Habernal and I. Gurevych, "Argumentation mining in user-generated web discourse," *Computational Linguistics*, Vol. 43, No. 1, pp. 125-179, 2017.
- [22] F. Zhang, D. Litman, and K. Forbes-Riley, "Inferring Discourse Relations from PDTB-style Discourse Labels for Argumentative Revision Classification," *Proc. of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*, pp. 2615-2624, 2016.
- [23] H. Shin, M. Kim, Y.-M. Jo, H. Jang, and A. Cattle, "KOSAC: Korean Sentiment Analysis Corpus," *Information and Computation*, pp. 181-190, 2013. (In Korean)



#### 이 상 아

2013년 서울대학교 언어학과, 컴퓨터공학부 졸업(학사). 2013년~현재 서울대학교 언어학과 박사과정 재학중. 관심분야는 Natural Language Processing, Argument Mining, Sentence Understanding



#### 신 효 필

1988년 서울대학교 언어학과 졸업(학사)  
1990년 서울대학교 언어학과 졸업(석사)  
1994년 서울대학교 언어학과 졸업(박사)  
1997년 12월 University of Missouri, Computer Science 졸업(석사). 1998년 1월~2001년 1월 Computing Research Lab, New Mexico State University. 2001년 1월~2001년 12월 YY Technology in Silicon Valley. 2001년 9월~2003년 2월 서울대학교 전자공학부 BK교수. 2003년~현재 서울대학교 인문대학 언어학과 교수. 관심분야는 딥러닝/강화학습을 이용한 자연언어처리