경험적 정보를 이용한 kNN 기반 한국어 문서 분류기의 개선

임 희 석† · 남 기 춘

요 약

문서 자동 분류란 입력 문서에 이미 정해져 있는 특정 범주를 할당하는 작업을 의미하며 이는 문서의 효율적, 체계적 관리를 위하여 그 필요성이 증가하고 있는 실정이다. 현재 국내외에서 기계 학습 방법을 이용한 문서 자동 분류에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으나 대부분의 연구는 문서 분류기의 성능 향상을 위한 새로운 학습 모델 제안과 학습 모델간의 상호 비교 연구에 치중되어 있으며 특정 학습 모델을 이용한 분류 시스템의 최적화나 개선 방안에 대한 연구는 다소 미흡한 실정이다. 이에 본 논문은 kNN 학습 방법을 이용한 문서 분류 시스템의 성능 향상에 중요한 역할을 하는 파라미터를 정의하고 실험을 통해서 얻은 경험적 정보를 이용한 한국어 문서 분류기 성능 개선 방안을 제안한다. 실험 결과, 이웃 문서들간의 유사도 가중치를 사용하는 분류 함수, 분류 정보를 이용한 자질 선택 방법, 그리고 전역적 분류 방법이 높은 성능을 보였고, 분류 영역에 따라 신중히 결정된 k값을 사용한 지역적 방법도 많은 계산량을 필요로 하는 전역적 방법과 유사한 성능을 보일 수 있음을 확인하였다.

Improving of kNN-based Korean text classifier by using heuristic information

Heui-Seok Lim† · Kichun Nam

Abstract

Automatic text classification is a task of assigning predefined categories to free text documents. Its importance is increased to organize and manage a huge amount of text data. There have been some researches on automatic text classification based on machine learning techniques. While most of them was focused on proposal of a new machine learning methods and cross evaluation between other systems, a through evaluation or optimization of a method has been rarely been done. In this paper, we propose an improving method of kNN-based Korean text classification system using heuristic informations about decision function, the number of nearest neighbor, and feature selection method. Experimental results showed that the system with similarity-weighted decision function, global method in considering neighbors, and DF/ICF feature selection was more accurate than simple kNN-based classifier. Also, we found out that the performance of the local method with well chosen k value was as high as that of the global method with much computational costs.

1. 서론

자동 문서 분류(automatic text categorization)란 미리 정의되어 있는 범주를 입력 문서의 내용에 근거하여 컴퓨터가 자동으로 그 문서가 속하는 범주를 할당하는 작업을 의미하며, 문서 분류를 수행하는 시스템을 자동 문서 분류기(automatic document classifier)라고 한다[1, 4].

문서 분류기는 전통적으로 문서 분류를 위해 요구되었던 수작업 량을 감소시키는 데 결정적인 역할을 할 뿐만 아니라 최근 인터넷이 폭넓게 보급되어 온라인 상에서 얻을 수 있는 텍스트 정보의 양이 증가하고 다루

† 정 회 원: 천안대학교 정보통신학부
* 본 논문은 한국과학재단 목적기초연구(R01-2000-00407)지원으로 수행되었음.
논문접수 : 2002년 6월 7일, 심사완료: 2002년 7월 18일

어야 할 정보의 양이 급증함에 따라 효율적인 정보 관리 및 검색을 위하여 매우 중요한 요소로 부각되고 있다. 매시간 대량으로 들어오는 정보를 사용자가 미리 지정한 관심 사항의 범주에 해당하는 정보만을 제공하여 불필요한 정보의 유입을 막을 수 있는 문서 라우팅(document routing)에도 효과적으로 사용될 수 있다. 현재 분류 검색 서비스를 제공하는 대부분의 국내 업체들은 수동 문서 분류에 의존하고 있으나, 정보의 생성 속도에 비하여 가공되는 속도가 지나치게 뒤쳐져 웹 공간에서의 정보 순환 주기에 적응하지 못할 뿐만 아니라 인건비 등 경제적으로도 많은 비용을 요구하게 된다. 이와 같은 비효율성을 감소시키기 위하여 문서 분류기의 개발은 매우 의미 있는 일이다. 비단 검색 업체에서의 문서 분류뿐만 아니라 온라인을 통해서 민원이나 서비스 신청을 받는 관공서 또는 기업의 경우 고객이 의뢰한 내용을 자동으로 분류하거나 민원의 내용을 처리할 수 있는 해당 부서로 자동으로 전달하는 문서 라우팅(document routing)에도 문서 분류기가 결정적인 역할을 한다.

자동 문서 분류는 영어권을 중심으로 활발한 연구가 이미 오래 전부터 진행되고 있으며, 국내에서도 최근 들어 자동 문서 범주화에 대한 관심이 높아지면서 연구가 시작되고 있는 실정이다. 자동 문서 분류에 대한 연구는 크게 자질을 이용한 문서의 표현 방법과 분류기의 자동 학습에 대한 연구로 구분할 수 있으며 자동 학습에 대한 연구로는 kNN 학습을 이용한 방법[7], 결정트리(decision tree)를 이용한 방법, 단순 베이지언 모델을 이용한 방법[3], 신경망을 이용한 방법[6] 등을 들 수 있으며 최근에는 SVM(support vector machine)을 이용한 방법[2]이 제안되기도 하였다. 국내에서는 [10]에서 개념에 기반한 문서 분류 모델을 제안하였고, [14]는 웹문서의 구조 정보를 이용하여 링크 정보를 이용하는 하이퍼텍스트 문서 분류모델을 제안하였으며 [13]에서는 구축된 전문용어사전을 활용하여 문서 범주화에 사용하였다. [11]은 선형분류기에 의해서 계산된 문서와 학습 문서집합을 이용하여 미리 계산된 범주별 클러스터를 이용한 범주들간의 상호 관련성을 고려하여 기존 문서 분류기의 성능을 개선하고자 하였다.

위에서 설명한 바와 같이 국내외의 대부분의 연구는 문서 분류기의 성능 향상을 위하여 새로운 학습 모델을 제안하고 이를 다른 학습 모델과의 비교하는 모델간의 비교에 치중했으며 하나의 학습 모델의 최적화나 개선 방안에 대한 연구는 다소 미흡했었다. 분류기의 성능 향상을 위해서는 새로운 학습 모델을 개발하여 적용하는 노력뿐만 아니라 기존의 제안된 방법들의 고찰과 개선 방안의 연구도 매우 중요하다. 이에 본 논문은 기존의 kNN 학습 방법을 이용한 문서 분류 시스템의 성능 향상에 중요한 역할을 하는 파라미터를 정의하고 실험을 통해서 얻은 경험적 정보를 이용한 한국어 문서 분류기 성능 개선 방안을 제안한다.

2. 관련 연구

2.1. 문서 분류기 개발 시 고려 사항

자동 문서 분류기를 개발하기 위해서는 문서를 표현하는 방법, 학습 방법 결정 등에 대해서 고려하여야 하며 현재 자동 문서 분류에 대한 연구도 대부분 성능 향상을 위한 문서의 표현 방법과 분류기의 자동 학습에 대한 연구로 구분할 수 있다.

문서 분류를 위해서는 문서를 벡터화하여 문서를 대표할 수 있는 벡터 공간상에 문서 벡터로 변환하는 작업이 필요하다. 이때 문서를 표현하기 위한 벡터 공간의 차원을 모든 단어의 크기만큼 사용할 경우 기계학습으로는 처리하기 힘든 수준의 방대한 벡터가 생성되어 학습과 문서 분류에 오랜 시간이 소요될 수 있으며 학습 자체가 불가능해 질 수 있다. 따라서 분류기를 학습하는데 적절한 단어들을 자질로 선택하여 차원을 축소하는 방법에 매우 중요하다. 일반적으로 많이 사용되는 자질 선택 방법으로는 문서 빈도, 정보 획득량(information gain), 상호정보, x^2통계량이다. 문서 빈도를 이용한 방법은 임의의 자질(단어)이 나타난 문서의 개수를 구하여 특정 개수 이하의 문서에서 출현하는 자질들은 제거하는 방법으로 이는 거의 출현하지 않는 단어일수록 문서 분류에 도움이 되지 않는다는 가정에 의한 방법이다. 이 방법은 전통적으로 정보검색에 있어서 문서 빈도 값이 낮을수록 색인어로서 가중치를 높게 할당하는 것과는 대치되는 가정이나 방법이 매우 간단하면서도 효과적인 방법임이 보고된 바 있다[8]. 정보 획득량을 이용한 방법은 특정 자질이 문서 분류에 기여하는 정도를 엔트로피 이론을 이용하여 계산하여 기여도가 높은 자질들만을 선택하는 방법이다. 상호 정보란 정보이론 분야에서 전통적으로 단어간의 연관정도를 측정하는데 사용된 기준으로 두 단어의 상호

정보는 두 단어 중 한 단어가 출현했다는 사건이 다른 단어의 출현 여부를 예측하는데 기여하는 정도를 수치적으로 나타낸 값이다. 상호 정보를 이용한 자질 선택은 특정 문서 분류와 자질과의 상호 정보 값을 계산하여 특정 개수의 상호 정보 값이 높은 자질을 선택하는 방법이다[9, 11]. 마지막으로 x^2 검정량은 이용한 방법은 단어와 범주간의 무관성(the lack of independence)을 측정하고 이를 자유도 1의 x^2 분포와 비교, 그 치우쳐진 정도를 판단하는 x^2 검정량을 이용한 방법이다.

2.2. kNN 기계 학습

kNN 기계 학습을 이용한 문서 분류는 예제 기반 방법(instance-based method)으로 일반적인 목적 함수(target function)를 학습하는 기계 학습 방법을 사용하는 것과는 다르게 예제들만을 색인하는 것으로 모든 학습 과정이 끝나며, 문서 분류 시에는 입력 문서와 유사한 k개의 예제들을 이용하여 문서의 범주를 할당한다. kNN 기계 학습을 이용한 문서 분류기의 학습 알고리즘과 문서 분류 알고리즘은 [표 1]과 같다.

위의 학습 알고리즘에서 학습 문서의 색인 구조는 주로 정보검색에서 사용되는 역화일(inverted file)이 이용되며 문서를 특징 벡터로 변화시킬 때 벡터의 차원과 벡터를 구성하는 자질들의 결정이 매우 중요한 요소이다. 문서 분류 알고리즘에서는 유사도 계산식을 어느

■ 학습 알고리즘
-모든 문서를 특징 벡터, x로 변화시킴
-문서, x와 문서의 범주, c(x)에 대해서 1), 2)를 반복
1) <x, c(x)>를 저장
2) x를 구성하고 있는 자질(단어)들을 색인

■ 문서 분류 알고리즘
-입력 문서를 특징 벡터, x로 변화시킴
-유사도 계산식에 따라 x와 유사한 k개의 이웃 선택
-k개의 이웃과 범주결정 함수에 의해서 범주 결정

[표 1] kNN 학습 및 문서 분류 알고리즘

것을 사용하는 지와 k개의 이웃을 이용하여 범주를 결정하는 함수를 무엇으로 쓰는 지가 문서 분류기의 성능을 좌우하게 된다. 즉 kNN 기계 학습을 이용한 문서 분류기의 성능을 좌우하는 파라미터는 다음과 같이 세 가지로 정리될 수 있다.

- 문서 표현을 위한 자질 선택 방법 및 자질 집합 크기(벡터차원)
- 이웃 문서 결정을 위한 유사도 계산 함수
- k개의 이웃 문서를 이용한 범주 결정 함수

다음 장부터는 본 논문이 개발한 kNN 학습을 이용한 한국어 문서 분류기와 위에서 제시된 세 가지 파라미터를 이용한 성능 개선 방안에 대하여 설명한다.

2.3. 자질 추출 및 가중치 부여

문서 분류를 위해서는 입력 문서를 벡터화하여 문서를 대표할 수 있는 형태로 변환하는 작업이 필요하며 자질은 문서 벡터를 구성하는 요소들로 사용된다. 자질의 종류와 자질 집합의 크기는 분류기 성능에 많은 영향을 미친다. 또한 선택된 자질이 입력 문서에서 차지하는 비중을 나타내는 가중치 부여 방법도 성능을 좌우하는 요소이다. 일반적으로 많이 사용되는 자질로는 문서 빈도, 정보 획득량, 상호정보, x^2통계량이 사용되고 있다.

■ 문서 빈도

문서 빈도(document frequency)는 특정 자질이 나타난 문서의 개수를 구하여 특정 개수 이하의 문서에서 출현하는 자질들은 제거하는 방법이다. 이는 거의 출현하지 않는 단어일수록 문서 분류에 도움이 되지 않는다는 가정에 의한 방법으로 가장 간단한 방법이다.

■ 정보획득량(information gain)

이 방법은 기계 학습 분야에서 단어의 유용성을 측정하는 전통적인 기준으로 특정 단어의 출현 여부가 그 문서가 소속될 범주의 예측에 어느 정도의 정보량을 제공하는지 측정하는 방법으로 엔트로피 이론을 배경으로 하고 있다.

■ 상호정보

상호정보란 정보이론 분야에서 전통적으로 단어간의 연관정도를 측정하는데 사용된 기준으로 두 단어의 상호 정보는 두 단어 중 한 단어가 출현했다는 사건이 다

른 단어의 출현 여부를 예측하는데 기여하는 정도를 수치적으로 나타낸 값이라 할 수 있다. 단어 x와 y와의 상호 정보(MI)는 다음과 같이 계산된다.

$$MI(x, y) = \log \frac{p(x, y)}{p(x) \times p(y)}$$

■ x^2 통계량

이 방법은 단어와 범주간의 무관성(the lack of independence)을 측정하고 이를 자유도 1의 x^2 분포와 비교, 그 치우쳐진 정도를 판단하는 기법으로 기대도수와 관측도수의 차이가 유의한지를 판단하는 기준 또는 방법이 되는 검정 통계량이다. 이를테면 어느 교수가 통계학과목을 수강한 학생을 대상으로 나중에 자신이 개설할 과목을 또 듣겠냐는 질문을 했을 때 이 질문에 대한 대답이 학생이 받은 성적과 무관한지, 아니면 관련이 있는 지를 x^2 통계량을 사용하여 측정할 수 있다. [8]에서는 이러한 자질값 측정 방법을 사용하여 kNN에 의한 분류 실험을 한 결과 단어 빈도나 상호 정보 척도에 비하여 x^2 통계량과 정보 획득량을 사용하는 것이 효과적임을 입증한 바 있다.

본 논문은 영어 문서 분류기의 평가[8]에서 비교적 우수한 성능을 보인 문서 빈도와 본 논문이 제안하는 새로운 자질 정보인 DF/ICF (Document Frequency/ Inverse Category Frequency) 값을 사용하고자 한다. DF/ICF 값은 식 (1)과 같이 정의한다.

$$DF/ICF_i = DF_i \times \frac{1}{CF_i} \quad (식\ 1)$$

DF/ICF 값은 단어 i가 나타난 문서의 수가 많을수록 그리고 i가 나타난 문서들이 속한 분류 범주의 개수가 적을수록 높은 값을 가지게 된다. DF/ICF 값의 사용은 전통적으로 정보검색에 있어서 문서 빈도 값이 높을수록 색인어로서 가중치를 낮게 할당하는 것과 정면 배치되는 DF값 사용의 문제점을 보완할 수 있을 것으로 기대된다.

입력 문서를 분류기의 입력으로 변환하기 위해서는 선정된 자질들이 문서에서 차지하는 비중을 계산하는 작업이 수행되어야 한다. 이를 위해서는 이진 값 부여 방법과 가중치 계산 방법을 사용할 수 있다. 이진값 부여 방식은 특정 자질이 나타났으면 1, 그렇지 않으면 0을 부여하는 방식이며 이 방식은 계산이 간단하지만 문서 내에서의 자질의 역할을 올바르게 나타내지 못할 수 있다. 가중치 계산 방법은 특정 자질이 문서 내에서 차지하는 비중을 전통적인 정보 검색 방법에서 사용하는 TF/IDF(Term frequency/Inverse document frequency) 값을 이용하여 계산한다. TF/IDF 값의 계산은 (식 2)와 같다.

$$w_i = TF_i \times IDF_i \quad (식2)$$

$$where \quad TF_i = \frac{F_i}{\max_l F_l}, \quad IDF_i = \frac{N}{DF_i}$$

(식 2)에서 TF_i는 단어 i가 문서 내에서 나타난 빈도 F_i값을 정규화하기 위하여 문서 내에서의 최대 F_l 값으로 나눈 값이며 IDF_i는 총 문서의 개수 N을 단어 I가 나타난 문서의 수 DF_i로 나눈 값이다. TF/IDF 값은 특정 단어가 특정 문서 내에서만 고빈도로 출현한 경우 가중치 값이 증가하는 함수로 이 값이 높은 단어는 다른 문서와 현재 입력 문서를 구분하는 능력이 큰 자질이라고 간주한 것이다.

3. 유사도 계산과 범주 결정 함수

범주 결정 함수는 유사한 k개의 문서를 이용하여 입력 문서의 범주를 계산하는 함수이고, 유사도 계산 함수는 입력 문서와 유사한 k개의 이웃(neighbor) 문서를 계산하는 함수를 의미한다. 본 논문은 유사도 계산하는 함수로는 두 벡터 사이의 거리를 계산하는 함수와 코사인 유사도 계산 함수를 사용하고자 한다. 두 개의 문서 벡터, d_i와 d_j의 거리 계산과 코사인 유사도 계산 함수는 각각 (식 3)과 (식 4)와 같다.

$$\mathrm{sim}(d_i, d_j) = -\sqrt{\sum_{r=1}^{n}(d_{ir} - d_{jr})^2} \quad (식3)$$

$$\mathrm{sim}(d_i, d_j) = \frac{\vec{d_i} \cdot \vec{d_j}}{\left|\vec{d_i}\right| \times \left|\vec{d_j}\right|} \quad (식4)$$

k개의 이웃 문서를 이용하여 문서 범주를 할당하는 범주 결정 함수로는 discreet-valued function(DVF),

similarity-weighted function(SWF), 그리고 average-similarity-weighted function(ASWF)을 사용하고자 한다. DVF는 k개의 이웃 문서 중 가장 많은 개수의 문서가 속한 범주를 할당하는 함수로 (식 5)와 같이 정의한다.

$$TC(\vec{d_q}) \Leftarrow \underset{c_j \in C}{\text{argmax}} \sum_{\vec{d_i} \in kNN} y(\vec{d_i}, c_j) \quad (식5)$$

(식 5)에서 함수 y는 $\vec{d_i}$의 범주가 c_j인 경우 1을 그렇지 않은 경우 0을 리턴하는 함수이다. (식 5)를 사용하는 DVF 방법은 매우 간단하지만 문서들간의 거리 또는 유사도 정보를 문서 분류에 사용하지 못하는 문제점이 있을 수 있다. DVF의 이러한 문제점을 보완하기 위해서는 문서들간의 유사도 정도를 반영할 수 범주 결정 함수가 필요하며 SWF는 이웃 문서들의 유사도 정도를 반영한 범주 계산 함수로 (식 6)과 같이 정의한다.

$$TC(\vec{d_q}) \Leftarrow \underset{c_j \in C}{\text{argmax}} \sum_{\vec{d_i} \in kNN} \text{sim}(\vec{d_q}, \vec{d_i}) y(\vec{d_i}, c_j) \quad (식6)$$

(식 6)과 같이 정의되는 SWF는 같은 범주에 속하는 이웃 문서들의 유사도를 모두 합하여 그 합이 가장 큰 범주를 문서의 범주로 할당하는 방법으로 $\text{sim}(\vec{d_q}, \vec{d_i})$는 (식 3) 또는 (식 4)를 이용하여 계산하게 된다. SWF 방법은 충분히 많은 양의 학습 데이터가 제공되는 경우 잡음 데이터에 견고한 특성을 보이나 학습 데이터의 양이 충분하지 않은 경우 잡음 데이터로 인해서 잘못된 분류 결과를 초래할 수도 있으며 이러한 문제를 완화시킬 수 있는 방법은 잡음 데이터의 영향을 제거할 수 있는 ASWF 방법이다. ASWF 방법은 SWF 값을 해당 범주의 문서 개수로 나누어 평균값을 계산하는 방법으로 (식 7)과 같이 정의한다.

$$TC(\vec{d_q}) \Leftarrow \underset{c_j \in C}{\text{argmax}} \frac{\sum_{\vec{d_i} \in kNN} \text{sim}(\vec{d_q}, \vec{d_i}) y(\vec{d_i}, c_j)}{\sum_{\vec{d_i} \in kNN} y(\vec{d_i}, c_j)} \quad (식7)$$

kNN 문서 분류는 범주 결정 함수에서 이웃 문서로 사용되는 파라미터인 k에 따라 전역적 방법(global method)과 지역적 방법(local method)로 구분할 수 있다. 전역 방법은 학습 데이터에 있는 모든 문서를 이웃 문서로 사용하는 방법이며 지역 방법은 전체 학습 문서 중 유사도 계산에 따라 일정한 수의 k값을 사용하는 방법이다. 범주 결정 함수로 DVF를 사용하는 경우에는 입력 문서와 전혀 상관없는 문서가 분류 결정에 영향을 미칠 수 있으므로 전역 방법을 사용하기 어려우며, 본 논문은 SWF와 ASWF 방법에 대해서 전역 방법과 지역 방법을 적용하여 k값의 변화에 따른 분류기의 성능을 평가한다.

4. 실험 및 평가

본 논문의 실험을 위해서 웹상에서 추출한 4,294개의 문서를 수집하였고 수집된 문서는 대범주 8가지, 중범주 20가지, 소범주 90가지 범주에 의해서 수작업으로 분류하여 분류 코퍼스를 구축하였다. 분류 코퍼스 중 데이터의 90%는 kNN의 학습을 위하여 사용하였고, 10%는 분류기의 성능 평가를 위한 실험 데이터로 사용하였다[2]. 4,294개의 문서에 나타난 유일한 단어 개수는 약 260,000개로 이중 실제 자질로 사용되는 단어는 문서 빈도를 이용한 자질 선택 방법에 따라 선정하였다.

분류기의 성능 평가를 위해서는 전통적으로 정보 검색 시스템의 성능 평가를 위해서 많이 사용되는 정확도(P)와 재현율(R)을 하나의 수치로 나타낼 수 있는 F_1값을 사용하였으며, F_1값의 계산식은 (식 8)과 같으며 정확도와 재현율 계산은 (식 9)에 의해서 계산하였다.

2) 본 논문에서 구현한 한국어 문서 분류기는 현재 http://infocom.chonan.ac.kr/~limhs/cgi-bin/doccat/doccat.html에서 데모 중이다.

$$F_1 = \frac{2RP}{R+P} \qquad (식8)$$

$$P = \frac{b}{a+b}, \quad R = \frac{a}{a+c} \qquad (식9)$$

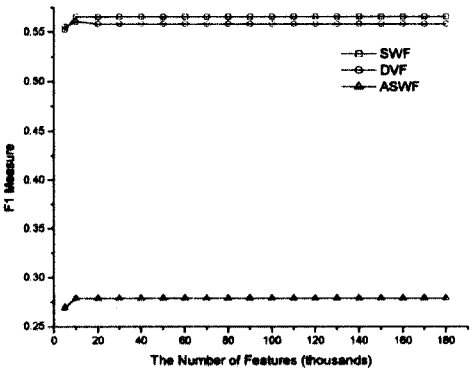
(식 9)의 정확도와 재현율 계산을 위한 a, b, c값의 의미는 아래의 표와 같다.

#of system output \ # of correct answer	Yes	No
Yes	a	b
No	c	d

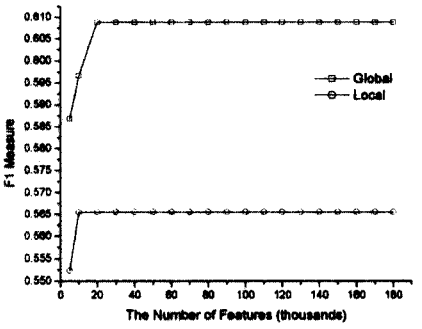
[그림 1]은 범주 결정 함수 DVF, SWF, ASWF를 사용하였을 때의 성능을 보이고 있다. SWF을 이용한 결과가 자질의 집합의 크기에 상관없이 가장 높은 F_1 값을 보였고, ASWF 값이 가장 낮은 성능을 보였다. 또한 [그림 1]을 보면 어떤 범주 함수를 사용하는 경우에도 자질 집합의 크기가 100,000까지 증가하다가 그 이후에는 일정하게 유지됨을 보이고 있는데, 이는 전체 자질 집합의 약 10%정도만을 사용하여도 높은 분류 성능을 보일 수 있으므로 성능에 지장을 미치지 않고 나머지 90%에 해당하는 자질을 제거하여 자질 집합을 축소할 수 있음을 나타내는 것이다. 이 결과는 영어 문서 분류의 자질 축소에 관한 [3, 9] 연구 결과와도 일치하는 것이다.

[그림 2]는 분류에 사용되는 이웃 문서의 개수에 따른 성능을 범주 결정 함수 중 가장 높은 성능을 보인 SWF를 이용하여 실험한 결과이다. Global의 방법은 학습 코퍼스의 전체 개수를 k로 사용한 전역적 방법을 나타내고 Local은 k값을 30으로 사용한 지역적 방법의 결과이다. 그래프에서 보이듯이 모든 크기의 특성 집합에 대해서 전역적 방법이 지역적 방법보다 우수한 성능을 보였는데, 이는 학습 코퍼스의 분류가 균형있게 작성된 것과 고정된 k값을 사용한 이유라고 판단된다.

k값의 변화에 따라 지역적 방법도 전역적 방법과 유사한 성능을 보일 수 있을 것으로 예상된다. k값의 변화에 따른 성능을 보기 위하여 SWF 함수를 이용한 지역적 방법의 성능을 실험하였으며 [그림 3]의 그래프가 그 결과를 보이고 있다. 실험 결과 지역적 방법에서 이웃 문서의 개수를 결정하는 k값이 성능에 매우 중요한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 적당한 k값을 선정하는 경우3에는 전역 방법과 같은 많은 계산 비용을 소모하지 않고도 전역 방법과 유사한 성능을 보일 수 있음을 알 수 있었다.

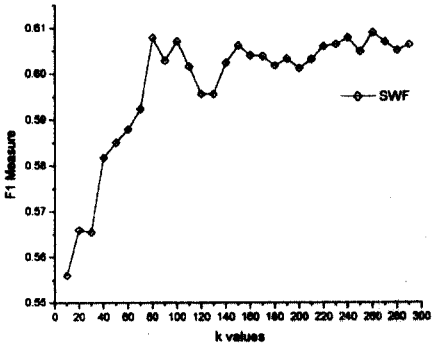


[그림 1] 자질 집합 크기에 따른 분류 결정 함수의 성능



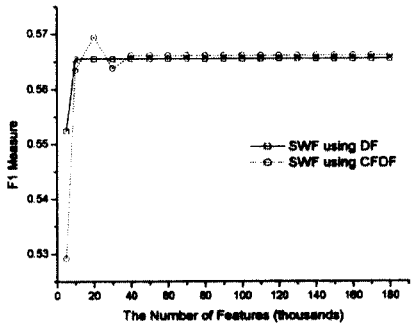
[그림 2] 전역 방법과 지역 방법의 비교

3) 본 실험 결과에서는 80개임.



[그림 3] k 값에 따른 성능 변화

[그림 4]는 본 논문에서 특징 추출의 방법으로 제안한 DF/ICF의 성능을 DF값만을 이용한 경우와의 실험 결과이다. 실험 결과 이웃 문서의 분류 정보를 사용한 DF/ICF값을 사용한 경우가 거의 모든 크기의 자질 집합을 이용한 실험에서 높은 결과를 보였다. 한가지 흥미로운 사실은 자질 집합의 크기가 20,000의 경우에 DF/ICF값을 이용한 경우의 성능이 월등히 높음을 확인할 수 있었는데, 자질 집합 크기 20,000은 [그림 1]의 실험에서 모든 분류 함수의 성능이 급격하게 증가한 위치였다.



[그림 4] DF 자질과 DF/ICF 자질의 성능

5. 결론

본 논문은 경험적 정보를 이용하여 게으른 학습 기법(lazy learning)에 해당하는 kNN 방법을 이용한 한국어 문서 분류 시스템의 성능 향상 방법을 제안하였다. kNN 기법을 이용한 문서 분류기의 성능 향상을 위한 방법으로 자질 선택의 방법, 다양한 분류 결정 함수에 따른 성능 분석, 분류를 위하여 사용하는 이웃 문서의 수에 따른 성능 변화를 실험하였다. 실험 결과, 이웃 문서의 분류 정보를 고려한 DF/ICF값을 사용한 경우와 분류 함수로는 이웃 문서들의 유사도의 가중치를 이용한 SWF 방법이 우수한 성능을 가질 수 있음을 보였다. 분류에 고려하는 이웃 문서의 범위로는 학습 데이터 전체를 사용하는 전역적 방법이 지역적 방법보다 우수함을 알 수 있었으나, 문서 분류기의 특성에 따른 적절한 k값을 사용한 지역적 방법도 많은 계산량을 필요로 하는 전역적 방법과 유사한 성능을 보일 수 있음을 알 수 있었다.

본 논문은 kNN 기법의 성능 향상을 위한 연구에만 초점이 맞추어져 있으나 향후에는 다른 신경망, svm, 그리고 결정 트리 등을 이용한 다른 기계 학습 방법을 이용한 한국어 문서 분류기의 성능 향상을 위한 연구가 계속 수행되어야 할 것이다. 이를 위해 현재 한국어 문서 특성에 적합한 분류 기법과 특징 추출 방법에 대하여 연구를 수행 중이다.

참고문헌

[1] C. Apte and F. Damerau , "Automated learning of decision rules for text categorization", ACM Transactions on Information Systems, Vol . 12, No. 3, pp.233-251 , 1994.

[2] Thorsten Joachims, "Text categorization with support vector machines : Learning with many relevant features", In International Conference on Machine Learning(ICML), 1998.

[3] D. D. Lewis and M. Ringuette, "Comparison of two learning algorithms for text categorization", In Proceedings of the 13rd Annual Symposium on Document Analysis and Information Retrieval, pp.81-93, 1994.

[4] C. D. Manning, H. Schutze, Foundation of Statistical Natural Language Processing, The MIT Press, 1999.

[5] T. M. Mitchell, Machine Learning, McGraw-Hill companies, Inc., 1997.

[6] E. Weiner, J. O. Pedersenm and A. S. Weige nd, "A neural network approach to topic spotting ", In Proceedings of the 14th Annual Symposium on Document Analysis and Information Retrieval, 1995.
[7] Y. Yang. "Expert network : Effective and eff icient learning from human decisions in text cate gorization and retrieval ", In Proceedings of the 17th International Conference on Research and D evelopment in Information Retrieval (SIGIR '94), pp .13- 22, 1994.
[8] Y. Yang, J. O. Pederson, "A Comparative stu dy on feature selection in text categorization", In Proceedings of the 14th International Conference on Machine Learning, 1997.
[9] Y. Yang, "An evaluation of statistical approa ches to text categorization ", Information Retriev al Vol 1. N o. 1/ 2, pp.69-90, 1999.
[10] 강원석, 강현규, 김영섬 ,시소러스 도구를 이용한 실시간 개념 기반 문서분류 시스템 ,한국 정보과학회지논문지, 26 권, 1호 , 1999.
[11] 김상범, 범주간의 상호관계를 고려한 자동 문서 범주화의 개선, 고려대학교 컴퓨터학과 석사학위논문, 1999.
[12] 서울대학교 자연과학대학 계산통계학과 ,통계학 개론 ,영지문화사, 1994.
[13] 이경순, 최기선, 전문용어 및 정보추출에 기반한 문서분류 시스템, 제 11 회 한글 및 한국어 정보처리학술대회, 1999.
[14] 정성화, 이종혁, 문서 구조 정보에 기반한 웹 페이지 범주화 모델, 제 10 회 한글 및 한국어 정보처리학술대회, 1998.

임 희 석

1992. 2 : 고려대학교 컴퓨터학과(학사)
1994. 2 : 고려대학교 컴퓨터학과(석사)
1997. 9 : 고려대학교 컴퓨터학과(박사)
1997. 9 ~ 1999. 2 : 삼성종합기술원 전문연구원
1999. 3 ~ 현재 : 천안대학교 정보통신학부 교수
관심분야 : 자연어처리, 정보검색, 인공지능
E-Mail : limhs@infocom.chonan.ac.kr

남 기 춘

1985. 2 : 고려대학교 심리학과 학사
1988. 2 : 고려대학교 심리학과 석사
1995. : The Univ. of Texas at Austin Ph.D.
1998. 3 ~ 현재 : 고려대학교 심리학과 교수
관심분야 : 인지신경학, 음성처리, 언어심리학
E-Mail : kichun@korea.ac.kr