

태그간 의미관계를 이용한 효율적인 이미지 태그 랭킹 기법

홍현기⁰, 허지욱, 정진우, 이동호*

한양대학교 컴퓨터공학과

{route, hyugar, selphyr, dhlee72}@hanyang.ac.kr

An Efficient Technique for Image Tag Ranking using Semantic Relationship between Tags

Hyun-Ki Hong⁰, Jee-Uk Heu, Jin-Woo Jeong, Dong-Ho Lee

Department of Computer Science and Engineering, Hanyang University

요 약

최근 대두되고 있는 웹2.0의 특징은 일반 사용자들이 능동적으로 정보를 생산해내고 공유하는데 있다. 웹 2.0의 참여형 아키텍처를 구성하는 핵심요소로 인식되고 있는 폭소노미(Folksonomy)는 과거 택소노미(Taxonomy)와 같이 전문가에 의하여 구축되는 분류 체계가 아닌 사용자들이 협동적으로 태그(Tag)들을 만들고 관리하는 소셜 태깅(Social Tagging)에 의한 분류 시스템이다. 최근 이러한 폭소노미를 활용하여 이미지를 공유하고 검색하고자 하는 다양한 시도들이 진행되고 있다. 그러나 Flickr와 같은 태그 기반 이미지 공유 시스템에서는 태그의 문법적, 의미적 모호성과 이미지에 대한 태그들의 중요성 또는 상관관계를 고려하지 않아 태그 기반 검색 시 정확성 및 신뢰성을 보장할 수 없다. 이러한 문제를 해결하기 위해 폭소노미에 기반한 이미지 공유 데이터베이스에서 적합한 태그들을 태그 전달(Tag Propagation)하거나 확률 및 출현빈도에 기반하여 태그 랭킹을 수행하기 위한 연구들이 활발히 진행되고 있지만 여전히 만족할 만한 성능을 보이지 못하고 있다. 본 논문에서는 이미지 공유 데이터베이스에서 유사한 이미지들로부터 이미지에 보다 적합한 태그들을 부여하기 위해서, WordNet을 활용하여 태그들 간의 의미관계에 기반한 효율적인 태그 랭킹 기법을 제안한다. 또한, 신뢰성 있는 태그 기반 검색을 위하여 제안한 태그 랭킹 기법이 현재 이미지 공유 시스템의 랭킹 결과보다 정확성을 높일 수 있음을 실험 예제를 통하여 확인하였다.

1. 서 론

현재의 웹 2.0 환경은 과거와는 비교도 되지 않을 정도로 방대한 양의 정보를 손쉽게 얻을 수 있을 뿐만 아니라 일반 사용자들이 능동적으로 정보를 생산해내고 개방하며 공유하는 영역이 늘어나는 특징을 가지고 있다. 웹 2.0의 참여형 아키텍처를 구성하는 핵심요소로 인식되고 있는 폭소노미(Folksonomy)는 과거 택소노미(Taxonomy)와 같이 전문가에 의하여 구축되는 분류 체계가 아닌 사용자들이 협동적으로 태그(Tag)들을 만들고 관리하는 소셜 태깅(Social Tagging)에 의한 분류 시스템이다. 이러한 폭소노미에 기반한 소셜 미디어 공유 시스템(e.g. Flickr, Youtube, Zoomr)들은 사용자들이 업로드한 블로그, 기사, 이미지, 비디오등과 같은 콘텐츠에 대하여 태그를 이용한 사용자들의 적극적인 태깅을 유도하고 있다. 이처럼 다양한 사용자들의 태깅을 통하여 구축되는 폭소노미는 콘텐츠에 대한 풍부한 정보를 제공하여 콘텐츠의 분류와 검색을 용이하게 한다.

폭소노미를 구성하고 있는 태그는 콘텐츠를 기술하기 위하여 사용자에게 의하여 자유롭게 할당되는 키워드이다. 그러나 태그는 특별한 제약 없이 사용자 주관에 의해 만들어지기 때문에 오타, 약어, 은어 등 표준어가 아닌 표기로 인한 문법적 모호성과 동음이의어, 다의어와 같은

의미적 모호성 등을 수반하게 된다.

현재, Flickr[1]와 같은 태그 기반 이미지 공유 시스템에서는 태그에 대한 단순 키워드 매칭방법을 통하여 검색을 수행하고 있으며, 이에 따른 검색결과에 질의와는 관련이 적은 이미지들이 포함되어 있어 사용자에게 원하는 정보를 정확하게 제공할 수 없다. 이는 태그의 문법적, 의미적 모호성과 이미지에 대한 태그들의 중요성 또는 상관정도를 고려한 검색 서비스를 제공하지 않기 때문이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 [2,3,4]의 연구에서 태그 전달(태그 자동 부여 및 확장), 태그 랭킹과 같은 기법을 통해 폭소노미에 기반한 이미지 검색의 정확성을 높이려는 노력들이 활발하게 진행되고 있다. 하지만 제안된 기법들은 확률과 출현빈도에 의존하여 낮은 정확성을 보이거나 상당한 계산복잡성 등으로 인해 만족할 만한 성능을 보이지 못하고 있다.

본 논문에서는 폭소노미에 기반한 이미지 공유 데이터베이스에서 시각적으로 유사한 이미지들로부터 이미지에 보다 적합한 태그들을 자동으로 부여하고, WordNet[5]을 활용하여 태그간 의미관계를 이용한 효율적인 태그 랭킹 기법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 기존 연구들을 살펴보고 문제점들을 기술한다. 3장에서는 제안하는 시스템의 구조와 효율적인 태그 랭킹 기법에 관하여 자세히 기술하고, 4장에서는 실험 예제를 보인 후에

* 교신저자

5장에서 결론 및 향후 과제로 논문을 마무리한다.

2. 관련 연구

최근, 효율적이고 신뢰성 있는 태그 기반 검색을 위하여 태그 전달과 태그 랭킹 기법에 관한 다양한 연구들이 수행되고 있다.

[2]에서는 시각적 콘텐츠와 폭소노미를 사용한 태그 전달 기법 기반의 자동 이미지 어노테이션을 제안하였다. 이를 위해 이미지로부터 MPEG-7의 ColorLayout descriptor와 Orientation Histogram의 특징 정보를 추출한 후, 비선형 거리(non-linear distance)와 유클리드 거리(Euclidean distance)기법을 활용하여 k 개의 최근접 이미지를 획득한다. 그 후, 이미지들의 태그들 중에서 출현빈도순으로 또는 상-하위관계에 있는 태그들을 선정하여 태깅되지 않은 이미지에 할당한다. 하지만 실험결과를 살펴보면, 최고 30%, 평균 19%의 정확성을 보여 전달된 태그들과 이미지의 관련정도가 매우 적은 것을 알 수 있다. 그리고 전달된 태그들의 랭킹정보가 없어 여전히 태그의 중요성 및 이미지와의 관련성을 제공할 수 없다. 또한 이미지와 관련이 없는 스팸 태그(Spam Tag)나 부적절한 태그가 유사한 이미지들의 태그들에 많이 포함되어 있는 경우 전달되는 태그들의 정확성이 심각하게 낮아지는 단점이 존재한다.

[3]에서는 특정 이미지의 태그들을 이미지 콘텐츠에 관련된 정도에 따라 자동적으로 랭킹하는 시스템을 제안하였다. 제안한 기법에서 특정 이미지에 태깅된 태그들을 대상으로 비모수 확률 밀도 추정 기법 중 하나인 KDE(Kernel Density Estimation) 기법과 Random Walk-based Refinement를 통해 이미지와의 관련정도를 계산하고, 그 결과에 따라 랭킹을 수행한다. 이 방법은 비교적 우수한 태그 랭킹 결과를 보이지만, 각 태그와 이미지의 관련정도를 측정하는 과정에 있어 상당한 계산 복잡성과 공간복잡성을 가진다. Random Walk-based Refinement에 사용되는 유사도 행렬(Similarity Matrix)을 획득하는 과정은 이미지 공유 데이터베이스 전체를 대상으로 복잡한 계산을 수행해야 한다. 또한 태그와 이미지의 관련정도는 유사도 행렬을 Random Walk-based Refinement방법으로 값이 수렴할 때까지 반복 적용하여야 하는 따른 오버헤드가 발생하게 된다.

[4]에서는 특정 이미지에 대하여 임의의 사용자가 기술한 태그를 사용하여 시각적으로 유사한 이미지에 대해 다른 사용자가 태깅한 경우, 해당 태그에 대하여 투표한 것으로 간주하여 태그와 이미지의 관련정도를 측정하는 이웃 투표(Neighbor Voting)기법을 제안하였다. 이를 위하여 kNN(k Nearest Neighbor) 알고리즘을 이용하여 시각적으로 유사한 이미지들을 수집한다. 그 후, 특정 이미지에 대하여 임의의 사용자가 기술한 각 태그를 대상으로 이웃 투표 기법을 통해 각 태그와 이미지의 관련정도를 측정하여 이에 기반한 태그 랭킹을 수행한다. 제안된 기법은 계산복잡성이 낮은 반면 태그 랭킹결과가 kNN 알고리즘을 통한 유사한 이미지 획득의 정확성에 상당히 의존적이라는 단점을 가진다.

비록 이러한 방법들이 보다 효과적이고 정확한 태그

전달과 랭킹을 위한 다양한 시도를 하였지만, 다음과 같은 한계점들을 지니고 있다. 첫째, 위의 기법들은 태그 출현빈도에 기반하여 태그 랭킹을 수행하기 때문에 태그 랭킹 결과의 태그들의 순서가 각 태그가 이미지에 대하여 가지는 중요성의 순서와 일치하지 않는 경우들이 발생한다. 예를 들어, 사과 이미지에 태깅된 “사과”와 “과일” 두 태그 중 “과일”의 태그 빈도수가 높더라도 태그들 간의 의미관계를 고려하여 이미지를 대표할 수 있는 “사과”를 “과일”보다 상위에 랭킹하여 많은 사용자들이 만족하고 공감할 수 있는 태그 랭킹 결과를 보일 수 있어야 한다. 둘째, 이미지의 태그들은 서론에서 지적한 태그의 문제점들로 인해 이미지와 관련이 적거나 모호할 수 있다. 이로 인해 이미지에 태깅된 초기 태그들만을 대상으로 태그 랭킹을 수행하는 [3,4]의 기법들은 랭킹 결과가 만족스럽지 못할 수도 있다.

본 논문에서는 이미지 공유 데이터베이스에서 시각적으로 유사한 이미지들로부터 보다 적합한 태그들을 자동으로 부여하고, WordNet을 활용하여 태그간 의미관계에 이용한 효율적인 태그 랭킹 기법을 제안한다.

3. 태그간 의미관계를 이용한 효율적인 태그 랭킹 기법

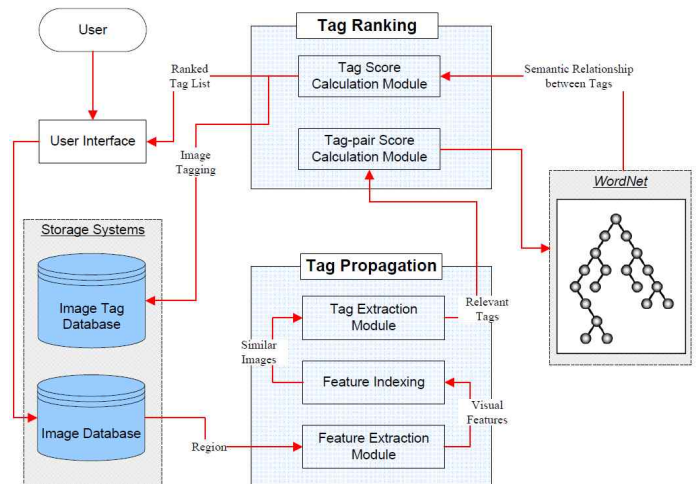


그림 1 시스템 구조

제안하는 시스템의 전체적인 구조는 그림 1과 같다. 제안하는 시스템은 이미지에 보다 적합한 태그들을 전달하기 위해 유사한 이미지들의 태그들을 사용하는 1) 태그 전달 단계(Tag Propagation)와 WordNet을 활용하여 전달받은 태그들 간의 의미적 관련정도를 기반으로 랭킹을 수행하는 2) 태그 랭킹 단계(Tag Ranking)로 구성되어 있다. 본 시스템의 작업흐름(Workflow)은 다음과 같다. 먼저, 태깅되지 않은 이미지가 주어질 경우, 특정 추출 모듈(Feature Extraction Module)을 이용하여 이미지로부터 색상, 무늬 정보와 같은 시각적 특징 정보들을 추출한 후, 이러한 특징들을 기반으로 인덱싱(Indexing)되어 있는 이미지 데이터베이스로부터 k 개의 최근접 이미지들을 획득한다. 그 이후, 태그 추출 모듈(Tag Extraction Module)을 이용하여 획득한 유사 이미지 집합으로부터 n 개의 적합한 후보 태그 군을 획득하여 태그 랭킹 모듈에 전달한다. 태그 랭킹의 태그 쌍 점수 계산 모듈(Tag-pair Score Calculation Module)에서 WordNet

을 활용하여 전달받은 태그들 간의 유사도를 측정하고 3.2.2에서 소개하게 될 가중치를 적용하여 태그 쌍 점수를 계산한다. 그 후, 태그 쌍 점수를 각 태그 점수로 환산하는 태그 점수 계산 모듈(Tag Score Calculation Module)을 통해 각 태그의 이미지와 관련정도를 측정하고 각 태그의 출현빈도를 함께 고려한 랭킹점수에 따라 태그 랭킹을 수행한다.

3.1 태그 전달 단계

본 논문에서는 이미지에 보다 적합한 의미 정보를 부여하여 태그의 모호성을 감소시키기 위하여, 폭소노미에 기반한 이미지 공유 데이터베이스로부터 시각적으로 유사한 이미지들의 태그들을 함께 고려한 태그 랭킹을 수행한다. 이를 위한 태그 전달 알고리즘은 다음과 같다.

Algorithm 1 Tag Propagation

Input : query image i
Output : relevant tags, frequencies of the tags

```

1 Find  $NN(i, k)$ ; //the  $k$  Nearest Neighbors of  $i$ 
2 for image  $j \in NN(i, k)$  do
3   for tag  $t \in T_j$  (tag set of image  $j$ ) do
4     calculate the frequency of  $t$ ;
5   end for
6 end for
7 Sort( $T$ ) by tag frequency;
8 Select top 5 tags of  $T$ ;
```

먼저, 이미지 i 를 FCTH(Fuzzy Color and Texture Histogram)[6]의 색상 및 무늬 정보를 추출한 후, 이미지 데이터베이스로부터 시각적으로 유사한 k 개의 최근접 이미지들($NN(i, k)$)을 획득한다. 최근접 이미지들의 태그 집합(T)에서 각각의 태그(t)의 출현빈도(the frequency of t)를 계산한다. 그 후, 태그의 출현빈도순으로 정렬하여 최상위 5개의 태그들과 그 출현빈도를 태그 랭킹 단계에 전달한다.

3.2 태그 랭킹 단계

전달받은 태그들을 태그간 의미관계에 기반한 효율적인 태그 랭킹을 수행하기 위해, WordNet에서 개념간 유사도 측정방법을 사용하여 태그들 간의 유사도를 태그 쌍(Tag-Pair)별로 계산한 초기 태그 쌍 점수(Tag-Pair Score: TPS)를 구한다. 그 후, 최소 공통 상위어의 깊이(lcs_depth), WordNet 계층구조에서 같은 가지(Same Branch)에 속하는지 여부, 상대적인 상·하위어(Relative Hypernym/Hyponym: RHH) 관계를 고려한 각각의 가중치를 적용하여 최종 태그 쌍 점수를 계산한다. 이 최종 태그 쌍 점수를 각 태그별로 합산하여 태그 점수(Tag Score)로 환산하고 각 태그의 출현빈도를 함께 고려한 랭킹점수(Ranking Score)에 따라 랭킹을 수행한다.

3.2.1 태그 쌍 점수(Tag-pair Score)

3.1에서 전달받은 태그들 간의 의미적 관련정도는 태그간 관련성에 비례하는 태그간 유사도를 측정하여 사용한다. 소셜 태그된 대부분의 태그는 명사형 키워드로 기

술되며, 어휘 데이터베이스인 WordNet에서 정의된 명사의 개념(Concept)에 해당될 수 있다. 따라서 각 태그간 유사도를 계산하기 위하여 WordNet에서 개념간 유사도 측정방법들을 사용한다. 본 논문에서는 WordNet에서 링크(Link)기반과 정보량(Information Content: IC)기반의 개념간 유사도 측정방법 중 lch , lin 방법[7]들을 사용하며, 각 유사도 측정방법은 아래와 같다.

링크 기반 방법은 개념간의 최단경로길이, 개념의 깊이, 관계 종류 등을 고려하여 유사도를 측정한다.

$$sim_{lch}(t_1, t_2) = \max[-\log(\frac{ShortestLength(t_1, t_2)}{2 \cdot D})] \quad (1)$$

식 (1)은 개념간 최단경로길이와 함께 계층구조의 깊이를 사용한 lch (Leacock & Chodorow) 유사도 측정방법을 사용한 두 태그 t_1, t_2 의 태그간 유사도를 나타낸다. $ShortestLength(t_1, t_2)$ 는 계층구조에서 t_1, t_2 를 연결하는 최단경로의 길이이고, D 는 최상위노드(Root Node)부터 계층구조의 최대 깊이이다.

다음으로 정보량 기반 방법은 각 개념의 정보량을 바탕으로 유사도를 측정한다. 정보량은 대용량 언어군집(Corpus)에서 개념 발생빈도 기반의 MLE(Maximum Likelihood Estimate)방법으로 통해 얻는다. 많은 정보량이 할당된 개념은 특정 주제에 매우 세부적인 개념이고, 적은 정보량이 할당된 개념은 더 일반적인 개념으로 판단할 수 있다. 정보량을 계산하는 방법은 식 (2)와 같다.

$$IC(concept) = -\log(P(concept)) \quad (2)$$

이 방법에 기반한 lin (Lin)방법은 두 개념과 그들의 최소공통상위어(Lowest Common Superconcept: lcs)의 정보량을 고려하여 두 개념의 유사도를 측정한다.

$$sim_{lin}(t_1, t_2) = \frac{2 \times IC(lcs(t_1, t_2))}{IC(t_1) + IC(t_2)} \quad (3)$$

식 (3)은 두 태그 t_1, t_2 의 lin 유사도 측정방법을 사용한 태그간 유사도를 나타내며, $lcs(t_1, t_2)$ 는 WordNet 계층구조에서 t_1, t_2 의 최소 공통 상위어를 표현한다.

3.2.2 태그 쌍 점수 행렬 TPS 구축

TPS(Tag-Pair Score)는 3.1에서 전달받은 태그들로부터 태그 쌍별로 태그간 의미관계를 나타내는 5×5 태그 쌍 점수 행렬이다. 이 TPS는 각 태그들 간의 유사도를 WordNet에서 개념간 유사도 측정방법으로 계산한 초기 태그 쌍 점수 행렬과 모든 가중치를 적용한 최종 태그 쌍 점수 행렬로 구성된다. 태그 쌍 점수 행렬 TPS_{ij} 는 태그 i, j 에 대해 $i-j$ ($\neq j-i$) 태그 쌍의 점수를 나타내고, i, j 에 서로 다른 가중치가 적용되어 각 태그 점수로 환산할 때 계산편이성을 제공한다.

$$TPS_{ij} = \begin{cases} sim_{sm}(i, j), & \text{if } i \neq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

식 (4)에서 sm (Similarity Measure)은 WordNet에서 개념간 유사도 측정방법들(lch , lin) 중 하나를 선택하여 입력받는 매개변수(parameter)이고, 위 식은 선택된 측정방법을 사용하여 태그간 유사도를 계산하여 초기 태그

쌍 점수 행렬을 구축하는 방법이다. 표 1은 전달받은 태그가 {red, fruit, tomato, food, vegetable}일 때, 식 (4)에 *lin*방법으로 태그간 유사도를 계산하여 구축한 초기 태그 쌍 점수 행렬의 예이다.

표 1 초기 태그 쌍 점수 행렬의 예

i \ j	red	fruit	tomato	food	vegetable
red	0	0.148	0.061	0.086	0.072
fruit	0.148	0	0.067	0.156	0.080
tomato	0.061	0.067	0	0.745	0.842
food	0.086	0.156	0.745	0	0.899
vegetable	0.072	0.080	0.842	0.899	0

WordNet에서 개념간 유사도 측정방법에 기반하여 초기 태그 쌍 점수 행렬을 구축한 후, 초기 태그 쌍 점수 행렬에 각 태그 쌍의 1) 최소 공통 상위어의 깊이와 2) 같은 가지에 속하는지 여부, 3) 상대적인 상·하위어 관계를 고려한 가중치를 적용하여 최종 태그 쌍 점수 행렬을 계산한다. 각 가중치를 적용하는 방법들은 아래와 같다.

1) 최소공통상위어의 깊이(*lcs_depth*)

WordNet 계층구조에서 개념간 최단경로길이가 같은 두 쌍의 개념들이 서로 다른 위치에 존재할 때, 두 쌍의 개념간 링크 기반 유사도는 같은 값을 가진다. 이는 상위에 있는 한 쌍의 개념보다 하위에 있는 다른 쌍의 개념이 더 세부적이고 정보량을 많이 가지는 것을 반영하지 못하기 때문이다. 따라서 이러한 단점을 보완하기 위해 측정된 유사도에 각 태그 쌍의 최소공통상위어의 깊이(*lcs_depth*)를 고려하여 WordNet 계층구조에서 하위에 있는 한 쌍의 태그들에 보다 많은 가중치를 적용한다. 이 가중치는 태그 쌍 점수들의 간극을 극대화하여 태그 랭킹을 수행하는데 사용한다. 또한, 정보량 기반 개념간 유사도 측정의 경우에도 이 가중치는 각 태그 쌍의 최소공통상위어가 가지는 정보량을 다시 고려함으로써 태그 쌍 점수들의 간극을 극대화한다.

$$lcs_depth_{ij} = \frac{depth(lcs(i,j)) + 1}{\max(depth(lcs(m,n))) + 1} \quad (5)$$

식 (5)는 태그 *i,j*에 대해 최소공통상위어의 깊이를 고려한 가중치 *lcs_depth_{ij}*를 계산하는 방법이고, *depth(n)*은 WordNet 계층구조에서 최상위노드부터 *n*까지의 깊이를 나타낸다. 전달받은 모든 태그 쌍의 최소공통상위어 중 가장 깊은 최소공통상위어(*depth(lcs(m,n))*)를 기준으로 한 *i,j*의 최소공통상위어의 깊이(*depth(lcs(i,j))*)의 비율이다.

2) 같은 가지에 속하는지 여부(*Same Branch*)

폭소노미에 기반한 이미지 공유 시스템에서 다양한 사용자들이 이미지에 대해 기술한 태그들을 살펴보면, 비슷하고 같은 범주에 속하는 태그들의 출현빈도가 높은 경향을 보인다. 이는 이미지에 대해 사용자들의 비슷한 생각에서 비롯되기 때문이다. 그래서 이러한 태그들은 사용자들의 공감대를 형성한 것으로 간주할 수 있어 이미지와의 높은 연관성을 가질 가능성이 높다. 특히, 같은 가지(*Same Branch*)에 속하는 개념들은 WordNet 계층

구조에서 직접적인 상·하위어로서 밀접한 관계를 가지게 되므로 더 많은 가중치를 적용할 수 있다.

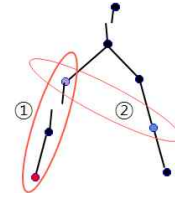


그림 2 같은 가지에 속하는지 여부의 예

그림 2에서 ①과 ②의 태그 쌍들이 존재할 때, WordNet 계층구조에서 ①, ②의 각 태그 쌍은 지역적으로 근접한 개념들로 모두 높은 유사도를 보이지만, 같은 가지에 속하여 보다 밀접한 관계를 가지게 되는 ①의 태그 쌍 점수에 더 많은 가중치를 적용한다.

$$Same\ Branch_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } tag\ i, j \in Same\ Branch \\ n, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

식 (6)은 태그 *i,j*에 대해 WordNet 계층구조에서 같은 가지에 속하는지 여부를 고려한 가중치 *Same Branch_{ij}*를 구하는 방법으로, 두 태그 *i,j*가 같은 가지에 속하면 가중치 1을, 그렇지 않은 경우에 실험을 통해 *n* ($0 < n < 1$)을 정하여 적용한다.

3) 상대적 상·하위어 관계(*RHH*)

위의 가중치들을 적용한 후, 태그 쌍 점수 행렬에서 태그간 의미적 관련정도에 따른 각 태그 점수로 환산할 때, 태그 쌍 점수에 WordNet 계층구조에서 각 태그의 상대적 상·하위어(Relative Hypernym/Hyponym: *RHH*) 관계를 반영한다. 이 방법은 태그 쌍 점수에 상위어보다 세부적이고 정보량이 많은 하위어에 더 많은 가중치를 부여한다. 예를 들어, “tomato”와 “vegetable”의 태그 쌍 점수에 하위어인 “tomato”에 많은 가중치를 적용하여 이미지에 대해 높은 관련성을 보이는 “tomato”가 “vegetable”보다 상위의 랭킹결과를 보일 수 있다.

$$RHH_{ij} = \frac{\log_2(ShortestLength(i, lcs(i,j))) + 1}{\log_2(ShortestLength(i,j))} \quad (7)$$

식 (7)은 태그 *i,j*의 태그 쌍 점수에서 *i*의 태그 점수를 구하기 위해 WordNet 계층구조에서 *i,j*의 상대적 상·하위어 관계를 고려한 가중치 *RHH_{ij}*를 계산하는 방법이다. *RHH_{ij}*는 *i,j*의 최단경로길이(*ShortestLength(i,j)*)를 기준으로 한 *i*와 *i,j*의 최소공통상위어의 최단경로길이(*ShortestLength(i,lcs(i,j))*)의 비율이다. 앞서 기술한 가중치들을 적용한 태그 쌍 점수 행렬에 *RHH_{ij}*를 곱하여 최종 태그 쌍 점수 행렬을 구축한다.

3.2.3 랭킹 점수(Ranking Score)

모든 가중치가 적용된 최종 태그 쌍 점수 행렬 *TPS*에서 각 태그 점수(*Tag Score*)로 환산한다. 환산하는 방법은 다음과 같다.

$$Tag\ Score_i = \sum_j TPS_{ij} \quad (8)$$

식 (8)에서 태그 i 의 점수 $Tag\ Score_i$ 는 최종 태그 쌍 점수 행렬 TPS_{ij} 의 i 행을 합산한다. 이 방법을 최종 태그 쌍 행렬에 적용함으로써 태그간 의미관계에 기반한 각 태그의 점수를 획득한다. 표 1의 초기 태그 쌍 점수 행렬에 모든 가중치를 적용한 최종 태그 쌍 점수 행렬과 식 (8)을 적용한 태그 점수 결과는 다음의 표 2와 같다.

표 2 최종 태그 쌍 점수 행렬과 태그 점수의 예

$i \backslash j$	red	fruit	tomato	food	vegetable	$Tag\ Score_i$
red	0	0.017	0.007	0.011	0.009	0.044
fruit	0.017	0	0.016	0.042	0.020	0.094
tomato	0.007	0.016	0	0.639	1.088	1.750
food	0.008	0.028	0.192	0	0.300	0.529
vegetable	0.008	0.017	0.421	0.775	0	1.221

최종적으로 각 태그에 대해 태그간 의미관계에 기반한 태그 점수와 태그 전달 단계에서 획득한 태그의 출현빈도를 합산하여 랭킹 점수(Ranking Score)를 구한 후, 이에 따라 전달받은 태그들의 랭킹을 수행한다.

$$r_i = \alpha \cdot Tag\ Score_i + (1 - \alpha) \cdot frequency_i \quad (9)$$

식 (9)는 태그 i 의 랭킹 점수를 구하는 방법을 나타내며, 랭킹 점수 r_i 는 i 의 태그 점수($Tag\ Score_i$)와 출현빈도($frequency_i$)에 가중치 매개변수 α ($0 < \alpha < 1$)와 $(1 - \alpha)$ 를 적용하여 합산한다.

전달받은 태그들(tags)과 그 출현빈도($frequency$), 사용자가 선택한 태그간 유사도 측정방법(sm)을 입력받아 태그 랭킹을 수행하는 알고리즘은 다음과 같다.

Algorithm 2 Tag Ranking

Input : tags, frequency, sm(similarity measure)
Output : ranked tag list

```

1 for tags  $i, j$  do
2    $TPS_{ij} = \begin{cases} sim_{sm}(i, j) \times lcs\_depth_{ij} \\ \quad \times SameBrach_{ij} \times RHH_{ij}, & \text{if } i \neq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$ 
3 end for
4  $Tag\ Score_i = \sum_j TPS_{ij}$ 
5  $r_i = \alpha \cdot Tag\ Score_i + (1 - \alpha) \cdot frequency_i$ 
    
```

4. 실험

실험에서 Flickr pool Fruit&Veg[8]로부터 가져온 10,000장 이미지를 수집하여 데이터베이스를 구축한 후, FCTH의 특징 정보에 기반한 시각적으로 유사한 이미지들을 LIRE(Lucene Image REtrieval)[9]를 사용하여 획득하였다. 그 후, JWNL(Java WordNet Library)[10]과 JWordNetSim(Java WordNet Similarity)[11], WordNet 3.0을 활용하여 태그간 유사도 측정과 각각의 가중치를 적용하였다. 또한, 실험을 통하여 가중치 매개변수 n , a 를 각각 0.7, 0.6으로 정하여 태그 랭킹을 수행하였다.

제안한 태그 랭킹 기법에 의한 랭킹 결과를 실험 예제들을 통해 간략히 살펴본다. 먼저, 태그 전달 단계에서

입력 이미지에 대해 적절한 태그들이 포함된 경우의 태그 랭킹을 수행한 결과를 표 3,4를 통해 보인다.

표 3 적절한 태그들이 포함된 태그 전달 결과


Input image	Top 5 tags	Frequency
	red	21
	fruit	18
	tomato	16
	food	13
	vegetable	12

표 4 적절한 태그들이 포함된 태그 랭킹 결과

Rank	Frequency	Baseline	Our Tag Ranking	
			using lch	using lin
1	red	vegetable	tomato	tomato
2	fruit	food	vegetable	vegetable
3	tomato	tomato	food	red
4	food	fruit	fruit	fruit
5	vegetable	red	red	food

표 3은 입력 이미지와 태그 전달 단계의 결과를 나타낸다. 표 4는 유사한 이미지에서 태그의 단순 출현빈도(Frequency), 가중치를 적용하지 않은 WordNet에서 태그간 단순 유사도(Baseline), 그리고 본 논문에서 제안한 태그 랭킹 기법에 의한 랭킹 결과(Our Tag Ranking)를 랭킹에 사용된 유사도 측정방법에 따라 보여준다.

표 4에서 단순 출현빈도, 태그간 단순 유사도의 경우, "red", "vegetable" 태그가 최상위의 랭킹 결과를 보여 이미지를 대표하기에 부적합하였다. 그러나 제안한 태그 랭킹 기법의 경우, 입력 이미지에 가장 적합한 "tomato" 태그가 최상위 랭킹 결과를 보였으며 이미지와의 관련 정도에 따른 만족스러운 랭킹 결과를 보였다.

다음으로 이미지에 대해 스팸태그와 같은 부적절한 태그가 포함되어 전달된 태그들의 태그 랭킹을 수행한 결과를 표 5,6을 통해 보인다.

표 5 부적절한 태그가 포함된 태그 전달 결과

Input image	Top 5 tags	Frequency
	fruit	19
	green	15
	macro	11
	kiwi	10
	food	8

표 6 부적절한 태그가 포함된 태그 랭킹 결과

Rank	Frequency	Baseline	Our Tag Ranking	
			using lch	using lin
1	fruit	food	kiwi	kiwi
2	green	macro	fruit	fruit
3	macro	kiwi	green	green
4	kiwi	green	macro	food
5	food	fruit	food	macro

표 5는 입력 이미지와 이 이미지를 기술하기에 부적절한 "macro(접사)" 태그가 포함된 경우의 태그 전달 결과를 나타내고, 표 6은 표 4와 마찬가지로 전달받은 태그들의 각 태그 랭킹을 수행한 결과를 보여준다.

표 6에서 "macro" 태그는 스팸태그처럼 이미지와 관련이 적지만 높은 출현빈도를 가지고 있어 단순 출현빈도, 태그간 단순 유사도의 경우에서 상위의 태그 랭킹 결과를 보이지만, 제안한 태그 랭킹 기법의 경우에는 하위

의 랭킹 결과를 보였다. 이는 다른 태그들과 동떨어진 의미관계를 갖는 "macro" 태그는 제안한 태그 랭킹 기법에 의해 매우 낮은 랭킹점수를 획득하여 입력 이미지와의 적은 관련성을 보이기 때문이다.

마지막으로 5개의 예제 이미지들의 태그 랭킹을 수행한 결과는 아래와 같다.

표 7 5개의 입력 이미지들

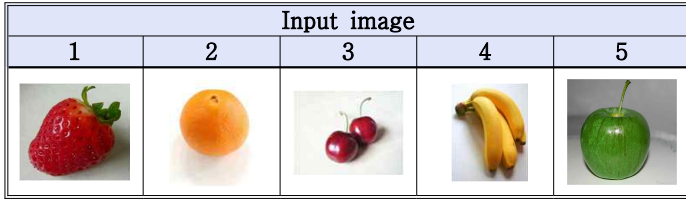


표 8 5개의 실험 예제의 랭킹 결과

Rank	Frequency	Baseline	Our Tag Ranking		
			using <i>lch</i>	using <i>lin</i>	
1	1	red	green	strawberry	strawberry
	2	strawberry	strawberry	red	red
	3	fruit	food	fruit	fruit
	4	green	fruit	green	green
	5	food	red	food	food
2	1	fruit	red	orange	orange
	2	food	fruit	fruit	fruit
	3	orange	closeup	closeup	food
	4	closeup	food	food	red
	5	red	orange	red	closeup
3	1	red	strawberry	strawberry	strawberry
	2	fruit	fruit	cherry	fruit
	3	strawberry	food	fruit	red
	4	food	red	red	cherry
	5	cherry	cherry	food	food
4	1	fruit	banana	banana	banana
	2	yellow	organic	fruit	fruit
	3	banana	food	organic	yellow
	4	food	fruit	yellow	food
	5	organic	yellow	food	organic
5	1	fruit	green	apple	apple
	2	green	macro	fruit	fruit
	3	macro	food	green	green
	4	food	apple	macro	food
	5	apple	fruit	food	macro

표 7은 5개의 입력 이미지들을 보이며, 표 8은 각 입력 이미지에 대해 태그 랭킹을 수행한 결과를 나타낸다.

제안한 태그 랭킹 기법의 모든 랭킹 결과들은 비슷해 보이지만, 태그간 유사도 측정 과정에서 사용된 *lch* 방법은 단순히 태그간 경로길이를 이용하여 "closeup", "macro"와 같은 부적절한 태그를 최하위의 랭킹 결과로 보이지 못했다. 반면, *lin* 방법은 대규모 언어군집에서 정보량을 고려하여 비교적 정확한 태그 랭킹 결과를 보여 태그간 유사도 측정에 더 적합하였다.

표 8의 태그 랭킹 결과에서 "cherry"로 보이는 3번 입력 이미지의 경우, 유사한 이미지를 찾는 과정에서 시각적으로 단지 빨강고 동그스름한 모양의 "strawberry" 이미지들이 다수 포함되었고, 이에 따라 "strawberry" 태그들이 높은 출현빈도와 함께 전달되어 부정확한 태그 랭킹 결과를 보였다. 하지만 나머지 예제 이미지들의 태그

랭킹을 수행한 결과에서 많은 사람들이 만족하고 공감할 수 있는 "strawberry", "orange", "banana", "apple" 태그들이 최상위의 랭킹 결과를 보여 태그간 의미관계를 이용한 효율적인 태그 랭킹 기법의 정확성을 확인하였다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 효율적이고 신뢰성 있는 태그 기반 검색에 필요한 태그 랭킹을 위하여 폭소노미에 기반한 이미지 공유 데이터베이스로부터 이미지에 보다 적합한 태그들을 자동으로 부여하고, WordNet을 활용하여 태그들간의 의미적 관계를 이용한 태그 랭킹 기법을 제시하였다. 실험 예제들을 통하여 제안한 기법은 정확하고 만족스러운 태그 랭킹 결과를 보였다. 향후 태그 전달 시스템 태그처럼 이미지와 관련성이 적으며 높은 출현빈도를 갖는 부적절한 태그들을 제거하는 태그 정제 기법과 태그들의 속성에 따라 이미지의 객체에 대한 지칭적 태그군, 객체의 색상, 무늬, 모양 등의 기술적 태그군, 이미지의 느낌과 같은 감성적 태그군 등으로 나누어 이를 고려한 태그 랭킹 기법에 대한 연구를 수행할 예정이다.

참고문헌

- [1] Flickr. <http://www.flickr.com>.
- [2] Stefanie Lindstaedt et al., "Automatic Image Annotation using Visual content and Folksonomies", Multimedia Tools and Applications, volume 42, issue 1, pp. 97-113, 2009.
- [3] Dong Liu et al., "Tag Ranking", Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web, 2009, Spain. ACM.
- [4] Xirong Li et al., "Learning Tag Relevance by Neighbor Voting for Social Image Retrieval", Proceeding of the 1st ACM International Conference on Multimedia information retrieval, pp. 351-360, 2008, Canada.
- [5] WordNet. <http://wordnet.princeton.edu>.
- [6] Savvs A. Chatzichristofis and Yiannis S.Boutalis, "FCTH:Fuzzy color and Texture histogram-A Low Level Feature for Accurate Image Retrieval", Proceedings of the 9th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, pp. 191-196, 2008, Austria.
- [7] Siddharth Patwardhan et al., "Using Measures of Semantic Relatedness for Word Sense disambiguation", Proceedings of the 4th International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics, volume 2588, pp. 241-257, 2003
- [8] Flickr pool. <http://flickr.com/groups/fruitandveg>.
- [9] LIRE. <http://sourceforge.net/projects/caliph-emir/files/Lire/Lire%2007>.
- [10] JWNL. <http://sourceforge.net/projects/jwordnet>.
- [11] JWordNetSim. http://en.pudn.com/downloads124/sourcecode/windows/detail528580_en.html.