

논조분석을 위한 반어 의미 문장 자동분류*

홍문표 (성균관대)

1. 들어가는 말

논조분석 Sentimentanalyse은 텍스트상의 주제에 대해 저자가 갖는 호감이나 비호감의 감정을 파악하여 이에 따라 텍스트를 자동으로 분류하는 것을 목표로 하는 전산언어학의 한 분야이다. 예를 들어 “이번에 나온 갤럭시 S7은 참 가성비 좋은 것 같다”라는 문장의 글쓴이는 ‘갤럭시 S7’이라는 주제에 대해 ‘가성비’라는 측면에서 호감의 감정을 드러낸다. 반면 “아이폰 SE는 스펙에 비해서는 너무 비싼 편이다”라는 문장에서 글쓴이는 ‘아이폰 SE’라는 주제에 대해 ‘가격’이라는 측면에서 비호감의 감정을 나타내고 있다.

논조분석 연구의 목표는 의미분석을 통해 위와 같은 문장들을 ‘호감’과 ‘비호감’이라는 클래스에 따라 자동으로 분류하는 시스템을 개발하는 것이다. 논조분석을 위한 대표적인 방법론은 기계학습 *maschinelles Lernen*에 기반하거나 사전 또는 규칙에 기반한 방법론이다. 이 방법론들에서는 모두 분석의 대상이 되는 텍스트에 등장하는 단어 *Wort*나 구 *Phrase*를 단서로 삼아 텍스트 상에서 전달된 언표적 *lokutionär* 의미를 분석한다. 어떤 텍스트에 긍정적 공시의 *Konnotation*를 갖는 표현들이 많이 사용되었다면 해당 텍스트는 주제에 대해 긍정적인 논조를 전달할 가능성이 높을 것이다. 마찬가지로 어떤 텍스트에 부정적 공시의 의미를 갖는 표현이 사용되었다면 그 텍스트는 주제에 대해 부정적인 논조를 보일 가능성이 높다. 다음의 예문 (1)과 (2)는 모두 이러한 가설을 뒷받침한다.

- (1) Schon nach kurzer Zeit ist diese Schreibhilfe extrem effektiv, weil sie Zeit spart und die Qualität geschriebener Texte erhöht.

* 이 논문은 성균관대학교의 2014학년도 삼성학술연구비에 의하여 연구되었음.

(2) Schade sind lediglich der immer noch vergleichsweise schwache Akku

(1)의 예문은 긍정적 공시의를 전달한다. (1)번 문장에서는 밑줄 친 긍정논조의 형용사 ‘effektiv’ 뿐만 아니라 긍정적 상황 묘사표현인 ‘Zeit sparen’과 ‘die Qualität geschriebener Texte erhöhen’이 모두 긍정논조를 전달한다.

(2)의 예문은 부정적인 논조를 전달하는데 여기에서는 단어 ‘Schade’가 사용됨으로써 문장의 부정적인 논조를 파악할 수 있다. 또한 명사구 ‘schwache Akku’도 스마트폰 분야에서 상식적으로 사용자들이 싫어하는 상황을 나타내고 있으므로, 이 문장의 부정적인 논조를 더하고 있다.

그러나 논조분석은 위의 예문으로 미루어 짐작할 수 있는 것 같이 단지 언표적 의미분석만으로 해결될 수 있는 단순한 분야가 아니다. 왜냐하면 발화자 혹은 텍스트의 저자들은 자신이 말하고자 하는 것 혹은 의도하는 내용을 직접적으로 전달하기도 하지만 적지 않은 경우에는 반어적인 표현 ironische Ausdrücke을 통해 간접 화행 indirekter Sprechakt으로 나타내기 때문이다.¹⁾

- (3) a. Ein überdimensioniertes iPhone, das nicht telefonieren kann. Das ist mindestens so cool wie Google Wave!
- b. Danke Apple für diesen Müll in alu Verkleidung :)
- c. Ach ja, die Reparatur sollte "nur" 235€ kosten, also fast die Hälfte des Neupreises.
- d. Bravo, es ohne durchzuchecken dem Kunden wieder zu geben!!
- e. Für diesen guten Service dürfte ich zur Krönung auch noch 16,95€ zahlen, damit mir das defekte Gerät überhaupt wieder zurückgesendet wird!

(3)의 a.에서 e.까지의 문장은 모두 저자가 주제에 대해 부정적인 논조를 전달하는 문장들이다. 그러나 이 문장들에서는 모두 밑줄 친 긍정논조의 단어들 이 사용되었다. 이와 같이 명백하게 부정적인 상황에 대한 저자(화자)의 불만을 나타내는 문장에서 긍정 논조의 단어나 표현이 사용된 경우 문장의 언표

1) Vgl. Schwarz-Friesel (2009: 224).

내적 illokutionär 의미에 대한 기계적 분석은 오류를 범할 가능성이 매우 높아진다. 이는 기존의 논조분석 방법론이 모두 문장의 언표적 lokutionär 의미만을 분석하는 것을 다루었기 때문이다. 따라서 최근의 논조분석 관련 연구에서는 논조분석의 정확률을 높이기 위해서 일반 문장들과 반어적 의미의 문장들을 우선적으로 분류한 후에 논조분석을 수행하는 방법론을 다루고 있다.²⁾

이와 같은 최신 연구의 동향 속에서 본 연구의 목적은 독일어 텍스트에서 반어적 의미의 문장을 자동으로 분류하는 방법론을 개발하는 것이다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 텍스트 논조분석의 방법론을 소개하며, 반어현상이 논조분석의 방법론에 상관없이 모두 문제가 될 수 있음을 보인다. 3장에서는 반어현상에 대한 언어학적 설명의 시도들을 정리한다. 반어현상에 대한 연구는 주로 화용론 연구자들에 의해 수행되어 왔는데, 여기서는 이 중 논조분석과 관계가 많은 연구를 중심으로 살펴보고자 한다. 4장에서는 본 논문에서 제안하는 반어문장 자동 분류법을 소개한다. 제안하는 반어문장 자동 분류법은 3장의 언어학적 특성분석 결과를 활용하여 컴퓨터로 처리가 가능한 방식을 따르게 될 것이다. 또한 간단한 실험을 통해 방법론의 타당성을 가늠해보고자 한다. 마지막으로 5장에서는 본 연구를 정리하고 향후의 연구주제를 도출하도록 한다.

2. 논조분석과 반어

2.1. 기계학습기반 방법론과 반어 Ironie

기계학습에 기반한 논조분석 방법론에서는 논조분류기를 기계적으로 학습하기 위한 학습코퍼스가 필요하다. 학습코퍼스는 대개의 경우 메타정보가 부착된 형태이다. 논조분석을 위한 학습코퍼스는 문장이나 텍스트에 ‘긍정’이나 ‘부정’이라는 태그가 부착된 코퍼스이다.

논조분석기를 구현하는 방법론에 따라 세부적인 방법에는 약간의 차이가

2) Vgl. González-Ibáñez et al. (2011); Riloff et al. (2013); Maynard/Greenwood (2014).

있으나 학습코퍼스에 ‘Support Vector Machine (SVM)’, ‘Naïve Bayes (NB)’ 등과 같은 기계학습 알고리즘을 적용하여 분류기 Klassifizierer를 구현한다. 학습코퍼스에 기계학습 알고리즘을 적용하기 위해서는 학습코퍼스를 컴퓨터가 이해할 수 있는 벡터 Vector 형태로 변환해주는 과정이 필요한데 이 과정을 단어임베딩 Word Embedding이라고 한다.

단어임베딩과정에서는 학습코퍼스를 구성하는 문장들의 클래스 Klasse, 즉 ‘긍정’과 ‘부정’별로 각각 자주 등장하는 단어나 유니그램을 학습의 자질 Merkmal로 삼아 각 문장을 n차원의 자질벡터에 대해 0과 1의 값으로 매핑한다. 예를 들어 ‘Iphone’, ‘leicht’, ‘teuer’라는 세 개의 단어를 기계학습을 위한 자질로 삼을 경우 ‘Das neue Iphone 6s ist leicht aber teuer’라는 문장은 ‘1, 1, 1’로 변환된다. 마찬가지로 예를 들어 ‘Galaxy 7 ist schwer und teuer’라는 문장은 ‘0, 0, 1’로 변환된다.

이렇게 변환된 벡터형식의 학습데이터를 기반으로 기계학습 알고리즘의 적용을 통해 분류기가 구현된다. 기계학습 알고리즘은 두 개 또는 그 이상의 클래스를 가장 적절하게 분류할 수 있는 함수를 찾도록 설계되어 있다. 예를 들어 ‘SVM’ 알고리즘은 두 개의 클래스를 분류하는데 가장 적합한 것으로 알려져 있는데,³⁾ 주어진 학습데이터에 존재하는 두 개의 클래스를, 예를 들어 ‘긍정’과 ‘부정’을 나눌 수 있는 함수를 만들어낸다. 이 함수가 바로 논조분류기의 핵심이 되며 새로운 문장에 이 함수를 적용하여 이 문장의 클래스 (‘긍정’ 혹은 ‘부정’)를 예측해낸다.

홍문표 (2013)의 연구에서는 학습데이터로부터 워드임베딩을 통해 벡터형식의 입력데이터를 구성할 때 학습데이터의 유니그램 Unigram 뿐만 아니라 문장의 구조정보도 반영하는 방법론을 제안하였으며, 유니그램만을 사용한 경우와 비교하여 분석의 정확도도 향상됨을 보였다. 또한 홍문표 (2014a)의 연구에서는 학습코퍼스의 문장에 대해 구조분석이 실패할 경우 오히려 논조분석의 성능이 하락될 수 있으므로 문장의 구조정보를 기계학습에 반영하기 위한 대안으로 바이그램 Bigram을 사용하는 방법론을 제안하였다.

학습데이터로부터 두 개의 클래스를 구별하는 자질을 추출하여 기계학습을

3) Vgl. Cortes & Vapnik (1995).

시도하는 방식은 학습코퍼스의 분야 *Domäne*에 따라 새로운 분야의 분류를 시도할 때 성능이 달라질 수 있다는 문제가 있다. 예를 들어 ‘전자’ 분야의 학습코퍼스를 사용하여 학습된 논조분류기를 ‘정치’ 분야의 텍스트에 적용할 경우, 분석의 성능이 매우 낮아질 수 있다는 점이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 홍문표 (2014b)의 연구에서는 감정사전을 이용한 방법론을 제안하였다.

이 연구에서는 기계학습을 위한 자질 선택시 학습코퍼스를 사용하지 않고 ‘SentiWortschatz’나 ‘GPC (German Polarity Clues)’와 같이 공개된 독일어 감정사전의 엔트리를 자질로 사용하는 방법론을 소개하였다. 실험 결과 감정사전의 엔트리를 자질로 학습된 기계학습기반 분류기는 분석대상 텍스트의 주제 분야에 상관없이 고른 분석 정확률을 보였다.

우리는 지금까지 이 장에서 기계학습을 기반으로 하는 두 개의 논조분석 방법론을 살펴보았다. 첫 번째는 기계학습의 자질을 학습코퍼스로부터 추출하는 것이었으며, 두 번째는 기계학습의 자질을 감정사전으로부터 추출하는 방법이었다. 먼저 기계학습의 자질을 학습코퍼스로부터 추출하는 경우, 예를 들어 (3) a~c.에 등장하는 단어 ‘cool’, ‘danke’, ‘bravo’, ‘Krönung’, ‘gut’은 ‘긍정’ 클래스의 학습코퍼스에 더 자주 등장하는 단어이므로 논조분석기는 위 단어들 이 출현하는 문장을 ‘긍정’으로 분류하도록 학습될 가능성이 높아진다.

마찬가지로 감정사전으로부터 기계학습의 자질을 추출하는 경우에도 위 단어들 은 긍정 공시의를 가진 단어들이므로 해당 문장은 ‘긍정’ 클래스로 분류될 가능성이 높게 된다. 따라서 기계학습 기반의 논조분석기를 개발할 경우에 분석 대상의 문장이 직접화행을 통해 의미가 전달되는 문장인지 간접화행으로 의미가 반어적으로 전달되는 문장인지를 먼저 구별하는 단계가 반드시 필요하다고 할 수 있다.

2.2. 규칙기반 방법론과 반어

기계학습기반의 논조분석 방법론을 기반으로 하는 연구 중 비록 Wilson et al. (2005), Joshi/Penstein-Rose (2009), 홍문표 (2013) 등의 연구에서 문장의 구조정보를 기계학습시 반영하는 방법론을 제안하였으나, 언어학적 분석기반의 방법론에 비해서는 구조정보의 반영이 직관적이지 못하며 그 결과가 상대적

으로 미흡하다. 이에 반해 Moilanen/Pulman (2007), 홍문표 (2015) 등의 연구에서는 전통적인 자연언어처리 분야의 파이프라인 NLP-Pipeline 방식을 따라 형태소분석부터 구조분석을 거쳐 의미분석까지 시도하는 논조분석 방법을 제안하였다.

이 방법론에서는 입력문장의 논조가 단어레벨에서 출발하여 최종적으로 문장의 논조까지 상향식 Bottom-up으로 계산된다. 전통적인 문태규 의미론에서 처럼 문장의 통사구조와 의미구조의 동형성 Isomorphism이 유지되고, 문장의 통사구조에 따라 각 노드 Knoten 핵심어 Kopf의 공시의 정보가 루트노드까지 투사되어 문장전체의 논조가 결정된다.

여기서 결국 문장 전체의 논조를 결정하는 것은 입력단어의 공시의 Konnotation이다.⁴⁾ 입력단어의 공시의 정보는 ‘SentiWortschatz’나 ‘GPC’ 등과 같은 감정사전에 기반하며, 일단 입력단어에 부착된 공시의 정보는 구조정보에 따라 문장전체의 논조를 결정하는데 기여하게 된다. 따라서 기계학습기반의 방법론과 유사하게 결국 반어문장의 처리에 있어서는 언표적 의미만을 계산하게 되므로 문장의 언표내적인 의미를 계산하지는 못하게 된다. 즉, 이 경우에도 기계학습 기반의 방법론에서와 마찬가지로 논조분석을 수행하기 전에 일반의미를 전달하는 문장과 반어의미를 전달하는 문장을 분류하는 것이 선행되어야 할 필요가 있다.

지금까지 2장에서는 논조분석을 위한 방법론을 간단하게 살펴보았다. 여기서 우리는 기존의 논조분석 방법론은 반어문장이 전달하는 언표내적 의미를 파악하는 것이 불가능하다는 것을 확인하였다. 따라서 논조분석을 수행하기 전에 입력문장에 반어적 의미가 있는지 우선적으로 파악하고 이러한 반어문장에 대해서는 일반 문장과는 다른 접근이 필요할 것이다. 이어서 3장에서는 반어의미의 문장을 자동으로 분류해내기 위해 필요한 반어문장의 특징을 살펴보도록 할 것이다. 이를 위해 반어의미에 대한 화용론적인 연구를 중심으로 살펴본다.

4) Vgl. Moilanen & Pulman (2007); 홍문표 (2015).

3. 반어의미에 대한 화용론적 접근

3.1. 반어 Ironie의 해석에 대한 기존 연구

반어 Ironie에 대한 관심은 고대 그리스시대부터 시작되어 왔으나, 언어학 분야에서 반어에 대한 연구는 Grice (1970)와 Searle (1975)을 기점으로 주로 화용론자들에 의해 수행되어 왔다. 이 중 특히 Grice (1970)는 반어 의미의 해석양상을 중심으로 연구를 진행하였다.

Grice (1970)에 따르면 반어는 협력의 원리 Kooperationsprinzip 중에서 질의 격률 Qualitätsmaxim을 위배하는 것이다. 예를 들어 매우 지저분한 모습의 친구에게 „Du siehst ja schön aus“라고 말하는 것은 상황에 맞지 않는 발화로서 진실을 말하라고 하는 질의 격률을 위배한 것이다. 이 때 청자 또한 화자가 질의 격률을 위배했음을 알고 있으며, 화자의 발화가 무의미한 것이 아니라면 무엇인가 다른 것을 말하려고 했다는 것을 알 수 있다. 청자는 여기서 대화적 함축 konversationeller Implikatur을 통해 발화에 대한 다른 해석을 시도한다. 일반적으로 이러한 다른 해석이란 말해진 문장과 가장 명백하게 관련된 명제이며, Grice (1970)에 따르면 이는 말해진 것과 반대되는 의미이다.

Searle (1975) 또한 청자는 말해진 것이 주어진 상황과 맞지 않는 경우 말해진 것에 대한 재해석을 시도하며, 재해석시 화자는 전달된 명제의 반대되는 의미로 발화된 문장을 해석하게 된다고 말하였다.

이러한 설명방식의 문제점은 반어 문장의 의미가 말해진 것과 반대의 의미로 해석된다는 부분이다. 어떻게 명제 p 가 $\neg p$ 로 해석되며, $\neg p$ 가 왜 p 와 가장 명백하게 관련된 명제인지에 대한 주장은 설득력이 떨어진다. 또한 Gibbs & O'Brien (1991)이 지적한 바와 같이 반어의미문장의 해석을 p 와 $\neg p$ 의 관계만으로 단순하게 설명할 수 없는 문장들이 (4)처럼 존재한다는 점이다.

(4) [방안을 지저분하게 만든 아이들을 보면서 어머니가 아이들에게 하는 말]

p : I love children who keep their rooms clean

$\neg p$: It is not the case that I love children who keep their rooms clean

Haverkate (1990)에서도 반어가 어떤 조건을 위배함으로써 그 의미가 해석된다고 보았다. 그는 반어를 화행 *Sprechakt* 이론 안에서 설명하였는데, 반어를 해석하는데 있어 성실 조건이 중요한 역할을 한다고 보았다.

(5) Could you do me a favor of shutting up?

그에 따르면 청자는 화자가 성실 조건을 지킬 것이라고 전제한다. 하지만 (5)와 같은 질문을 할 때 화자는 이미 성실 조건을 어기고 있다. 왜냐하면 그 질문에 대한 답을 알고 있기 때문이다. 위 발화의 반어적 의미는 이 성실 조건을 위배함으로써 얻어진다. 결과적으로 위와 같은 질문을 하는 것이 다른 언표내적 행위 *illokutionärer Akt*를 수행하기 위한 전략이 되고 청자에게는 성실 조건을 어김으로써 청자의 기대에 어긋나는 언향적 *perlokutionär* 효과가 나타난다. 그러나 이 이론도 성실 조건을 위배하지 않는 반어를 설명하지 못하며, Utsumi (2000)가 지적한 바와 같이 청자는 화자의 발화가 조건을 위배한 발화인지 아닌지를 알지 못하는 때도 있다.

Wilson/Sperber (1992)는 화자가 무엇인가 인정하지 않거나 승인하지 않는 태도가 있을 때 반어를 사용한다고 했다. 화자는 앞서 나온 다른 사람의 생각을 다시 반향 *Echo*하면서 동시에 그 생각과 자신 간에 거리를 두는 태도, 즉 승인하지 않는 태도를 보인다. 앞서 나온 다른 사람의 생각이란 다른 사람의 발화 뿐만 아니라 일반 사람의 생각, 사회문화적 규범을 말한다.

3.2. 반어 *Ironie*와 비꼬기 *Sarkasmus*의 구분에 대한 연구

Kreuz/Glucksberg (1989)와 Lee/Katz (1998)의 연구에서는 반어 *Ironie*와 비꼬기 *Sarkasmus*의 차이점을 다루었다. Kreuz/Glucksberg (1989)에 따르면 반어와 비꼬기의 차이점은 조롱의 대상이 되는 특정한 피해자가 있는지의 여부이다. 즉, 반어의 경우에는 조롱의 대상이 되는 특정한 피해자가 존재하지 않지만 비꼬기의 경우에는 조롱의 대상이 되는 특정한 피해자가 존재한다는 것이다.

예를 들어 누군가가 비가 오는 날에 “Was für ein Wetter ist es”라고 말했다면 이는 상황에 따라 반어일 수도 있고 비꼬기일 수도 있다는 것이

Kreuz/Glucksberg (1989)의 주장이다. 만약 위와 같은 발화를 일기예보를 잘못된 기상청을 탓하기 위해 했다면 이는 비꼬기이지만 날씨가 안 좋음을 한탄하기 위해 한 것이라면 반어로 볼 수 있다는 것이 그들의 주장이다.

비슷한 맥락에서 Lee/Katz (1998)에 따르면 반어와 비꼬기를 구별하는 기준은 청자가 화자의 조롱을 인지하는지의 여부라고 보았다. 그러나 Kang (2013)의 연구에서 밝힌 바와 같이 일부의 경우 반어와 비꼬기가 화자에 의해 주도되는 것이 아니라 청자에 의해서도 주도되는 경우가 있다. 예를 들어 어떤 사람에게 “ein schöner Tag noch!”라고 했는데, 만약 청자가 우연하게도 하루 종일 운이 나빴고 청자는 화자가 청자의 이러한 사정을 알고 있을 것이라고 생각하고 있다면, 발화시 화자의 악의가 전혀 없었음에도 청자는 이 문장을 비꼬기로 해석할 수 있다. 즉, 어떤 경우에는 청자가 화자의 악의 없는 의도에도 불구하고 어떠한 발화를 비꼬기 혹은 반어로 해석하는 경우가 발생할 수 있다. 이것은 청자의 인간성 또는 특수한 상황에 의해 발생하는 경우이다.

본 연구에서는 위와 같이 비꼬려는 화자의 의도가 없거나 불확실하지만 청자의 주관에 의해 반어나 비꼬기로 해석될 수 있는 문장들은 연구의 대상에서 배제하고 향후 연구의 테마로 남기도록 한다. 또한 지금까지 살펴본 바와 같이 비꼬기를 반어의 특수한 경우로 볼 수 있으므로 특별한 경우를 제외하고는 비꼬기가 반어에 포함되는 것으로 보고, 일반의미 문장과와의 분류에서 비꼬는 문장을 포함한 광의의 반어문장을 분류의 대상으로 삼도록 한다.

4. 독일어 반어의미 문장 분류

4.1. 반어의미 문장 분류를 위한 기존연구

본 장에서는 일반문장과 반어의미 문장을 구별하기 위한 반어의미 문장의 언어학적 특성들을 살펴보기로 한다. 여기에서 제시하는 반어의미 문장의 특징들이 일반문장과 반어의미 문장을 구분하는 절대적인 특징은 아니지만 경향성을 나타내는 특징 정도로는 간주할 수 있을 것이다. 또한 이 특징들을 기계학습을 위한 자질 Merkmal로 사용한다면 두 부류의 문장을 자동으로 분류

하는데 도움이 될 수 있을 것이다. 이에 대해서는 실험 부분에서 다시 언급하도록 한다.

논조분석의 관점에서 반어미 문장을 구분하기 위해 주로 어휘 통사적 자질이 중요한 역할을 하였다. 영어에 대한 Kreuz/Caucci (2007)의 연구에서는 ‘gee’, ‘gosh’와 같은 감탄사, 문장부호 등을 서술형 문장에서 반어미 문장을 찾아내기 위한 단서로 사용하였다.

Lukin/Walker (2013)의 연구에서는 비꼬기와 관련된 N-그램 표현을 찾기 위해 부트스트래핑 Bootstrapping 방법을 적용하였다. 이를 통해 이들은 예를 들어 비꼬기 문장에 자주 출현하는 ‘oh really’, ‘I get it’, ‘no way’와 같은 표현이나 어휘-통사적 패턴을 찾아내었다. 부트스트래핑 방법에 대해서는 아래서 좀 더 자세히 설명하도록 한다.

Tsur et al. (2010)의 연구에서는 어휘-통사적 패턴 이외에도 ‘yay’, ‘great’와 같은 긍정공시의 단어가 반어미 문장을 탐색하는데 큰 역할을 한다고 주장하였다.

Riloff et al. (2013)의 연구에서는 부트스트래핑 방법을 활용해 긍정논조의 문장이 부정적인 상황을 언표내적으로 의미하는 상황을 자동으로 추출하는 방법론을 제안하였다. 이들에 따르면 기존의 반어미문장 자동탐색에 관한 연구들은 모두 특정한 패턴이나 어휘적인 단서만을 활용하고 있는데, 그러한 방법만으로는 탐색할 수 없는 반어나 비꼬기 문장이 너무 많이 존재한다는 것이다. 예를 들어 다음의 예문들은 모두 긍정 공시의 어휘 (‘love’, ‘adore’)와 부정적인 상황 (‘being ignore’, ‘my bus is late’)이 동시에 나타난 반어적인 문장들이다.⁵⁾

(6) Oh how I love being ignored. #sarcasm

(7) Absolutely adore it when my bus is late. #sarcasm

5) 예문 (6), (7)은 Riloff et al. (2013)에서 발췌하였다. 이 예문들은 Riloff et al. (2013)이 트위터상의 비꼬기 문장을 자동으로 인식하는 시스템을 개발하기 위해 학습데이터로 활용한 문장으로서, 트위터의 해시태그 #sarcasm을 이용하여 트위터에서 추출한 문장들이다.

여기서 어려운 점은 인간이면 누구나 인지하는 어렵거나 부정적인 상황을 어떻게 기계로 하여금 부정적인 상황으로 인식할 수 있게 하는가이다. 이들은 이를 위해 부정적인 상황에 대한 데이터베이스를 구축하였는데 여기서 사용한 방법이 부트스트래핑 방법이다. 부트스트래핑 방법이란 기계학습에서 학습 데이터가 충분하지 않을 때 지식 추출의 씨앗 Seed이 되는 데이터로부터 출발해 점증적으로 데이터를 확충해나가는 방법을 말한다.

이들이 사용한 방법은 '#sarcasm' 해시태그 Hashtag가 부착된 트윗 중에 'love'의 목적어로 사용되는 모든 목적어를 자동으로 추출하고, 이렇게 자동으로 추출된 목적어들은 부정적인 상황을 묘사하는 표현일 것이라는 가정에서 출발한다. 예문 (6)과 같은 문장구조에서는 'being ignored'가 추출되는데, 이 표현은 부정적인 상황을 묘사할 것이라는 가정이며, 위 예문의 경우는 이러한 가설이 합당하다.

이제는 거꾸로 'being ignored'를 목적어로 취하면서 '#sarcasm' 해시태그가 부착된 문장의 동사를 찾는다. 이렇게 하면 'love'와 비슷한 성격의 'adore'와 같은 동사들이 얻어지게 된다. 그러면 이번에는 첫 단계와 동일하게 '#sarcasm' 해시태그가 부착된 트윗 중에 'adore'의 목적어로 사용되는 목적어를 탐색하며, 이 목적어들은 부정적인 상황에 대한 묘사일 것으로 간주한다. 이와 같은 과정을 반복하는 방법이 부트스트래핑 방법이며, 이를 통해 점진적으로 많은 데이터를 구축할 수 있게 된다.

그러나 이 방법을 적용하기 위해서는 대용량의 코퍼스가 필요하다. 또한 이 방법의 문제점은 자동으로 획득된 데이터의 신뢰도가 떨어진다는 점이다. 트위터상에서 사용자들은 자신들의 트윗이 반어적이거나 비꼬기일 경우 해시태그를 사용하여 그러한 점을 표시하는데, 적지 않은 경우에 이 해시태그 정보가 잘못 부착되어 있다. 만약 그렇다면 부트스트래핑 방법을 적용하여 획득된 부정적인 상황에 대한 어휘적 표현은 잘못 추출된 표현일 가능성이 매우 높게 된다.

실제로 본 연구에서 수행한 실험에서 수집한 '#sarkasmus' 태그가 부착된 총 120개의 트윗 중 41개의 트윗은 실제로 반어나 비꼬기 의미의 문장이 아니었다. 이는 트윗 작성자가 언어학적 의미의 반어나 비꼬기에 대한 이해가 부족하여 태그를 잘못 부착한 것으로 추정된다.

4.2. 반어의미 문장 분류를 위한 자질선택

독일어의 반어현상에 대한 체계적인 연구 중의 하나는 Lapp (1992)의 연구이다. Lapp (1992: 145f)은 반어가 성립하기 위한 네 가지의 조건을 다음과 같이 제시하였고, 아래의 조건에서 ‘p’는 명제이다.

- i) p ist falsch/unzutreffend,
- ii) S bringt p zum Ausdruck,
- iii) S glaubt, dass p falsch/unzutreffend ist,
- iv) S will, dass H glaubt, dass S glaubt, dass p falsch/unzutreffend ist (und S beabsichtigt darüber hinaus mit der Äußerung von p ein Werturteil abzugeben, H indirekt zu kritisieren, das Erwartungsmodell von H zu stören o.ä)

이 조건에 따르면 화자는 반어의미의 발화를 할 때 말해진 것과 실제 사태와의 불일치를 인지하고 있다. 이는 우리가 거짓 Lüge을 말하는 경우에도 마찬가지이다. Schwarz-Friesel (2009)은 반어와 거짓의 차이를 화자가 청자로 하여금 말해진 것이 실제 사태와 일치하지 않음을 알게 하려는 의도가 있는지 없는지의 차이로 보았다. 반어의 경우에는 화자가 청자에게 말해진 것이 실제 사태와 일치하지 않음을 구체적인 방법을 통해 신호를 보내지만, 거짓의 경우에는 이를 숨기게 된다.

연구의 목적이 반어의 의사소통 기능에 관한 것이라면 왜 화자들이 직접적인 의미전달을 피하고 반어를 통해 간접화행으로 의미를 전달하고, 청자는 함축 Implikatur을 통해 의미파악을 해야 하는지에 대해 다루어야겠지만, 본 연구의 목적은 반어의미의 문장을 일반 의미의 문장으로부터 구별해내는 것이므로 아래부터는 발화된 것이 반어적 의미임을 알 수 있게 하는 단서들을 중심으로 논의하기로 한다.

Schwarz-Friesel (2009)이 지적한 바와 같이 화자는 청자에게 말해지는 것이 실제 사태와 다르다는 것을 어떠한 신호를 통해 전달하고자 한다. 이것이 대화상황이라면 화자의 표정이나 억양, 목소리의 크기, 몸동작 등을 통해 그러

한 정보를 전달할 수 있을 것이다. 그러나 이러한 신호를 사용하는 것이 불가능한 텍스트에서는 조금 다른 양상이 펼쳐진다.

텍스트 상에서 저자들은 글로 전달하는 것이 실제 사태 혹은 자신이 언표 내적으로 전달하고자 하는 의미와 다르다는 것을 여러 가지 수단으로 암시한다. 첫 번째 수단은 감탄사의 사용이다. 문장 내에서 감탄사가 사용되었다고 모든 문장이 반어 의미를 전달하지는 않으나, 반어 의미 문장이 감탄사를 수반하는 경향은 두드러진다. 본 연구를 위해 수집한 반어 의미 코퍼스에서 발견한 감탄사는 다음과 같다.

- (8) Ach, Och, Aua, Autsch, Bravo, Brr, Hippih Hurra, Hoppla, Peng, Papperlapapp, LOL⁶⁾

두 번째 수단은 특수한 문장기호의 사용이다. 여기서 말하는 특수한 문장기호란 마침표나 쉼표, 물음표, 느낌표 등의 기호가 3개 이상 겹쳐져서 과장되게 사용된 문장기호이다. Kreuz/Roberts (1993)의 연구에서 지적한 바와 같이 반어 의미 문장이나 비꼬기 문장의 특징은 과장이다. 과장을 나타내는 가장 대표적인 방법은 불필요한 반복이므로 예문 (9)에서 사용된 문장기호 ‘!!!’는 과장을 나타내는 것으로 볼 수 있을 것이다.

- (9) Bravo, es ohne durchzuchecken dem Kunden wieder zu geben!!!

세 번째 수단은 이모티콘의 사용이다. 대화 상황에서 얼굴 표정 등으로 말해지는 것이 실제 사태와 다름을 암시하듯이, 텍스트상에서도 이모티콘이 얼굴 표정 등을 대신할 수 있다. 실제로 최근에는 이모티콘 이외에도 이모지 Emoji라고 부르는 그림 문자를 사용하는 경우도 많으므로 텍스트상에서 기존의 이모티콘보다는 좀 더 다양한 얼굴표정을 묘사할 수 있고 이를 통해 글로

6) ‘LOL’은 이모티콘으로도 볼 수 있으나 여기서는 감탄사로 분류한다. ‘LOL’을 감탄사로 볼 것이냐 아니면 이모티콘으로 볼 것이냐는 기계학습을 통한 반의문장 분류에 전혀 영향을 끼치지 않으므로 여기서는 별다른 논의 없이 감탄사로 보기로 한다.

전달된 것이 반어적 의미라는 것을 표시할 수 있다. (10)에 소개한 이모지는 반어의미 코퍼스에서 반복적으로 사용된 것들인데 웃는 모습과 시니컬하게 박수를 치는 모습이 묘사되어 있다.

(10)



네 번째 수단은 불필요한 대문자의 사용이다. 독일어의 정서법 규칙에 어긋나는 대문자의 사용은 시각적인 집중효과를 불러 일으켜서 과장의 효과를 나타낸다. (11)의 예문에서 저자는 형용사 'toll'을 대문자로 표기함으로써 독자의 관심을 주목하고 반의적 의도가 있음을 나타낸다.

(11) Ich setzte mich mit dem Ach so TOLLEN Kundenservice von Apfel in
verbindung, und was dort abging ist die frechheit überhaupt.

강조를 위한 다섯 번째 수단은 인용부호를 사용하는 것이다. 실제 발화에서도 사람들은 반어적인 표현을 하고 이를 청자에게 알리고자 할 때 'Anführungszeichen'이라고 직접 말하기도 하고 손동작으로 이를 표현하기도 한다. 이것을 텍스트에서 표현하기 위해 저자들은 인용하는 부분이 아님에도 인용부호를 사용하여 독자들의 주의를 끈다. (12)의 예문은 'coolen'이라는 형용사에 인용부호가 사용되어 있어, 독자들은 무엇인가가 실제로는 'cool'하지 않겠구나라는 생각을 하게끔 한다.

(12) Immer diese "coolen" menschen die einen tag vor silvester schon raketen
zündten. props to you

여섯 번째 수단은 문자의 반복이다.

(13) Ich liebe Hausaufgaben und ganz besonders in Matheeeee wenn 5 Seiten zu bearbeiten sind!!

4.3장에서는 4.2장에서 살펴본 반어의미 문장의 특징들을 기계학습을 위한 자질로 활용하여 반어의미 문장분류기를 구현하는 방법에 대해 논의할 것이다.

4.3. 실험

본 연구에서 제안하는 반어의미 문장 자동분류기의 성능을 평가하기 위해 간단한 실험을 수행하였다. 자동분류기는 학습코퍼스를 기반으로 기계학습을 통해 구현하였다. 기계학습을 위한 학습코퍼스는 79개의 반어의미 문장과 79개의 직접화행을 통해 긍정, 부정 논조가 전달된 일반 문장, 즉 총 158개의 문장으로 구성되어 있다. 79개의 일반 문장 중 40개의 문장은 긍정논조의 문장이며 39개는 부정논조의 문장이다. 학습코퍼스의 구축을 위해 트위터 검색엔진을 통해 독일어로 작성된 트윗을 추출하였으며, 검색시 ‘iphone’, ‘galaxy’ 등과 같은 스마트폰 분야의 주제어를 사용하였다.

본 실험에서 사용한 반어의미 문장은 어떠한 배경지식 없이 문장 자체만을 읽었을 때 반어적 의미가 파악되는 문장으로 한정하였다. 예를 들어 아래와 같은 문장들은 문맥상 반어의미가 전달되지만 배경지식이나 문맥이 없다면 일반의미로도 충분히 해석이 가능하므로 실험의 대상에서 배제하였다.

(14) a. Danke Apple!

b. Hofer wird bei Trump sicher ein gutes Wort für Europa einlegen!

(14)a.의 경우 앞선 문맥에서 애플사에 대해 저자가 부정적인 의견을 표출했다면 당연히 이 문장은 반어적 의미로 해석이 가능하겠으나, 그러한 문맥이 없이 이 문장만 단독으로 고려할 경우 이 문장의 반어의미 여부는 파악하기가 어렵다. (14)b.의 문장은 최근 실시된 오스트리아 대통령선거와 관련된 트윗이다. 저자는 극우정당 후보인 ‘Hofer’와 미국의 극우성향 후보인 ‘Trump’를

관련지으며 반어적 의미의 ‘gutes Wort’라는 표현을 쓰고 있다. 이는 정치적 문맥을 이해하여야만 반어적 의미로 해석할 수 있으며, 심지어는 사람의 경우에도 배경지식이 없다면 이 문장의 반어적 의미를 파악하지 못할 수 있다. 따라서 이러한 문장은 실험을 위한 코퍼스 구성에서 제외하였다.

최종적으로 본 실험을 위한 코퍼스는 아래의 (15)와 같이 문장 내에서 반어적 의미를 명확하게 파악할 수 있는 문장으로만 구성하였다.

- (15) a. Ein überdimensioniertes iPhone, das nicht telefonieren kann. Das ist mindestens so cool wie Google Wave!
b. Danke Apple für diesen Müll in alu Verkleidung :)
c. Ach ja, die Reparatur sollte "nur" 235€ kosten, also fast die Hälfte des Neupreises.
d. Bravo, es ohne durchzuchecken dem Kunden wieder zu geben!!
e. Für diesen guten Service dürfte ich zur Krönung auch noch 16,95€ zahlen, damit mir das defekte Gerät überhaupt wieder zurückgesendet wird!

기계학습을 위한 자질로는 4.2장에서 소개한 반어의미문장의 6개 특징이 있다.

- 감탄사 사용여부 : ja/nein
- 특수문장기호 사용여부 : ja/nein
- 이모티콘 사용여부 : ja/nein
- 대문자 사용여부 : ja/nein
- 인용부호 사용여부: ja/nein
- 문자 반복여부 : ja/nein

본 연구에서는 이와 더불어 한 개의 자질을 추가하였는데 이는 한 문장 내의 특정한 범위 내에서 긍정 논조의 단어와 부정 논조의 단어가 함께 사용되는지의 여부이다. 앞서 소개한 Riloff et al. (2013)의 연구에서처럼 긍정표현

과 부정상황이 함께 사용되는 반어의미 문장의 특성을 반영하기 위해 한 문장 내에 긍정 논조의 단어와 부정 논조의 단어가 함께 사용되는지의 여부도 기계학습을 위한 자질로 사용하였다.

Riloff et al. (2013)은 부정상황에 대한 표현을 학습하기 위해 부트스트래핑 방식을 적용하였으나 진술한 바와 같이 이를 위해서는 대용량의 정제된 코퍼스가 필요하다. 그러나 본 연구에서는 부트스트래핑 방식을 적용할 만한 대용량의 코퍼스가 없으므로 이 방식 대신 독일어 감정사전을 이용하여 한 문장에서 긍정이나 부정의 논조를 갖는 단어를 탐색한 후 이 단어의 좌우 5 단어 이내의 범위에 반대 논조의 단어가 출현하는지의 여부를 조사하였다.⁷⁾

이를 위해서는 Waltinger (2010)의 ‘GPC’ 감정사전을 사용하였다. 이 사전에는 총 10,141개의 램마가 엔트리로 존재하며, 이를 단어의 활용형태로 환산하면 17,628개의 긍정논조 엔트리, 19,956개의 부정논조 엔트리가 존재한다.

따라서 실험에서는 총 7개의 자질을 사용하여 기계학습을 수행하였고 ‘SVM’ 알고리즘을 적용하여 자동분류기를 구현하였다. ‘SVM’ 알고리즘의 적용 및 평가는 웨카 Weka 3.6.9 버전을 사용하였다.

분류기의 성능은 코퍼스의 규모를 고려하여 5분할 교차검증 방식 5-fold cross validation으로 평가되었는데 7개의 자질을 모두 사용할 경우의 정확률 Accuracy은 72.78%로 측정되었다. 반대 논조 단어의 동시출현 여부와 관련된 자질을 제거하고 6개의 자질만으로 기계학습을 수행할 경우에는 67.0%의 정확률을 보이므로 반대 논조 단어의 동시출현 여부와 관련된 자질이 약 5.78%의 성능향상에 기여했다고 볼 수 있다.

<표 1> 반어의미 자동분류 성능평가

	7개 자질 사용	6개 자질 사용
정확률	72.78%	67.0%

이어서 두 개의 클래스를 분류하는데 가장 큰 역할을 하는 자질을 알아보

7) 향후 연구에서는 익명의 심사위원이 지정한 바와 같이 좌우 탐색범위의 변화에 따른 성능의 변화추이도 조사되어야 할 것이다.

기 위해 웨카 시스템이 제공하는 기능을 활용하였다. ‘Chisquared Attribute Evaluation’ 방법으로 자질을 평가한 결과 예상대로 반대 논조의 어휘가 동시에 사용되었는지의 여부가 가장 큰 역할을 하는 것으로 분석되었다. 이어서 이모티콘의 사용여부, 세 번째로 중요한 역할은 대문자의 사용여부였다.

표 2에서 보는 바와 같이 실험결과를 클래스, 즉 반어문장과 일반문장에 따라 분석해 보면 반어문장을 분류하는데 정확도는 상당히 높지만 재현률은 0.54로서 일반문장의 재현률(0.91)에 비해서는 상당히 낮은 편임을 알 수 있다. 정확도는 높지만 재현률이 낮다는 의미는 본 연구에서 제안한 7개의 자질이 반의문장을 분류하기 위해 상당히 신뢰도가 높은 자질이지만 이들만으로는 다른 유형의 반어문장을 분류하기가 어렵다는 것이다. 따라서 향후에는 좀 더 많고 다양한 자질의 추가가 필요할 것으로 보인다.

<표 2> 클래스별 정확도, 재현률 평가

	정확도 Precision	재현률 Recall	F-Measure
반어문장	0.86	0.54	0.67
일반문장	0.67	0.91	0.77

기계학습에 기반한 분류기는 그 특성상 블랙박스적인 성격을 지니므로 오류의 원인 등을 파악하기가 매우 어렵다. 그럼에도 불구하고 본 연구에서 개발한 분류기가 오분석한 대표적인 예문 (16)을 보면 향후에 추가적으로 필요한 연구를 생각해 볼 수 있다.

(16) Navi findet weder die Strasse dorthin, noch überhaupt den See. Also, altes Nokia an, eingegeben und hingefahren. Danke, Apple.

위 예문은 사용자가 아이폰의 네비게이션을 사용하려고 했으나 작동하지 않아 기존의 노키아폰을 사용하게 되었다는 의미를 전달하면서 마지막에 애플에 고맙다는 반어적 표현을 사용하였다. 이 트윗은 반어적 의미를 가진 것으로 분류되어야 했으나 그러지 못했다. 아마도 그 이유는 ‘weder die Strasse noch den See finden’이라는 구문의 의미가 네비게이션이라는 도메인에서는 부

정적인 의미를 전달한다는 세가지식이 반영되지 못했기 때문일 것으로 추정된다.

현재로서 이 문제를 해결하기 위한 유일한 방법은 대용량 코퍼스로부터 Riloff et al. (2013)에서 소개된 것과 같은 부트스트래핑 방식을 적용한 지식 획득 방법일 것이다. 그러나 이를 위해서는 대용량의 코퍼스가 필요하므로 이 방법의 적용은 향후 연구주제로 미루고자 한다.

본 논문에서는 위와 같은 실험을 통해 반어의미문장의 자동분류를 위한 방법론의 가능성을 타진하였다. 물론 실험코퍼스의 규모가 매우 작기 때문에 본 연구에서 제안한 7개의 자질을 이용한 기계학습 기반의 분류방법이 타당성 있다고 단언하기는 어렵지만, 적어도 그 가능성은 볼 수 있었다고 판단된다.

5. 맺는말

본 연구에서는 독일어 반어의미문장의 자동분류를 위한 방법론을 제안하였다. 일상생활에서 화자들은 청자와의 갈등상황을 피하기 위해서이든 주제에 대한 자신의 불만을 토로하기 위해서이든 반어적 표현을 즐겨 사용한다. 이러한 반어적 표현의 숨겨진 언표내적 의미는 언표적 의미분석에만 집중하는 기존의 논조분석 방법으로는 정확하게 분석할 수 없다는 문제가 있다.

이러한 문제의 해결을 위하여 본 연구에서는 반어문장의 언어학적 특징을 분석하고, 이로부터 7개의 대표적인 자질을 추출하여 기계학습에 기반한 반어의미문장 자동분류기를 구현하였다. 실험결과 제안된 방법론은 일반의미문장과 반어의미문장을 72.78%의 정확률로 분류해내었다. 특히 제안된 7개의 자질 중에서 한 문장 내에 긍정 표현과 부정 상황이 함께 출현하는지의 여부에 대한 자질이 반어의미분류에 가장 큰 역할을 한다는 것을 알 수 있었다.

본 연구가 향후에 관련 연구분야에 더 큰 기여를 하기 위해서는 우선 반어의미문장코퍼스의 확충이 필수적이라고 하겠다. 기존의 연구들에서처럼 트위터의 해시태그를 활용하여 반자동으로 코퍼스를 구축하는 방법도 이를 위한 하나의 해결책이 될 수 있을 것이다.

또 다른 향후 연구과제는 문장 단위를 넘어가서 반어의미를 파악할 수 있

는 방법론을 고안하는 것이다. 실제로 반어가 사용되는 더 많은 상황은 주어진 문맥에서 반어적 의미를 파악하는 경우이다. 본 연구에서는 확실하게 주어진 하나의 문장 안에서 반어적 의미를 파악할 수 있는 경우로 연구의 대상을 한정하였으나, 향후에는 문장단위를 넘어야 반어의미가 파악되는 경우로 연구의 대상을 확장할 필요가 있을 것이다.

참고문헌

- 홍문표 (2013): 독일어 텍스트 논조자동분석, 『독어학』 28집, 361-383.
- 홍문표 (2014a): 바이그램을 활용한 텍스트 논조자동분석, 『독일언어문학』 65집, 27-46.
- 홍문표 (2014b): 독일어 감정사전을 활용한 감성분석, 『독어학』 30집, 173-195.
- 홍문표 (2015): 독일어 트위터 문장의 규칙기반 논조분석 방안 연구, 『독어학』 32집, 153-173.
- Cortes, C./Vapnik, V. (1995): Support-Vector Networks, Machine Learning, 273-297.
- Gibbs, R. W./J. O'Brien (1991): Psychological aspects of irony understanding. Journal of pragmatics, 16(6), 523-530.
- González-Ibáñez, R'S. Muresan/N. Wacholder (2011): Identifying sarcasm in Twitter: a closer look. In Proceedings of the 49th ACL: Human Language Technologies: short papers-Volume 2, 581-586.
- Grice, H. P. (1970): Logic and conversation, 41-58.
- Haverkate, H. (1990): A speech act analysis of irony. Journal of Pragmatics, 14(1), 77-109.
- Joshi, M./C. Penstein-Rose (2009): Generalizing dependency features for opinion mining. In Proceedings of the ACL-IJCNLP 2009 Conference Short Papers. Association for Computational Linguistics, 313-316.
- Kang, H. J. (2013): The interpretation of Linguistic Sarcasm, The sociolinguistic Journal of Korea, vol. 21 No.2: 29-46.
- Kouloumpis, E./T. Wilson/J. Moore (2011): Twitter sentiment analysis: The good the bad and the omg!. Icwsm, 2011, 11: 538-541.
- Kreuz, R. J./S. Glucksberg (1989): How to be sarcastic: The echoic reminder

- theory of verbal irony. *Journal of Experimental Psychology: General*, 118(4), 374.
- Kreuz, R. J./R. M. Roberts (1993): The empirical study of figurative language in literature. *Poetics*, 22(1): 151-169.
- Kreuz, R. J./G. M. Caucci (2007): Lexical influences on the perception of sarcasm. In *Proceedings of the Workshop on computational approaches to Figurative Language*, Association for Computational Linguistics, 1-4.
- Lapp, E. (1992): *Linguistik der Ironie*, Vol. 369. Gunter Narr Verlag.
- Lee, C. J./A. N. Katz (1998): The differential role of ridicule in sarcasm and irony. *Metaphor and Symbol*, 13(1), 1-15.
- Lukin, S./M. Walker (2013): Really? well. apparently bootstrapping improves the performance of sarcasm and nastiness classifiers for online dialogue. In *Proceedings of the Workshop on Language Analysis in Social Media*, 30-40.
- Maynard, D./M. A. Greenwood (2014): Who cares about Sarcastic Tweets? Investigating the Impact of Sarcasm on Sentiment Analysis. In *LREC*, 4238-4243.
- Moilanen, K./S. Pulman (2007): Sentiment composition. In *Proceedings of RANLP*, 378-382.
- Pang, B./L. Lee/Vaithyanathan, S. (2002) Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques, *Proceedings of the ACL-02 conference on Empirical methods in natural language processing - Volume 10*
- Pang, B./L. Lee (2004): A Sentimental Education: Sentiment Analysis Using Subjectivity Summarization Based on Minimum Cuts. *Proceedings of the 42nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL'04)*, 271-278.
- Read, J. (2005): Using emoticons to reduce dependency in machine learning techniques for sentiment classification, In *Proceedings of the ACL Student Research Workshop*, 43-48.
- Remus, R./U. Quasthoff/G. Heyer (2010): SentiWS - a Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. *Proceedings of the 7th International Language Resources and Evaluation (LREC'10)*, 1168-1171.
- Riloff, E./Qadir, A./Surve, P./De Silva, L./Gilbert, N./Huang, R. (2013): Sarcasm as Contrast between a Positive Sentiment and Negative Situation. In *EMNLP*, 704-714.

- Schwarz-Friesel, M. (2009): Ironie als indirekter expressiver Sprechakt: Zur Funktion emotionsbasierter Implikaturen bei kognitiver Simulation. Perspektiven auf Wort, Satz und Text. Semantisierungsprozesse auf unterschiedlichen Ebenen des Sprachsystems, 223-232.
- Searle, J. R. (1975): Indirect speech acts, 59-82. na.
- Sperber, D./D, Wilson (1998): A reply to Seto, Hamamoto and Yamanashi. Relevance theory: Applications and implications, 37, 283.
- Tsur, O./D. Davidov/A. Rappoport (2010): ICWSM-A Great Catchy Name: Semi-Supervised Recognition of Sarcastic Sentences in Online Product Reviews. In ICWSM.
- Utsumi, A. (2000): Verbal irony as implicit display of ironic environment: Distinguishing ironic utterances from nonirony. Journal of Pragmatics, 32(12), 1777-1806.
- Waltinger, U. (2010): German Polarity Clues : A Lexical Resource for German Sentiment Analysis, Proceedings of the Seventh International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC), 1638-1642.
- Wiebe, J./Wilson, T./C. Cardie (2005): Annotating Expressions of Opinions and Emotions in Language, Language Resources and Evaluation, 39(2/3), 164-210.
- Wilson, D./D. Sperber (1992): On verbal irony. Lingua, 87(1), 53-76.
- Wilson, T./Wiebe, J./P. Hoffmann (2005): Recognizing Contextual Polarity in Phrase-Level Sentiment Analysis, Proceedings of HLT/EMNLP, 347-354.

Zusammenfassung

Automatische Klassifizierung von ironischen Ausdrücken für die Sentimentanalyse

Hong, Munpyo (Sungkyunkwan Univ.)

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Methode für die automatische Klassifizierung von ironischen Ausdrücken. In einer normalen Gesprächssituation verwendet man oft ironische Ausdrücke, um einen eventuellen Konflikt mit dem Hörer zu vermeiden oder implizit eine negative Bewertung vorzunehmen. In diesem Fall ist die

illokutionäre Bedeutung eines Satzes anders als die lokutionäre Bedeutung, nämlich als das, was gesagt wird.

Die traditionelle Methode für die Sentimentanalyse kann nur die lokutionäre Bedeutung eines Satzes behandeln. Wenn man diese Methode auf ironische Ausdrücke anwendet, stößt man schnell an die Grenze der Methode, weil es sich bei den ironischen Ausdrücken um die illokutionäre Bedeutung handelt.

Daher muss eine andere Vorgehensweise zur Sentimentanalyse eines ironischen Ausdrucks vorgeschlagen werden. Um dies zu ermöglichen, wird hier eine Methode für die Unterscheidung der ironischen Ausdrücke von den normalen Ausdrücken vorgestellt. Diese Methode stützt sich auf ein maschinelles Lernen. In der Lernphase des Klassifizierers werden 7 Merkmale selektiert. Die 7 Merkmale sind die lexikalischen und orthographischen Eigenschaften der ironischen Ausdrücke.

Das Experiment zeigt, dass der vorgestellte Ansatz 72.78% Korrektheit aufweist, was eine vielversprechende Basis für die künftige Arbeit darstellt.

[검색어] 반어, 비꼬기, 논조분석, 간접화행, 기계학습
Ironie, Sarkasmus, Sentimentanalyse, Indirekter Sprechakt, Maschinelles Lernen

홍문표 110-745
서울특별시 종로구 명륜동 3가 53
skkhmp@skku.edu

논문 접수일: 2016. 05. 15.
논문 심사일: 2016. 06. 14.
게재 확정일: 2016. 06. 20.