

의미 사전과 반전 의견 처리를 이용한 한국어 의견 분석 시스템 개발

장재건¹, 박진수², 류승택^{1*}
¹한신대학교 컴퓨터공학부, ²(주)버즈니

Development of Korean Opinion Analysis System using Semantic Dictionary and Inverse Opinion Processing

Jae-Khun Chang¹, Jin-Soo Park² and Seung-Taek Ryou^{1*}

¹School of Computer Engineering, HanShin University

²Buzzni Cooperation

요약 웹 2.0 시대를 맞아 인터넷 상의 블로그 및 커뮤니티 공간에 일반 사용자들이 자신의 의견 및 생각을 표현하게 되었다. 상품 구매 시 다수의 사람들이 이러한 의견을 참조하는데, 사용자들은 소수의 의견만을 참조하고 전체적인 의견은 참조하지 못하고 있다. 의견 분석 시스템은 상품 및 서비스에 대한 인터넷 상의 글들을 분석하여 상품의 긍정, 부정을 평가하는 시스템으로 자연어 검색에서 발전한 검색이라 할 수 있다. 본 논문에서는 의견 분석 서비스에서 핵심이 되는 문장의 긍정, 부정을 파악하기 위하여 ‘긍정’, ‘부정’, ‘중립’의 극성 정보 외에 ‘반전’의 정보를 추가로 학습하고, 처리하는 구문 분석 및 반전 처리를 제안한다.

Abstract Through Web 2.0 days, the end users express their opinions and thoughts for blogs and community spaces on the Internet. These opinions and thoughts are used to purchase products, however, users only refer to a few comments not overall opinions. Opinion Analysis System is an opinion search, developed from a natural language search, which analyzes the product's positive or negative evaluations using opinions of products and services on the Internet. In this paper, we suggest a syntactic analysis and inverse processing system that studies and processes 'Positive', 'Negative', 'Neutral' in addition to 'Inverse' information to analyze 'positive' or 'negative' for the core of sentences in Opinion Analysis Service.

Key Words : Information Retrieval, Korean Opinion Analysis, Semantic Dictionary, Inverse Opinion

1. 서론

인터넷 문화가 발전함에 따라 웹2.0 시대를 맞이 하고 있다. 웹 2.0의 참여와 개방 및 공유의 정신에 따라 개인의 능동적이고 적극적인 정보활동이 크게 증가하고 있다. 특히 개인화된 공간인 블로그, 트위터 및 커뮤니티 공간을 통하여 전문가 외의 일반 사용자들도 개인의 의견 및 생각을 표현하게 되었다. 이렇듯 인터넷 시장의 규모가 커짐에 따라 사용자들의 의견들이 범람하고 다른 사용자들도 이러한 의견들을 분석하고 참조하게 되었다.

현재 많은 인터넷 사이트들이 다양한 분야의 정보를 제공하고 각 분야의 개체에 대하여 사용자가 직접 점수를 평가하고 그 결과를 바탕으로 평점을 제공하고 있다. 이는 사이트에서 사용자가 직접 평가한 데이터를 근거로 전체적인 평가만을 계산하기에 평가에 참여한 사람들의 주관적인 의견을 근거로 한다. 정확한 의견분석을 위해서는 다수의 사람들이 인터넷에 올린 의견을 근거로 다양한 평가 분야를 보아야 하기 때문에 기존의 상품에 대한 평가 서비스에서는 사용자가 요구하는 정보를 제대로 표현하지 못하고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서

이 논문은 2010년도 한신대학교 학술연구비의 지원에 의하여 연구되었음.

*교신저자 : 류승택(stryoo@hs.ac.kr)

접수일 10년 05월 12일

수정일 (1차 10년 06월 28일, 2차 10년 07월 21일)

게재확정일 10년 08월 10일

인터넷 상의 많은 글을 수집하고, 수집한 데이터를 분석하는 기술이 필요하게 되었다. 이러한 기술은 상품에 대한 의견을 분석하기 위하여, 좋고, 나쁨을 기준으로 한 긍정, 부정에 대한 의미 사전을 이용한다.

본 논문은 의견 분석 시스템을 이용하여 인터넷 상의 의견 분석 문서의 문장을 질의어로 받아 학습한 의미 사전을 이용하여 문장의 의견을 분석하는 시스템을 제안한다. 기존의 의견 분석 시스템의 문제점인 반전(Inverse) 언어 처리에 대한 새로운 모델을 제안하고 문장의 의견을 분석한다. 분석된 문장은 형태소별로 태그를 부여하고, 구문 단위로 의견 태그를 이용하여 반전에 대한 처리를 한 후 반전 태그를 ‘긍정’ 또는 ‘부정’ 태그로 새롭게 부여한다. 그리고 부여된 태그를 분석하여 문장의 ‘긍정’ 및 ‘부정’ 의미를 부여한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 정보검색의 종류와 의견 분석 시스템에 대하여 알아보고, 3장에서는 본 논문에서 제안한 의견 분석 시스템의 구조 및 극성(Polarity) 정보 학습 모듈과 극성 정보를 이용한 의견 분석 모듈에서의 구문 분석 및 반전 의견 처리기술을 서술한다. 4장에서는 3장의 과정을 거쳐서 제작된 실험결과를 보여주며, 5장에서는 결론과 향후 연구에 대하여 서술한다.

2. 관련연구

2.1 분석결과

정보검색은 컴퓨터와 인터넷의 발전과 함께 정보의 양이 급속도로 증가함에 따라 방대한 정보 속에서 원하는 정보를 찾기 위한 사용자들의 필요에 의해 지금까지 계속 발전되어 왔다.

초기의 정보검색은 PC내의 파일을 검색하는 간단한 파일 검색부터 시작하게 되었다. 그 후, 온라인상의 여러 자료들을 사용자가 접근하기 쉽게 사전 형식으로 분류한다. 사전 형식의 분류를 통한 검색은 미리 정보들이 모두 분류가 되어 있어야 할 필요가 있어서 그 한계가 있다. 이에 따라 인터넷상의 웹페이지의 내용을 간단한 단어 또는 키워드를 매치하는 방법의 불리안 모델로 시작하여, 벡터 모델 및 확률 모델 등의 정보검색 알고리즘을 이용한 가장 일반적인 키워드 정보검색으로 발전한다[1]. 그 후, 자연어처리 기술이 발달함에 따라 자연어 질의를 분석하여 검색하는 자연어검색이 등장하였다. 그러나 현재 서비스 중인 자연어 검색은 자연어검색을 일부 지원하고 있지만 완전한 자연어검색 서비스가 아닌 형태소 및 유

사어의 온톨로지 등의 부분적인 자연어처리 기술을 이용한 기존의 키워드 검색의 확장된 검색을 이용한다[2].

자연어검색의 기술적인 한계로 인하여 발생한 의견검색은 웹2.0 시대에 맞추어 사용자들이 개인화된 공간에서 자신의 의견을 표현하고 이를 참고하여 의사결정을 하는 사람들이 증가하게 되었다. 특히 상품을 구매하는데 있어서 구매를 한 다른 사람들의 평점, 후기, 리뷰 등의 정보가 의사 결정에 커다란 영향을 미치게 됨에 따라 상품의 의견은 매우 중요한 척도가 된다.

의견검색은 자연어검색과는 다르게 대상과 의견에 대한 명확한 분류가 필요하다. 또한 그 의견이 상품에 대한 일반적인 자료를 제시하는 것인지, 상품의견을 제시하는 것인지도 분별할 수 있어야 한다. 그리고 최종적으로 상품에 대하여 긍정적인지, 부정적인지를 분석할 수 있어야 한다.

2.2 의견 분석 시스템

의미 사전 구축은 의견 분석 시스템에서 가장 중요한 ‘긍정’, ‘부정’의 의견을 추출하고 사전을 구축함으로써 의견 분석 시스템에서 어휘에 대한 극성 정보를 판별하는 중요한 요소이다. 극성 정보 판별에는 크게 3가지 방법으로 나눌 수 있다.

첫 번째 방법은 PMI(Pointwise Mutual Information) 지수를 이용한 연구 방법이다. PMI는 비슷한 성질의 어휘는 가까운 위치에서 함께 나타나는 빈도가 높을 것이라는 가정에 근거하여 단어 사이의 관계를 추정하는 방법이다. PMI는 문맥에 따라 정확한 극성 정보를 얻어내기 어려움이 있어서 자연어 처리 기법을 활용하기도 한다[3].

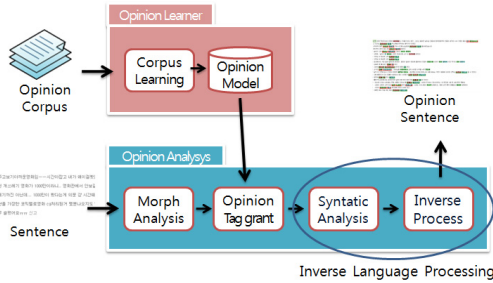
두 번째 방법으로 워드넷(Wordnet)을 이용한 방법이 있다. 워드넷은 사람의 언어를 이해하기 위하여 구축된 의미처리를 위한 지식 베이스이다. 이러한 워드넷 중에서도 ‘긍정’ 또는 ‘부정’의 의미의 정도를 정량화하여 극성 정보를 판별하는 연구가 활발히 이루어지고 있다[4,5].

세 번째 방법으로는 극성 정보를 가진 코퍼스(Corpus)를 이용하여 구축하는 방법이다. 코퍼스는 글 또는 말 텍스트를 모아놓은 말뭉치로 코퍼스에 극성 정보를 미리 부여하여 극성 정보를 가진 언어 자원을 구축하고, 기계 학습을 이용하여 학습하는 방법이다[6,7].

3. 제안하는 의견 분석 시스템

3.1 시스템 구조

본 연구에서 제안하는 의견 분석 시스템은 문장의 의견을 분석하기 위한 극성 정보 모델을 생성하는 극성 정보 학습(Opinion Learner) 모듈과 극성 정보 분석(Opinion Analysis) 모듈로 구성되어 있다.



[그림 1] 문장 의견 분석 시스템의 전체 구조

극성 정보 학습 모듈은 수집한 문장들을 이용하여 의견 문장을 학습하여 의미사전(Semantic Dictionary)을 구축한다. 사용자가 의견 문장을 입력하면 의견 분석 모듈이 형태소 분석(Morph Analysis)을 실시하고, 의미사전을 이용하여 문장의 극성 태그를 부여한 후 구문 분석 및 반전 구문에 대한 반전처리를 통하여 구문에 대한 의견정보를 보여준다.

3.2 극성 정보 코러스 구축

의견 문장에서 단어의 의미는 크게 긍정과 부정 그리고 중립의 3가지 경우로 나눌 수 있다. 긍정, 부정, 중립의 극성 태그 학습은 부분 지도 학습을 이용한 말뭉치 구축 방법[8]을 이용한다.

“그래픽은 나쁘지 않으나 스토리는 엉망이다.”

위처럼 구축된 학습 데이터의 문장을 KOMA 형태소 분석기와 세종태그셋을 사용하여 다음과 같이 형태소 분석을 실시한다.

“그래픽/NNG 은/JX 나쁘/VA 지/EC 않/VX 으나/EC ,/SP 스토리/NNG 는/JX 엉망/NNG 이/VCP 다/EF ,/SF”

형태소 단위로 문장을 나눈 다음 각 형태소 단위의 단어를 N-Gram 단위로 출현 회수를 고려하여 식 (1)과 같이 극성점수를 구한다.

$$PolarityScore(w_j) = \frac{\sum_{s_i \subset S} [i \times P(w_j|s_i)]}{\sum_{s_i \subset S} P(w_j|s_i)} \quad (1)$$

식 (1)에서 w_j 는 단어를, s_i 는 각 점수 집합을, S 는 전체 점수 집합을 나타낸다. 극성 점수만 가지고는 편중된 점수로 학습될 가능성이 있어서 의견 점수뿐만 아니라 의견 패턴점수도 계산한다. 식 (1)과 식 (2)를 이용하여 보간법을 이용한 의견 점수를 산출한다.

$$OpinionPatternScore(pos(w_j)) = \frac{\sum_{s_i \subset S} [i \times P(pos(w_j)|s_i)]}{\sum_{s_i \subset S} [P(pos(w_j)|s_i)]} \quad (2)$$

반전 문장 학습 및 처리를 위하여 기존의 학습 데이터로 수집한 12000건의 의견 문장 중 2800건의 반전 의미가 있는 문장을 수집하였다. 수집된 반전 문장은 학습 데이터로 2500건을 활용하였으며, 300건은 실험 평가를 위한 테스트 데이터로 사용하였다. 반전의 극성 정보를 가진 문장들은 학습 및 결과를 확인하기 위한 테스트 데이터를 위하여 시스템의 의견과 실제 의견이 다른 경우 모두 태그 정보를 부여한다. 태그정보의 경우 I는 반전, O는 중립, P는 찬성, N은 부정을 가리키며, <IN>의 경우 시스템상의 '반전'의 극성 태그를 가지지만 실제로는 '부정'의 의미를 가진 것을 의미한다.

3.3 극성 정보 학습 방법

극성 정보 학습방법 중 규칙기반 방법은 영어와 같은 단어 및 속어 위주의 외국어에 적용하는 것이 용이하나, 부분 자유 어순인 한국어는 언어의 다양한 표현이 가능하여 적용이 어려운 점이 있어서 기계학습 기반 방법이 사용되고 있다[9].

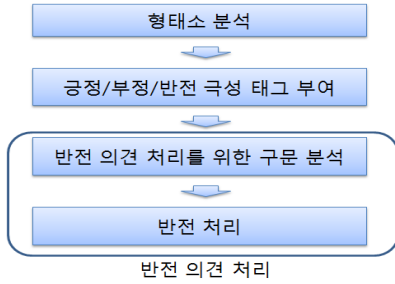
기계학습 방법은 문장 내에서 긍정 또는 부정 표현 부분에 태그가 부여된 형태의 말뭉치를 이용하여 기계학습을 수행한다. 기계학습 방법 중 CRF(Conditional Random Field)는 레이블링된 언어 처리 학습에 뛰어난 성능을 보여 준다는 연구[10, 12]에 따라 본 연구에서 사용하였다. 반전 태그의 학습을 위하여 기존의 극성 태그 [긍정: P], [부정: N], [중립: O]의 3가지 태그 외에 [반전: I] 태그를 추가하여 각 문장을 4가지 태그로 학습한다.

3.4 극성 정보를 이용한 의견분석

의견 분석 및 처리 모듈은 학습된 의견 모델을 이용하여 문장으로 이루어진 질의의 형태소 분석 후 극성 태그 정보를 부여하고 구문 분석 및 태그처리 과정을 통하여 의견 문장이 뜻하는 의미를 분석한다.

기존의 의견 분석 시스템에서는 복합 구문 및 복합 극성 정보에 대한 처리가 미흡하고, 현재의 자연어처리 기술의 한계로 문장에 대한 명확한 의미를 분석한다는 것

은 사실상 불가능하다. 따라서 본 논문에서는 모든 문장이 아닌 극성 정보가 포함된 의견 문장에 대한 구문 분석 및 극성 정보부여, 극성 정보처리를 통하여 의견 문장에 대한 긍정 및 부정 의견을 판별하여 문장의 의미를 분석한다. 의견을 분석하는 과정은 [그림 2]와 같다.



[그림 2] 의견 분석 과정

형태소 분석은 실제의 문장에 사용되는 단어의 구조를 파악하는 것으로 미등록어 처리, 띄어쓰기 오류처리 기능을 가지고 있다. 형태소 분석 후 CRF 모델을 이용하여 극성 태그를 부여한다. 구문 분석은 극성 태그를 기준으로 한 구문 분석만을 필요로 하기 때문에 완전한 구문 분석이 아닌 극성 태그가 수식하는 대상을 파악하여 구문 분석을 수행한다. 구문 분석은 반전 극성 태그의 대부분을 차지하는 용언이 수식하는 대상이 되는 보어를 기준으로 구문 분석을 한다.

구문 분석에 의하여 나누어진 각 구문은 반전 태그가 있는 구문을 찾아 반전에 대한 처리를 한다. 반전 태그 처리에 대한 전체적인 알고리즘은 표 1과 같다.

[표 1] 반전 태그처리 알고리즘

```

for(i= 0 ~ 구문의수) {
  if(구문에 반전 태그가 있을시) {
    if(반전 태그 외 의견 태그의 수 == 0)
      반전 태그를 부정 태그로 치환;
    else if(반전 태그 외 의견 태그의 수 == 1)
      긍정, 부정 태그 변경;
    else {
      태그 집단 = 반전 태그의 앞에 있는 거리
      2 이하의 의견 태그 집단 (조사 제외);
      if(태그 집단 긍정 태그 수 > 부정 태그 수)
        태그 리스트의 긍정 및 반전 태그를
        부정 태그로 치환;
      else if(태그 집단의 긍정 태그 수 <
      부정 태그 수)
        태그 리스트의 부정 태그 및 반전 태그
        를 부정 태그로 치환;
      else
        태그 집단의 반전 태그와 가장 가까운
        태그의 반대 극성으로 변환;
    }
  }
}
    
```

3.5 성능평가 방법

본 연구에서는 기존의 검색시스템의 평가 척도를 사용자가 직접 정답을 부여한 태그와 시스템이 제안한 태그를 일반적인 검색시스템과 같은 방법으로 비교하였다. 일반적인 검색평가의 척도로 재현율(Recall)과 정확률(Precision), 그리고 F-measure 값을 측정하였다.

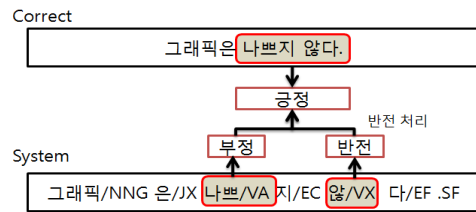
재현율은 검색시스템이 보유하고 있는 전체 문서 집합에서 사용자가 원하는 정보를 가지고 있는지를 나타내는 척도이고, 정확률은 시스템이 제안한 문서 집합 중 얼마나 많은 문서가 실제 사용자의 정보 요구와 관련이 있는 문서인지를 나타내는 척도이다. F-Measure는 정확률과 재현율의 중요도를 동등하게 부여한 척도로 값이 클수록 좋은 성능을 보인다. 3가지 측정에 대한 식은 식 (3) - 식 (5)에 나타나 있다.

$$Recall = \frac{|Revant Retrieved|}{|Revant|} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{|Revant Retrieved|}{|Retrieved|} \quad (4)$$

$$F-Measure = \frac{2}{\frac{1}{Recall} + \frac{1}{Precision}} \quad (5)$$

위의 식에서 Retrieved는 시스템이 제시한 태그 결과이고, Revant는 실제 태그의 집합이다. Revant Retrieved는 실제 태그와 시스템의 태그 결과가 일치하는 경우인 올바른 정답(태그)을 의미한다(그림 3).



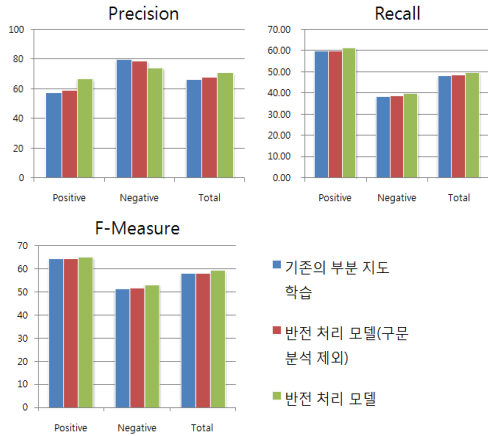
[그림 3] 올바른 태그와 시스템 태그 평가 예문

4. 실험 결과 및 분석

성능 평가를 위한 데이터는 반전 극성 정보를 학습하기 위해 구축된 2800건의 학습 문장 중 반전 문장 300건과 일반적인 의견이 포함된 문장 400건을 평가 데이터로 사용하였다.

기존의 부분 지도 학습모델과 구문 분석을 실시하지

않은 반전처리 모델, 구문 분석을 추가한 반전처리 모델을 성능 비교한 결과는 그림 3과 같다.



[그림 4] 구문 분석을 제외한 모델 성능평가 (%)

구문 분석을 제외한 반전 처리만을 실시하였을 경우 F-Measure 값이 약 2.3% 성능 향상을 보였다. 부정 태그 재현율의 경우 정확률에 비하여 낮은 값을 보이는 이유는 부정 태그의 경우 평가 데이터의 정확률과 재현율은 반비례 관계로 평가 데이터의 정답 결과의 부정 태그의 수가 시스템 결과의 수보다 더 많기 때문이다. 구문 분석을 실시한 반전처리의 경우는 기존 학습보다 F-Measure 값이 약 7% 정도 향상되었다.

[표 2] 모든 문장에 대한 성능 평가(%)

학습 모델	극성태그	Precision	Recall	F-Measure
부분 지도 학습	POSITIVE	69.44	59.52	64.10
	NEGATIVE	77.02	38.25	51.12
	TOTAL	72.52	48.00	57.76
반전 처리 모델	POSITIVE	68.75	61.11	64.70
	NEGATIVE	79.72	39.59	52.91
	TOTAL	73.11	49.45	59.00

일반 문장을 포함한 모든 문장의 성능 평가에는 반전 문장 100건, 일반 문장 500건의 총 600건의 테스트 데이터를 이용하였으며, 그에 대한 성능 평가 결과는 표 2와 같다.

또한, 복합적인 극성 정보를 가진 비교적 문장의 길이가 긴 문장을 테스트하기 위해 문장의 길이가 30 이상이고 극성 태그의 수가 5개 이상인 복합 극성 정보를 가진

117건을 평가하였고 비교한 결과는 표 3과 같다.

[표 3] 복합 극성 정보를 가진 문장 측정(%)

학습모델	Precision	Recall	F-Measure
기존 연구	42.09	44.26	46.33
반전 처리 모델	64.04	47.45	55.17

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 의견을 분석하기 위한 단어의 새로운 극성 정보를 제안하고, 극성 정보가 포함된 문장을 구 단위로 분리하여 분석함으로써 좀 더 정교한 문장의 의견 분석 시스템을 구축하였다. 실제 실험을 통하여 복합적인 극성 정보를 가진 문장의 경우 기존 연구 방법에 비하여 좋은 결과가 나온다는 것을 알 수 있었다.

본 연구에서는 반전을 처리하는 방법으로 간단한 구문 분석을 사용하여 좋은 성능을 보여 주었다. 또한 의견 분석은 문장의 의미를 찾는 시스템으로 구문 분석을 이용한 의미를 분리하였다.

본 연구를 통하여 얻은 결과를 이용하여 다양한 분야에 대한 의견 분석을 학습하고 분류한다면 사용자들에게 좀 더 성능이 좋은 의견검색 시스템이 될 것이라 예상된다. 또한, 시스템의 성능이 향상된다면 문장의 극성을 규칙 기반의 반전 처리 모델이 아닌 학습 데이터의 양을 늘려 기계 학습 기반의 반전 처리 모델을 활용한다면 보다 나은 성능 향상을 기대할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] N. Bertoldi, M. Federico, "Statistical Models for Monolingual and Bilingual Information Retrieval", Information Retrieval, Vol.7, No.1-2, pp 53-72, 2004.
- [2] 김수경, 김경아, 안기홍, "온톨로지 기반의 지능형 번역 에이전트를 이용한 실시간 번역 연구", 한국지능정보시스템학회 학술대회논문집, Vol.1, No.1, pp 229-233, 2006.
- [3] P. D. Turney, Thumbs Up or Thumbs Down, "Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews", Proc. the 40th Annual Meetings of the Association for Computational Linguistics(ACL), pp 417-424, 2002.
- [4] 이은령, 윤애선, "한국어 동사의 어휘의미망 구축을 위

한 증립동사의 의미분할”, 언어와 정보, Vol.9, No.2, pp 23-48, 2005

- [5] A. Esuli, F. Sebasriani, SentiWordnet, “A publicly available lexical resource for opinion mining”, Proc. the 5th Conf. on Language, pp 417-422, 2006
- [6] 명재석, 이동주, 이상구, “반자동으로 구축된 의미 사전을 이용한 한국어 상품평 분석 시스템”, 한국정보과학회논문지, 제 35권, 제 6호, pp 392-403, 2008
- [7] 이승욱, 송영인, 임해창, “혼합 방식에 기반한 의견 문서 검색 시스템”, 정보관리학회지, 제 25권, 제 4호, pp 115-129, 2008.
- [8] 남상협 외 5인, “의견 어구 추출을 위한 생성 모델과 분류 모델을 결합한 부분 지도 학습 방법”, 한국정보과학회, pp 268-273, 2008.
- [9] 정윤철, 서정연, “문법 제약 규칙을 이용한 중심어 주도의 한국어 구문 분석기”, 서강대학교, 2003.
- [10] T. Wilson, J. Wiebe, P. Hoffmann, “Reconizing Contextual Polarity in Phase-Leve”l Sentiment Analysis, HLT/ENMLP, pp 347-354, 2005.
- [11] 임희석 “한국어 어휘자동획득 시스템”, 한국산학기술학회논문지, 제8권 5호, pp.1087~1091, 2007.
- [12] E. Breck, Y. Choi, C. Cardie, “Identifying Expressions of Opinion in Context”, Proc. of the 20th Int. Join Conf. on Artificial Intelligent, pp 2683-2688, 2007.
- [13] 임희석, 류기곤 "실시간 인력기반 질의응답 시스템", 한국산학기술학회논문지, 제9권 3호, pp.721~726, 2008.

박진수 (Jin-Soo Park)

[정회원]



- 2008년 2월 : 한신대학교 소프트웨어학과 학사
- 2010년 2월 : 한신대학교 컴퓨터공학과 석사
- 2010년 ~ 현재 : 버즈니 선임연구원

<관심분야>
자연어 처리, 정보 검색

류승택 (Seung-Taek Ryoo)

[정회원]



- 1996년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과 공학사
- 1998년 2월 : 중앙대학교 컴퓨터공학과 공학석사
- 2002년 8월 : 중앙대학교 영상공학과 컴퓨터그래픽스전공 공학박사
- 2004년 3월 ~ 현재 : 한신대학교 컴퓨터공학부 부교수

<관심분야>
영상 기반 렌더링, 비사실적 렌더링, 실시간 렌더링

장재건 (Jae-Keun Chang)

[종신회원]



- 1985년 2월 : 한양대학교 건축학과 공학사
- 1989년 8월 : New Jersey Institute of Technology 컴퓨터정보학과 석사
- 1997년 2월 : University of South Carolina 컴퓨터과학과 박사

- 1997년 3월 ~ 현재 : 한신대학교 컴퓨터공학부 교수

<관심분야>
컴퓨터비전, 영상처리, ITS, 패턴인식