

컬러 분포와 WordNet상의 유사도 측정을 이용한 의미적 이미지 검색

최 준 호[†] · 조 미 영[†] · 김 판 구^{**}

요 약

의미기반 이미지 검색에서의 의미적 내용 인식은 주석 위주의 텍스트 정보를 이용하는 것이 일반적이다. 이러한 텍스트 정보 기반 이미지 검색은 전통적인 검색 방법인 키워드 검색 기술을 그대로 사용하여 쉽게 구현할 수 있으나, 텍스트의 개념적 매칭이 아닌 스트링 매칭이므로 주석 처리된 단어와 정확한 매칭이 없다면 검색할 수 없는 단점이 있었다. 이에 본 논문에서는 Ontology의 일종인 WordNet을 이용하여 깊이, 정보량, 링크 타입, 밀도 등을 고려한 단어간 의미 유사도를 측정하여 패턴 매칭의 문제점을 해결하고자 한다. 또한, 이미지의 컬러 분포 유사도를 측정하여 저차원 특징과 결합한 의미적 이미지 검색이 가능하도록 설계하였다. 제안된 검색 방안에 대해 'Microsoft Design Gallery Live'의 주석을 포함한 이미지를 대상으로 실험한 결과, 기존 의미기반 검색 시스템보다 향상된 결과를 확인하였다.

Semantic Image Retrieval Using Color Distribution and Similarity Measurement in WordNet

Jun-Ho Choi[†] · Mi-Young Cho[†] · Pan-Koo Kim^{**}

ABSTRACT

Semantic interpretation of image is incomplete without some mechanism for understanding semantic content that is not directly visible. For this reason, human assisted content-annotation through natural language is an attachment of textual description to image. However, keyword-based retrieval is in the level of syntactic pattern matching. In other words, dissimilarity computation among terms is usually done by using string matching not concept matching. In this paper, we propose a method for computerized semantic similarity calculation in WordNet space. We consider the edge, depth, link type and density as well as existence of common ancestors. Also, we have introduced method that applied similarity measurement on semantic image retrieval. To combine with the low level features, we use the spatial color distribution model. When tested on a image set of Microsoft's 'Design Gallery Live', proposed method outperforms other approach.

키워드 : 이미지검색(Image Retrieval), 워드넷(WordNet), 유사도 측정(Similarity Measurement), 컬러분포(Color Distribution)

1. 서 론

멀티미디어 관련 기술의 발전과 인터넷 사용의 증가로 이미지 데이터의 효과적인 검색 방법이 주요 관심분야로 대두되고 있다. 하지만, 이미지 정보 검색에 있어서 아직까지는 Color, Texture, Shape 등과 같은 저차원 데이터를 기반으로 하여 검색이 이루어지고 있기 때문에 이미지 데이터의 의미적 내용 인식을 위해서는 많은 연구가 필요하다. 기존 연구에서 이미지 데이터의 의미적 분류, 객체의 인식 등에 대한 의미 인식의 접근이 연구되어 왔지만, 아직까지는 이미지 데이터가 가지는 의미적 요소들을 이용한 정확한 검색이 이루어지지 못하고 있다.

최근까지 연구되어온 내용을 살펴보면, 의미기반 정보검색을 위해서는 Color, Texture, Region, Spatial Color Distribution 등의 저차원(Low Level) 특징 정보와 이미지 데이터에 의미(Semantic)를 부여하기 위한 주석을 활용하는 것이 일반적이다. 그리고 부여된 주석을 Thesaurus와 같은 어휘 사전을 이용하여 의미기반 정보검색을 수행하고 있지만, 이런 경우 기존의 키워드 기반 텍스트 정보검색의 한계를 벗어나지 못하는 문제가 발생할 수 있다.

이미지의 의미적 내용 인식은 시각적으로 직접 보이는 것 외에 그 이미지에 포함된 의미적 내용을 인식할 수 있는 메커니즘이 필수적이다. 내용 인식의 일반적인 방법은 주석자가 어휘 정보나 텍스트 정보를 주석 형태로 달아주어 그 내용을 이해하는 것이다. 이 모델은 기존의 텍스트 정보 검색 기술을 그대로 사용할 수 있기 때문에 구현이 쉽고 비교적

[†] 준 회 원 : 조선대학교 대학원 전자계산학과
^{**} 종 신 회 원 : 조선대학교 컴퓨터공학부 교수
논문접수 : 2004년 1월 26일, 심사완료 : 2004년 5월 13일

높은 검색 성능을 나타낸다는 장점을 가지고 있지만 주석 처리된 단어와 정확한 매칭이 없다면 찾을 수 없다는 단점을 가지고 있다.

이에 본 논문에서는 주석 처리된 이미지 정보의 의미기반 검색을 위해 WordNet을 이용하여 의미 유사도 측정 방안을 제안하고, 이를 이미지의 컬러 분포와 함께 의미기반 이미지 검색에 활용할 수 있도록 제안한다.

(그림 1) 기본 검색 개념도

2. 기존의 WordNet의 단어간 의미 유사도 측정

2.1 의미 유사도 측정의 기본 요소

WordNet에서 단어의 개념적 접근을 위한 단어 간 유사성 측정을 위해 고려될 수 있는 요소는 크게 다섯 가지로 분류될 수 있는데, 각 특징들의 정의와 유사성 측정 시 미치는 영향은 다음과 같다.

- ① 깊이(Depth) : WordNet의 노드 위치로 깊이가 깊을수록 더 세부적이고 구체적인 개념이다. 측정하고자 하는 개념을 포함한 노드의 깊이가 더 깊을수록 유사성 측정 시 더 큰 값을 반환한다.
- ② 정보량(Information Content) : 노드 확률에 기반한 값으로 개념 c 의 정보량은 $-\log P(c)$ 로 표현할 수 있다.
- ③ 밀도(Density) : 부모 노드의 정보량과 자식 노드의 정보량의 차로 차이가 작을수록 두 노드는 더 밀접하다.
- ④ 거리(Distance) : 두 노드간의 거리로 노드 간 에지 수를 의미하며 거리가 짧을수록 두 개념은 더 유사하다.
- ⑤ 링크 타입(Link Type) : 인접한 두 노드 사이의 관계로 WordNet에는 상·하의어(IS_A) 관계를 비롯하여 전체, 부분, 반의 등과 같은 여러 관계들이 존재한다. 유사성 측정 시 이들 각 관계에 대해 다른 가중치 고려하여 계산한다.

2.2 WordNet을 이용한 기존 의미 유사도 측정

본 절에서는 기존 WordNet의 계층적 구조를 이용한 개념 간 유사성을 측정 방법에 대해 살펴본다.

2.2.1 노드(node) 기반 유사성 측정

노드 기반 유사성 측정은 노드의 확률을 기반으로 한 정

보량(엔트로피) 측정에 의한 접근방식이다. 먼저 정보량의 측정을 위한 노드의 확률을 구하면 다음과 같다[3].

$$P(c) = \frac{freq(c)}{N} \quad (2.1)$$

여기서 N 은 개념의 총 수를 의미하고 $P(c)$ 는 개념 c 와 마주칠 확률로 계층적 구조의 경우 $freq(c)$ 는 개념 c 에 포함된 모든 하위 개념들의 합을 의미한다. 만약 c_1 IS_A c_2 관계라면 $P(c_1) \leq P(c_2)$ 가 된다. 그러므로 WordNet에서 유일한 Top Node ϕ 의 확률은 1이 된다.

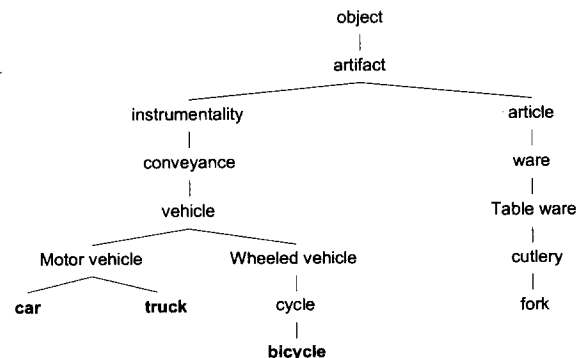
개념 c 의 정보량은 $-\log P(c)$ 로 확률이 증가하면 정보량은 감소하므로 더 추상적인 상위 개념은 낮은 정보량을 가진다. 즉, ϕ 의 정보량은 0이 된다.

$$H(c) = -\log P(c) \quad (2.2)$$

측정하고자 하는 두 개념이 공유한 정보는 WordNet에서 두 개념들을 포함하고 있는 개념의 정보량으로 표현할 수 있다. 따라서 두 개념간의 노드 기반 유사성 측정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$sim(c_1, c_2) = \underset{c \in S(c_1, c_2)}{MAX} [-\log P(c)] \quad (2.3)$$

여기서 $S(c_1, c_2)$ 는 c_1 과 c_2 두 개념을 포함하고 있는 상위 개념 c 를 의미한다. 두 개념이 공유하고 있는 상위 개념이 많을수록 두 개념은 더 유사하다고 할 수 있다. 따라서 개념 간 유사성은 c_1 과 c_2 를 포함하는 상위 개념 중 가장 큰 H 를 가지는 개념의 정보량이다. 예를 들어 (그림 2)에서 car와 truck, 그리고 car와 bicycle간의 유사성을 측정하면 car와 truck이 공유한 개념은 car와 bicycle이 공유한 개념보다 더 많으므로 더 유사하다고 할 수 있다.



(그림 2) car, truck, bicycle간의 유사성

그러므로 $sim(car, truck)$ 은 $H(motor\ vehicle)$ 이고, $sim(car, bicycle)$ 은 $H(vehicle)$ 이다.

2.2.2 에지(edge)기반 유사성 측정

에지 기반 측정 방식은 개념간의 거리를 측정하므로 의미적 유사성을 평가하는데 더 직접적인 방식이라고 할 수 있다. 이 측정 방식에서는 밀도(부모 노드에서 자식노드로 미치는 링크의 총수), 계층구조에서 노드의 깊이, 링크 타입 그리고 마지막으로 가장 중요한 에지 링크의 길이 등의 특성이 고려된다.

Sussna는 두 개념간의 패스(Pass) 길이의 Weight로 개념간 거리를 정의했다. 개념 c_i 와 c_j 사이의 Weight는 다음과 같다[2].

$$w(c_i, c_j) = \frac{w(c_i \rightarrow_r c_j) + w(c_j \rightarrow_r c_i)}{2d} \quad (2.4)$$

$$w(c_x \rightarrow_r c_y) = \max_r - \frac{\max_r - \min_r}{n_r(x)} \quad (2.5)$$

\rightarrow_r 는 개념 c_i 와 c_j 의 관계(Relationship) 타입 r 을 의미하고, \rightarrow_r 는 역관계 타입이다. d 는 두 개념 중 더 깊은 개념의 깊이를 의미하고, \max 와 \min 은 각각 관계 타입 r 에 대해 최대, 최소 Weight이다. 마지막으로 $n_r(x)$ 는 개념 x 에서 하위 개념들로 미치는 관계의 총수를 의미한다. 두 개념간의 거리는 최소 패스 길이로 값이 클수록 두 개념은 더 유사하다.

3. 제안된 WordNet 단어간 의미 유사도 측정법

3.1 단어간 의미 유사도 측정법 제안

본 논문에서는 각각의 측정법의 단점을 보완하기 위해 노드 기반과 에지 기반 측정법을 결합한 방법을 제안한다. 먼저 인접한 두 노드(두 개념 간의 최단 경로가 하나의 에지인 경우)에 유사성 측정은 다음과 같다.

$$S_{ADJ}(c_i, c_j) = d(c_i, c_j) \cdot f(d) \quad (3.1)$$

식 (3.1)에서 $d(c_i, c_j)$ 는 노드 i 와 j 간 링크에 기반한 밀도 함수를 나타내고 $f(d)$ 는 깊이 요소를 반환한다.

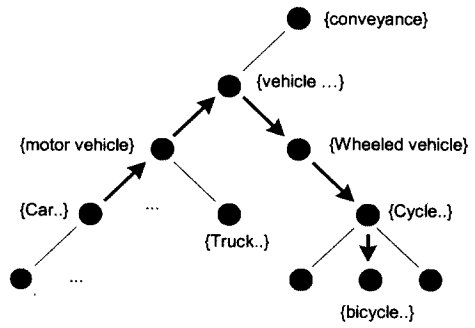
위 식이 두 개념 사이의 최단 경로가 하나 이상의 에지인 경우로 확장될 경우 개념 간 최단 경로의 집합을 P 라고 하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$P = \{(t_0, c_0, c_1), (t_1, c_1, c_2) \dots (t_{n-1}, c_{n-1}, c_n)\} \quad (3.2)$$

두 개념간의 최단 거리는 최단 경로의 합 즉, link strength의 합이라고 할 수 있다. c_i 와 c_j 사이의 유사성은 $S_{edge}(c_i, c_j)$ 로 정의하며 다음과 같이 표현된다.

$$D(L_{j \rightarrow i}) \cdot \sum_{k=0}^n w(t_k) \cdot S_{ADJ}(c_k, c_{k+1}) \quad (3.3)$$

$D(L_{j \rightarrow i})$ 는 두 노드간의 거리로 에지의 수이다. $w(t)$ 는 Step 함수로 IS_A관계이면 1을 반환하고, 다른 관계는 1보다 작은 값을 반환하도록 한다.



(그림 3) Car와 Bicycle의 최단 경로

식 (3.3)은 링크 타입과 에지의 수만을 고려하고 있으므로 반의어의 경우 음수값이 리턴 될 것이다. 예를 들어 'man'과 'woman'의 경우 WordNet상에서 반의어 관계로 하나의 에지로 링크되어 있다. 그러나 공유하고 있는 상위 개념들 즉 'entity', 'life form', 'person'과 같은 개념들을 유사성 측정 시 고려한다면 두 개념은 유사하게 표현 될 것이다. 식 (3.3)에 공유한 상위 개념을 고려하면 다음 식 (3.4)와 같다.

$$S(c_i, c_j) = S_{edge} \cdot \max[H(c)] \quad (3.4)$$

3.2 제안된 단어간 의미 유사도 측정 분석

제안된 각 단어간의 유사도 측정식에 대한 성능 평가를 위해서는 실제 인간이 생각하는 개념적 유사성 측정값과의 비교가 필요하다. 본 논문에서는 이를 위해 'Miller and Charles'에 의한 30개의 단어 쌍 데이터 집합을 사용하였다. 이는 각 단어 쌍에 대해 인간이 생각하는 유사성을 측정된 값의 평균을 포함하고 있으며, 의미 기반 단어간 유사성 측정을

<표 1> 단어간의 의미 유사도 측정 결과

측정 방법 비교 단어		측정 방법				
		M&C	설문조사	Node 기반	Edge 기반	제안된 방법
car	automobile	3.92	8.94	7.45	32	11.95
gem	jewel	3.84	8.96	12.54	32	14.7
journey	voyage	3.84	9.29	6.87	31	11.18
boy	lad	3.76	8.83	7.44	31	10.86
coast	shore	3.7	9.1	8.67	31	11.74
forest	graveyard	0.84	1.85	1.62	25	5.1
coast	forest	0.42	3.15	1.61	26	5.3
lad	wizard	0.42	0.92	2.33	28	6.55
chord	smile	0.13	0.54	2.88	22	5.2
glass	magician	0.11	2.08	0.79	24	2.45
noon	string	0.08	0.54	0	0	1
rooster	voyage	0.08	0.62	0	0	1

위한 알고리즘 테스트용으로 많이 활용되고 있다. 본 논문에서 사용한 WordNet은 1.6 버전으로 60,000 여개의 명사를 포함하고 있다[1, 11].

<표 1>과 같은 수치에 대해 제안된 측정 방법과 기존 방법의 유사성 측정 결과를 비교하기 위해 상관계수를 이용하였고, 측정값은 다음 <표 2>와 같다. <표 2>는 M&C 유사도 측정 방법을 기준으로 상관계수를 구한 수치이다.

<표 2> 유사도 측정 방법간의 상관계수

유사성 측정 방법	상관 계수
설문조사에 의한 방법	0.9494
Node 기반 측정 방법	0.8011
Edge 기반 측정 방법	0.5789
제안된 측정 방법	0.8262

단어간의 유사도 측정 결과, 본 논문에서 제안한 유사도 측정 방법은 기존 방법에 비해 사람의 판단에 근접한 유사 수치를 보이고 있다.

제안된 의미 유사도 측정식을 이미지 검색에 활용한다면 검색어와 이미지 관련 주석 사이의 유사성 척도의 측정이 가능하므로, 검색자가 원하는 정확한 의미를 내포한 이미지의 검색의 효율성을 높일 수 있고, 다의어와 관련된 검색의 문제점을 극복할 수 있다.

4. 컬러 분포 유사도 측정 방법

본 논문에서 제안하는 검색 과정은 검색어와 주석 사이의 의미 유사도를 측정하여 의미 유사성이 높은 순으로 이미지를 검색한 후, 그 결과를 다시 사용자가 선택한 컬러를 중심으로 컬러 분포를 분석하여 해당 컬러와 유사한 분포 순으로 최종 검색 결과를 출력한다. 따라서 본 장에서는 의미 유사도 측정으로 검색된 결과를 다시 컬러 분포별로 분류하기 위한 절차에 대해 기술하고자 한다.

4.1 주 영역 선택

일반적으로 사람이 영상을 볼 때 배경의 변화보다는 객체 영역의 변화에 더 민감하며, 객체가 위치하는 영역은 주로 영상의 중심에 위치함을 전제로 본 논문에서는 영상의 중심으로부터 일정 범위를 초기 영역으로 설정한 후, 초기 영역 내에서 가장 많은 동일한 컬러 값을 가지는 화소들이 이루는 영역을 객체영역으로 결정한다. 결정된 이미지 영역을 다섯 영역으로 나누어 중심(R0)에는 컬러 가중치를 높게 주고, 주변(R1, R2, R3, R4)은 중심에 비해 낮은 컬러 가중치를 부여하였다.

영상에 존재하는 잡음을 제거하기 위해 Median Filter를 적용한 후, 인간의 시각 능력과 유사한 특성을 갖는 HSI

(Hue, Saturation, Intensity) 컬러공간을 이용한다.

(그림 4) 이미지의 주 영역 분할

4.2 컬러 특징 벡터 및 인덱싱

HSI 모델로 변환된 주 영역은 색조, 채도, 명도 값을 구하고, 주 영역 외 부분인 부 영역내의 화소 값에 대하여 모멘트 특징을 이용하면 각 모멘트 값의 색상에 대한 평균 (E_x), 표준편차(S_x), 왜도(σ_x)를 구할 수 있다.

$$E_x = (1/X \cdot Y) \sum_{y=1}^C P_{xy} \tag{4.1}$$

$$S_x = (1/X \cdot Y) \sum_{x=1}^C (P_{xy} - E_y)^3)^{1/2} \tag{4.2}$$

$$\sigma_x = ((1/X \cdot Y) \sum_{y=1}^C (P_{xy} - E_x)^3)^{1/3} \tag{4.3}$$

P_{xy} 는 입력 영상 $X \times Y$ 의 y 번째 채널에 대한 x 번째 화소의 값, C 는 HSI(Hue, Saturation, Intensity) 컬러공간의 각 채널을 나타낸다. 이를 기반으로 하여 k 번째 부 영역 S_{xy} 에 대한 특징 벡터는 $S_k(E_{xy}, S_{xy}, \sigma_{xy})$ 으로 표현할 수 있다. 인덱싱 영역은 주 영역 부분으로 제한하였으므로 주 영역의 사각형 영역의 좌표를 구한다. 이때, 사각형 영역의 범위는 컬러 특징 벡터를 이용하여 설정한다.

4.3 컬러 분포 유사도 측정

컬러 분포 유사도는 각 컬러 특징 벡터 성분에 대한 위치 정보가 가장 가까운 이미지가 가장 높은 유사도를 갖게 된다. 이를 위해 유클리드 공간에서의 거리 계산 방법을 이용하여 유사도를 측정하였다. 각 특징 벡터별로 유클리드 거리를 이용하여 유사도를 측정한 후 이미지의 순위를 정한다. N 차원의 특징벡터 사이의 유클리드 거리 D 는 다음 식 (4.4)와 같이 구할 수 있다. Q 는 질의 이미지의 특징벡터이고 S 는 데이터베이스에 저장된 이미지의 특징벡터이다.

$$D = \sqrt{\sum_{x=1}^N (Q_x - S_x)^2} \tag{4.4}$$

5. 시스템 설계 및 실험

5.1 전체 시스템 설계

본 논문에서 제안하는 의미기반 검색시스템의 전체 구성은 (그림 5)와 같이 단어간 의미 유사도 측정 모듈과 컬러

분포 유사도 측정 모듈로 구성된다.

'eagle' 검색어에 대해 본 논문에서 제안한 의미 유사도 측정식을 이용하면 다음과 같은 측정값을 구할 수 있다.

〈표 3〉 'eagle'에 대한 의미 유사도 측정값

번호	검색어	비교 단어	의미 유사도 측정값
1	eagle	eagle	1
2	eagle	hawk	0.2599
3	eagle	bird	0.1875
4	eagle	animal	0.1432
5	eagle	fowl	0.1246
6	eagle	hen	0.1119
7	eagle	chick	0.08984
8	eagle	macaw	0.08177
9	eagle	panda	0.0668
:	:	:	:

위 <표 3>의 결과를 살펴보면, 'hawk'는 'bird'에 비해 검색어 'eagle'에 대하여 의미적으로 더 유사하다는 것을 알 수 있다. 이와 같은 측정 방법을 토대로 다음 <표 4>와 같은 평균 측정값을 산출할 수 있다. 평균 측정값이 높을수록 검색어와 의미적으로 가깝다.

〈표 4〉 이미지의 의미 유사도 평균 측정값

(그림 5) 전체 시스템 흐름도

단어간 의미 유사도 측정 모듈은 사용자가 입력한 검색어와 이미지 데이터베이스에 저장된 각 이미지의 주석들 간의 의미 유사도를 측정하여 평균 의미 유사도를 기준으로 1차 검색을 실행한다. 또한, 컬러 분포 유사도 측정 모듈은 단어 의미 유사도에 의해 검색된 1차 검색 결과를 토대로 사용자가 입력한 색상정보와 유사한 컬러 분포를 갖는 이미지를 검색하여 최종적으로 의미적 이미지 검색 결과를 출력한다.

5.2 구현 및 성능 평가

5.2.1 시스템 구현

제안된 시스템의 실험을 위해 약 60,000개의 명사 Synset으로 구성된 WordNet 1.6 버전을 이용하였으며, 분야별로 카테고리화 되어 있는 Microsoft Design Gallery Live (<http://dgl.microsoft.com>)의 약 2,300개의 동·식물 이미지를 이용하였다. 이미지의 대부분은 일정하지 않은 배경의 컬러 이미지로 각 이미지당 3~5개 정도의 키워드로 주석 처리되어 있다.

(그림 6) 샘플 이미지의 주석 처리

이를 토대로 본 논문에서는 다음 (그림 7)과 같은 의미 기반 이미지 검색 시스템을 구현하였다. 본 논문에서 제안된 의미 유사도 측정방법을 적용한 (그림 7)을 살펴보면, 각 이미지의 하단부의 값은 <표 4>에서 제시한 방법으로 구

한 이미지의 주석과 검색어간의 의미 유사도의 평균 측정값이다. 굵은 선으로 표시된 이미지는 'fowls'이라는 검색어가 포함된 이미지로 다른 이미지들 보다 상위 그룹에 나타났다. 그러나 5번 이미지의 경우 'fowls'이라는 키워드가 존재하나 동떨어진 다른 키워드들에 의해 순위가 낮아졌다. 또한 스트링 매칭이 아닌 의미 기반 매칭이므로 'fowls'과 유사한 개념의 단어인 goose, hen 등의 키워드를 가진 이미지들도 검색되었다. (그림 8)은 기존 'Jiang and Conrath (J&C)' 의미 측정 계산법을 적용한 결과이다[6]. 이를 제안된 시스템과 비교해 보면, 본 논문에서 제안한 방법에 따른 검색 결과가 더 우수함을 알 수 있다.

(그림 7) 제안된 유사도 측정방법을 이용한 검색 결과

(그림 8) J&C 유사도 측정방법을 이용한 검색 결과

단어간 의미 유사도 측정 방법의 적용과 함께 컬러 분포 유사도 측정 방법을 이용한 검색 결과는 (그림 10)과 같다. (그림 9)는 검색어 'rose'를 이용하여 의미 유사도만을 측정한 검색 결과이다. 단어간 의미 유사도를 이용한 방법은 위 (그림 7)과 같고, (그림 10)은 의미 유사도 측정 후 컬러 분포 유사도 측정 방법을 적용한 검색 결과이다. 이는 검색어를 입력한 후, 원하는 컬러를 선택하여 검색을 하는 방식이다.

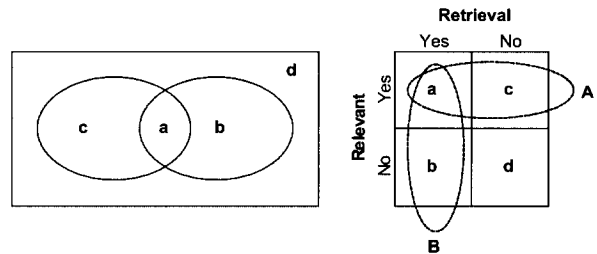
(그림 9) 제안된 유사도 측정방법을 이용한 검색 결과

(그림 10) 의미 유사도와 컬러 분포의 통합 검색 결과

5.2.2 성능 평가

본 논문에서 제시된 의미기반 이미지 검색의 성능을 분석하기 위하여 Precision과 Recall의 두 가지 성능 평가 척도를 이용하였다. Precision은 검색된 영상 중에서 질의와 관련된 영상의 비율을 의미하고, Recall은 영상 데이터베이스 내에서 질의와 관련된 영상 중 검색된 영상의 비율을 의미한다.

Precision과 Recall값을 구하기 위해 각 요소 a, b, c, d의 관계를 다음 (그림 11)과 같이 표현하면, a+b+c+d는 전체 데이터베이스이고, a+c는 검색어와 관련된 이미지, a+b는 검색어에 의해 검색된 이미지로 해석할 수 있다.



(그림 11) Precision과 Recall 측정을 위한 요소별 관계

제안된 시스템은 단어 간 의미 유사도 측정에 의한 1차 검색에서 주요 이미지 탐색이 이루어지므로, 성능 평가 시 컬러분포 유사도 측정값을 제외한 단어 간 의미 유사도 측정 방법을 통한 검색 결과 위주로 성능 평가를 실시하였다.

<표 5> 제안된 측정식과 J&C 측정식의 성능평가

측정항목	J&C 측정식	제안된 측정식
전체 데이터베이스 (a+b+c+d)	621	621
검색어와 관련된 이미지 수(a+c)	78	78
검색된 이미지 수(a+b)	92	87
결과 중 검색어와 관련된 이미지 수	66	75
Precision	66/92(71.7%)	75/87(86.2%)
Recall	66/78(84.6%)	75/78(96.2%)

위 <표 5>와 같이 기존 'Jiang and Conrath(J&C)' 의미 측정 방식을 적용한 검색 결과와 본 논문에서 제안한 방식의 검색 결과를 분석해 보면, 본 논문에서 제안한 의미 유사도 측정 방법을 적용한 검색이 기존 측정 방법보다 더 정확한 의미적인 검색이 가능하고, 이를 실제 검색 시스템에 적용하면 검색자가 원하는 검색 대상을 찾는 데 좋은 효과를 보일 뿐만 아니라, 검색어의 다의성을 극복할 수 있는 방안으로 활용될 수 있을 것이다.

6. 결 론

본 논문에서는 영상 데이터 내에 존재하는 객체들과 그 객체 사이의 개념관계를 Ontology의 한 형태인 WordNet을 이용하여 의미 정보를 정의하였다. 기존의 이미지 검색 시스템은 영상의 저차원 정보만을 이용하거나 임의의 주석을 이용하여 검색하였기에 해당 영상이 가지고 있는 개념적인 해석과 이를 기반으로 하는 검색이 이루어지지 못했다. 이에 본 논문에서 제시하는 영상 데이터의 의미 정보를 활용한다면 영상 데이터의 자동 주석 시스템이나 검색 시스템에서 인간이 인식하는 개념적인 사고방식에 더욱 접근할 수 있는 결과물을 얻을 수 있을 것으로 판단된다.

또한, 향후 연구에는 개념적인 인식률을 높이기 위해 WordNet에 존재하는 여러 계층별 단어들의 개념적 유사도 측정에서 보다 효율적이고 정확한 계산 방법을 위한 연구가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

[1] George A. Miller, "Introduction to WordNet : An On-line Lexical Database," International Journal of Lexicography, 1990.

[2] Sussna, "WordSense Disambiguation for Free-text Indexing Using a Massive Semantic Network," Proceedings of the Second International Conference on Information and Knowledge Management, CIKM93.

[3] Philip Resnik, "Using Information Content to Evaluate Semantic Similarity in a Taxonomy," Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1995.

[4] R. Richardson, A. F. Smeaton, "Using WordNet in a Knowledge-Based Approach to Information Retrieval," Working paper, CA-0395, School of Computer Applications, Dublin City University, Ireland, 1995.

[5] Eneko Agirre and German Rigau, "Word sense disambiguation using conceptual density," In Proceedings of the 16th International Conference on Computational Lin-

guistics, pp. 1622, Copenhagen, 1996.

[6] Jay J Jiang, David W. Conrath, "Semantic Similarity Based Corpus Statistics and Lexical Taxonomy," Proc. Of International Conference Research on Computational Linguistics, 1997.

[7] Y. Alp Aslandogan. et al., "Using Semantic contents and WordNet in image retrieval," Proceeding of ACM SIGIR 97, Philadelphia PA, USA, pp.286-295, 1997.

[8] J. Z. Wang, J. Li, D. Chan, G. Wiederhold, "Semantics-sensitive Retrieval or Digital Picture Libraries," D-Lib. Magazine, 1999.

[9] Y. C. Park, F. Golshani, S. Panchanathan, "Conceptualization and Ontology : Tools for Efficient Storage and Retrieval of Semantic Visual Information," Internet Multimedia Management Systems Conference, 2000.

[10] Y. C. Park, P. K. Kim, F. Golshani, S. Panchanathan, "Concept-based visual information management with large lexical corpus," DEXA, 2001.

[11] <http://www.cogsci.princeton.edu/~wn/>.

[12] Kobus Barnard, Pinar Duygulu, David Forsyth, "Clustering Art," In IEEE conf. on Computer vision and Pattern Recognition, 2001.

[13] K. Barnard, D. A. Forsyth, "Learning the semantics of words and pictures," In int. Conf. on Computer Vision, 2001.

[14] Guarino, N. and Welty, C., "Supporting Ontological Analysis of Taxonomic Relationships," Data and Knowledge Engineering (in press), 2001.

[15] Budanitsky, A. and G. Hirst, "Semantic Distance in WordNet : An Experimental, Application-oriented Evaluation of Five Measures," Workshop on WordNet and Other Lexical Resources, in the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL-2000, Pittsburgh, PA, June, 2001.

[16] K. Barnard, P. Duygul, J. F. G. de Freitas, D. A. Forsyth "Object Recognition as Machine Translation : Learning a Lexicon for a Fixed Image vocabulary," Seventh European Conference on Computer Vision, 2002.

최 준 호

e-mail : spica@hitel.net

1997년 호남대학교 컴퓨터공학과(공학사)

2000년 조선대학교 전자계산학과

(이학석사)

2004년 조선대학교 전자계산학과

(이학박사)

2004년 IT교수요원 프로그래밍 전문강사

관심분야 : 영상처리, 온톨로지, 멀티미디어검색

조 미 영

e-mail : irune80@mina.chosun.ac.kr
2002년 조선대학교 정보통신공학과(공학사)
2004년 조선대학교 전자계산학과
(이학석사)
2004년~현재 조선대학교 전자계산학과
박사과정

관심분야 : 온톨로지, 멀티미디어

김 판 구

e-mail : pkkim@mina.chosun.ac.kr
1998년 조선대학교 컴퓨터공학과(공학사)
1990년 서울대학교 컴퓨터공학과
(공학석사)
1994년 서울대학교 컴퓨터공학과
(공학박사)

1995년~현재 조선대학교 컴퓨터공학부 교수
관심분야 : 시스템 보안, 운영체제, 정보검색, 영상처리