

공간 위치 정보를 적합성 피드백을 위한 가중치로 사용하는 영역 기반 이미지 검색 시스템

송재원*, 김덕환**, 이주홍***

Region-Based Image Retrieval System using Spatial Location Information as Weights for Relevance Feedback

Jae-Won Song *, Deok-Hwan Kim **, Ju-Hong Lee ***

요약

최근 이미지 검색은 검색의 정확성을 높이고자 사용자의 요구를 반영하는 적합성 피드백에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 본 논문은 이미지 검색 시 나타나는 고수준 개념과 저수준 특징 사이의 의미적 격차를 줄이기 위하여 적합성 피드백에 기반한 영역 기반 이미지 검색의 가중치 기법에 대해서 논의하고 새로운 가중치 기법을 제안한다. 새롭게 제시된 가중치 기법은 한 이미지에 존재하는 영역들의 공간적 위치에 따라 영역의 중요성을 결정한다. 실험 결과는 본 논문에서 제시된 가중치 기법이 평균 재현율에 있어서 크기 백분율 가중치 기법에 비해 약 18%, 역 이미지 빈도수를 적용한 영역 빈도수 가중치 기법에 비해 약 11%가량 높게 나타나는 것을 보이고 있으며, 검색 시간에 있어서도 영역 빈도수 가중치에 비해 약 1/10인 것을 보이고 있다.

Abstract

Recently, studies of relevance feedback to increase the performance of image retrieval has been activated. In this paper, a new region weighting method in region based image retrieval with relevance feedback is proposed to reduce the semantic gap between the low level feature representation and the high level concept in a given query image. The new weighting method determines the importance of regions according to the spatial locations of regions in an image. Experimental results demonstrate that the retrieval quality of our method is about 18% in recall better than that of area percentage approach, and about 11% in recall better than that of region frequency weighted by inverse image frequency approach and the retrieval time of our method is a tenth of that of region frequency approach.

▶ Keyword : 영역기반 이미지 검색, 병합 분할, 적합성 피드백, 클러스터링, 영역 가중치

• 제1저자 : 송재원 교신저자 : 이주홍
• 접수일 : 2006.07.01, 심사일 : 2006.07.18, 심사완료일 : 2006.09.20
* 인하대학교 컴퓨터·정보공학과 ** 인하대학교 전자전기공학부 부교수
*** 인하대학교 컴퓨터공학부 부교수, 교신저자

I. 서론

컴퓨터 처리 속도의 발달과 인터넷 확산으로 수십만 화소의 디지털 이미지의 사용이 용이해졌다. 따라서 이미지의 효율적인 내용 기반 질의와 이미지 검색에 대한 필요는 의학 사진, 범죄 예방, 날씨 예측, 전자상거래, 웹 이미지의 분류와 검색과 같은 여러 응용에서 급격하게 증가하고 있다.

그러나 내용 기반 이미지 검색 시스템(CBIR; Content-Based Image Retrieval)은 저수준의 특징과 질의 이미지가 전송한 고수준의 사용자 개념 사이의 격차에 의해 제한을 받는다. 이러한 격차를 줄이기 위한 방법을 논의하기 위해, 최근 연구들은 다음과 같은 두 가지 접근 방법에 기초한다: 1) 사용자의 의도를 파악하기 위한 적합성 피드백(RF; Relevance Feedback), 2) 이미지 내용에 대한 사용자의 인식 상태를 분할된 영역의 특징으로 표현하기 위한 영역 기반 이미지 검색 (RBIR; Region-Based Image Retrieval)

적합성 피드백은 CBIR의 저수준의 특징과 사용자의 고수준의 개념 사이의 격차를 줄이기 위한 온라인 학습 기법이다. 각 라운드에서 사용자는 이전 라운드에서 검색된 이미지 집합 내에서 적합한 이미지들을 선택함으로써 결과를 평가한다. 이때 시스템은 현재의 질의를 보정하기 위해 이 피드백을 사용하여 다음 라운드에서의 검색 결과를 개선한다. 적합성 피드백의 초기 연구들은 단일점 이동과 다중점 이동 기법을 사용하였다. MARS[7]와 MindReader[2]와 같은 단일점 이동 기법들은 각 특징 공간 내에 하나의 점으로 질의를 표현하고 사용자로부터 적합성을 판단 받은 점들의 방향으로 질의점을 이동한다. Query expansion [6], Qcluster [4] 와 같은 다중점 이동 기법들은 사용자의 피드백에 따라 적합성을 판단 받은 점들을 클러스터로 그룹화 하고 클러스터의 대표들을 새로운 질의로 이용한다.

위에서 설명한 이미지의 전반적인 특징들만을 사용하는 전통적인 접근 기법들과는 대조적으로 영역기반 접근 기법은 이미지 분할을 적용함으로써 객체 수준에서 이미지들을 표현한다. 영역특징 사용의 주목적은 이미지 내용에서 사용자의 지각을 포착하는 능력을 향상 시키고자 하는 것이다. 이를 위해 영역 기반 이미지 유사도 함수들이 제안 되었다[5, 8]. 이런 종류의 유사도 정의의 주된 요소는 영역 가중치이다. WALRUS 시스템[5]에서 두 이미지들 사이의 유사도는 두 이미지가 일치하는 영역의 크기 비율로 정의된다. 즉,

일반적으로 중요한 영역들은 그 크기가 크다고 가정되는 경향이 있다. 그러나 이러한 가정과 사람들이 실제로 인식 하는 것 사이에는 일관성이 없다. 본 논문은 이미지의 중요성과 영역의 크기가 비례하지 않는다는 것을 증명하고 있다. 예를 들어 배경영역과 같은 큰 영역은 일반적으로 전경객체와 같은 작은 영역에 비해 중요하게 고려되지 않는다.

최근에, Jing등은 사용자의 피드백 정보를 사용 하는 영역 가중치 기법을 제시하였다[3]. 이 영역 가중치 기법은 용어 빈도수와 역 문헌 빈도수를 사용하는 문서가중치 기법을 RBIR에 적용하고 있다. Jing등이 기본적으로 가정하고 있는 것은 중요 영역은 적합한 이미지에서 더 많이 나타나고 데이터베이스의 전체 이미지들 사이에서는 적게 나타난다는 것이다.

본 논문에서는 RF에 기반한 공간 위치를 사용하는 새로운 가중치 기법을 제시한다. 이 가중치 기법은 RBIR내에서 동적인 클러스터링을 사용하는 RF에 기반하고 있다. 이미지 유사도 함수로서 Earth Mover's Distance(EMD)[8]가 사용되며 이 함수는 이미지 분할이 정확하지 않는 경우에도 적용할 수 있는 장점을 갖는다. 비록 EMD가 영역 매칭을 위한 좋은 척도임에도 불구하고 EMD의 유효성은 각 영역의 주어진 가중치와 밀접히 관련되어 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 제안한 새로운 영역기반 이미지 검색에 대한 개요 설명한다. 3장은 영역 분할과 영역의 표현에 대해서 설명한다. 4장은 새로운 영역 가중치 기법을 소개한다. 실험 결과와 결론은 각각 5장과 6장에서 보여준다.

II. 제안한 영역기반 이미지 검색의 개요

[그림 1]은 동적인 영역 클러스터링을 사용하는 RF 기반 RBIR을 보여주며, 이미지가 한 시스템으로 입력되거나 질의 이미지로서 전송될 때의 진행 과정을 묘사하고 있다. 한 이미지가 시스템으로 입력될 때 시스템은 이미지를 몇 개의 영역으로 분해하고 영역 크기,영역 중심, 조밀성(compactness), 볼록성(convexity) 등과 같은 특징 벡터들을 추출한다. 이 때 추출된 특징 벡터들은 데이터베이스에 저장된다. 첫 번째 단계에서 사용자가 전송한 하나의 예제 이미지는 초기 질의 $Q=(g, d, w, k)$ 를 생성하기 위해 분석된다. 여기서 예제 이미지가 다중 영역으로 분해되어지기 때문에 g 는 특징공간에서의 다중 질의점들로 표현되고, k 는 시스템에 의해 반환되는 질의 결과 이미지의 개수, w 는 질의점들의 가중치들, d 는 거

리 함수를 의미한다. EMD는 두 이미지 사이의 거리를 측정하기 위해 사용된다[8]. 질의점 q 는 거리함수 d 를 사용하여 데이터베이스에 있는 이미지들과 비교 된다. d 에 따라서 q 에 밀접한 상위 k 개의 이미지로 구성된 결과 집합이 사용자에게 반환된다.

값을 계산하는데 요구되는 시간은 해당 질의의 영역의 수에 비례한다. 시스템의 검색 속도를 줄이기 위해 영역 클러스터링 처리과정은 적합한 이미지 집합에서 유사한 이미지들을 병합한다. 계층적 클러스터링 알고리즘은 적합한 이미지 집합에 있는 영역들을 보다 적은 수의 클러

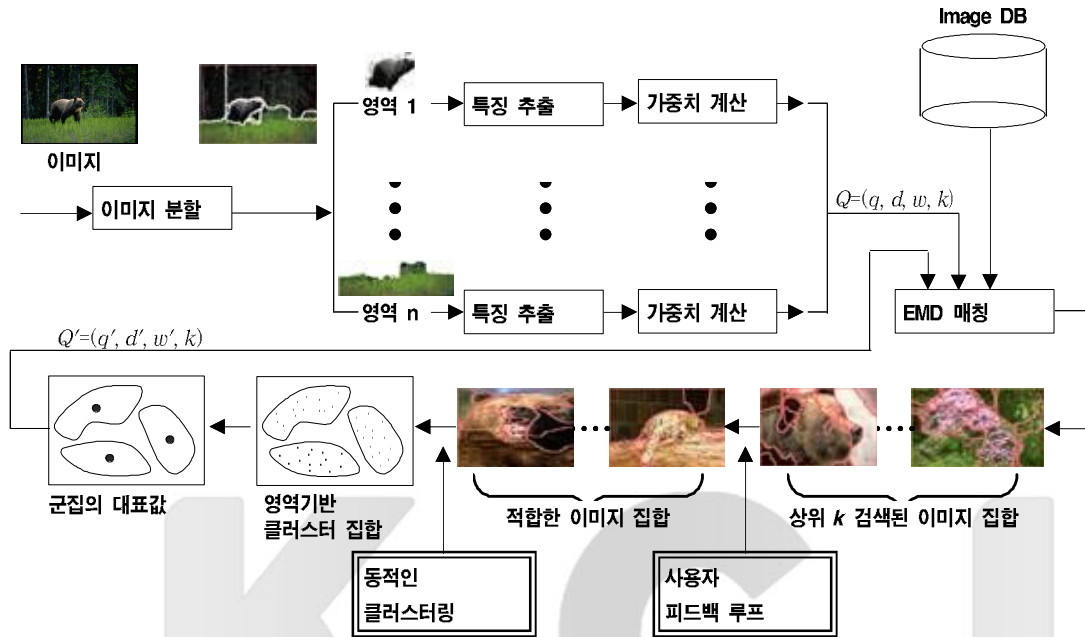


그림 1. 적응영역 클러스터링을 사용하는 RF기반 FBIR
Fig. 1 FBIR with RF using adaptive region clustering

다음 단계에서, 사용자는 $Result(Q)$ 의 이미지들이 적합한지 아닌지를 구분함으로써 이미지 적합성을 평가한다. 이 평가에 기반 하여, 적합한 이미지 집합이 구성된다. 즉, 적합한 이미지로 구성된 집합은 새로이 추가된 적합한 이미지와 이전의 반복에서 사용된 적합한 이미지를 모두 포함한다. 새롭게 추가된 적합한 이미지들은 사용자의 개념을 보다 정확히 반영한다는 사실에 주목해야 한다. 이전의 적합한 이미지의 효과를 줄이기 위해서는 감쇠요소를 도입하여 새로운 이미지들이 더욱 강조되도록 해야 한다. Jing등의 연구에서도 이와 비슷한 개념이 나타나고 있다.

다음으로, 질의와 거리 함수를 보정하기 위해 클러스터링 과정과 클러스터 병합과정에 기반하고 있는 영역으로 구성된 동적인 영역 클러스터링 기법이 사용 된다. 적합한 이미지가 점점 더 많이 이용 가능하게 됨에 따라 질의 영역의 수가 빠르게 증가된다. 질의와 이미지사이의 거리

스터로 그룹화 하는데 적용된다. 각각의 클러스터는 다음 질의의 새로운 영역과 일치한다. 이 때, 클러스터 병합처리 과정은 클러스터의 수를 결정하고 다음 반복에서 질의점의 수를 감소하기 위해 같은 수준에 있는 특정한 클러스터들을 병합한다.

두개의 클러스터(C_i, C_j)들이 각각 평균 벡터 $\bar{x}_i, \bar{x}_j \in R^p$, 공분산(covariance) 행렬 S_i, S_j , 클러스터안의 요소들의 개수 n_i, n_j 로 특징 지워 질 때, Hotelling의 T^2 함수[1]가 두 개의 클러스터의 위치가 동등한지 아닌지를 결정하기 위해 사용 된다:

$$T^2 = \frac{n_i n_j}{n_i + n_j} (\bar{x}_i - \bar{x}_j)' S_{spooled}^{-1} (\bar{x}_i - \bar{x}_j), \dots \dots (1)$$

$$S_{pooled} = \frac{1}{n_i + n_j} \left(\sum_{k=1}^{n_i} (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{ik} - \bar{x}_j)' + \sum_{k=1}^{n_j} (x_{jk} - \bar{x}_j)(x_{jk} - \bar{x}_i)' \right) \dots\dots\dots (2)$$

두 개의 클러스터 들이 충분히 밀접해 경우

$$T^2 \approx \frac{p(n_i+n_j-2)}{n_i+n_j-p-1} F_{p, n_i+n_j-p-1}(\alpha)$$

한다. 여기서 x_{i_k} 는 C_i 안에 있는 k 번째 이미지 이고,

$F_{p, n_i+n_j-p-1}(\alpha)$ 는 p 와 n_i+n_j-p-1 사이의 자유도를 가지는 F 분포의 $100(1-\alpha)$ 상위 백분율이다. 다시 말

해, 만약 T^2 이 $\frac{p(n_i+n_j-2)}{n_i+n_j-p-1} F_{p, n_i+n_j-p-1}(\alpha)$ 보다

크다면 두 클러스터가 분리되어 있다고 결론 내릴 수 있다. 전역적인 이미지 표현에 기반한 CBIR 접근 기법에서 동적인 클러스터링을 사용하는 RF사용에 대해서는 [4]에서 설명하고 있다.

마지막으로 분류된 집합의 적합한 이미지 영역들로부터 생성된 클러스터들의 대표들은 새로운 질의점을 구성하고 이런 식으로 그 대표들의 가중치가 계산된다. 새로운 질의인 $Q'=(q',d',w',k)$ 가 생성되고 두 번째 반복을 위한 입력으로서 사용 된다. 이때 Q' 는 새로운 질의점들 q' , 새로운 가중치들 w' 그리고 새롭게 조절된 가중치를 반영하기 위한 거리함수 d' 를 포함한다.

몇 번의 반복 후에 사용자가 결과에 만족하면 마지막 결과 집합과 함께 반복은 끝난다.

III. 이미지 분할과 영역 표현

본 논문에서는 한 이미지에 있는 각 픽셀을 임의의 특징 공간에 있는 하나의 점으로서 다루고 선택된 색상과 질감 특징들에 따라 서로 매우 유사한 픽셀들을 그룹화 하는 정규화된 컷 분할 기법[9]을 사용한다.

각 영역은 자신의 색상과 모양 그리고 가중치 정보를 사용하여 표현된다. 색상 및 모양 특징을 위해서는 L^*a^*b 색상 공간에서의 색상 표준편차와 조밀성, 불룩성과 같은 모양이 나타내는 특징들을 사용한다.

가중치 정보를 위해서는 영역 크기, 영역 위치 그리고 영역 중심으로부터 영역 픽셀들의 분산이 사용된다. 영역의

크기는 이미지의 크기에 의해 정규화된 영역의 면적이다. 영역 위치는 한 이미지에 있는 한 객체의 상대적 위치에 대한 정보를 말하며, 이미지 I_k 의 폭과 너비에 대하여 i 번째 영역 R_{k_i} 중심의 정규화된 좌표 $(\bar{x}_{k_i}, \bar{y}_{k_i})$ 이다. 영역 분산, $(\sigma_{k_i,x}, \sigma_{k_i,y})$ 은 x 축과 y 축을 따라 계산된다. 따라서 영역 표현은 확대나 축소에 영향을 받지 않는 특성을 갖는다.

IV. 영역 가중치

영역 가중치는 RF기반 RBIR에서 중요한 요소이다. 본 논문은 새로운 영역 가중치 기법을 제시함으로써 학습된 영역 중요도를 이미지 검색에 적용하고자 한다. 이 영역 가중치 기법은 한 이미지 안에서 영역의 공간적 위치를 이용한다. 본 논문에서는 중요한 영역은 전경객체로서 한 이미지의 중심에 나타난다고 가정하였다. 이런 가정을 고려해 볼 때, 이미지 I_k 의 각 영역 R_{k_i} 에 대해 영역 R_{k_i} 의 중심과 이미지 I_k 중심사이의 가중치된 유클리디언 거리가 아래처럼 계산 된다:

$$dist_{sp}(R_{k_i}) = \frac{1}{\sigma_{k_i,x}} (\bar{x}_{k_i} - 0.5)^2 + \frac{1}{\sigma_{k_i,y}} (\bar{y}_{k_i} - 0.5)^2 \dots\dots\dots (3)$$

각 이미지 I_k 는 영역들의 집합 $\{R_{k_i}, \dots, R_{k_{n_k}}\}$ 으로 나타

난다. 영역의 중심 $(\bar{x}_{k_i}, \bar{y}_{k_i})$ 은 영역 위치를 결정한다.

분산 $(\sigma_{k_i,x}, \sigma_{k_i,y})$ 은 영역의 모양과 방향을 나타낸다. 이미지 I_k 에 있는 다른 영역들과 비교하여 이미지 I_k 의 중심에 밀접한 영역은 다른 영역보다 큰 가중치를 가지며 각 영역의 가중치는 그 합이 1로 정규화 된다. 이때, 이미지 I_k 의 영역 R_{k_i} 의 영역의 가중치는 아래와 같이 정의 된다:

$$w_{sp}(R_{k_i}) = \frac{1/dist_{sp}(R_{k_i})}{\sum_{j=1}^{n_k} 1/dist_{sp}(R_{k_j})} \dots\dots\dots (4)$$

이 수식에서 n_k 는 이미지 I_k 의 영역들의 개수이다.

각 반복단계에서 이전 단계의 적합한 이미지들의 효과를 감소하기 위해 감쇠요소 $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ 를 이용한다.

I_1, \dots, I_m 의 이전 단계의 이미지와 I_{m+1}, \dots, I_n 의 새로운 이미지로 구성된 n 개의 적합한 이미지 I_1, \dots, I_n 있다고 가정하자. 감쇠요소를 사용하여 다음과 같이 새로운 영역 가중치를 설정 한다:

$$w_{sp}^+(R_{k_i}) = w_{sp}(R_{k_i})(1 - \beta), 1 \leq k \leq m, 1 \leq i \leq n_k \quad \dots (5)$$

$$w_{sp}^+(R_{k_i}) = w_{sp}(R_{k_i}), m+1 \leq k \leq m, 1 \leq i \leq n_k \quad \dots (6)$$

클러스터 C_i 의 영역 중요도는 다음과 같이 정의 된다:

$$CRI(C_i) = \frac{\sum_{R_{k_i} \in C_i} w_{sp}^+(R_{k_i})}{\sum_{j=1}^v \sum_{R_{k_j} \in C_j} w_{sp}^+(R_{k_j})} \quad \dots (7)$$

이 식에서 v 는 각 반복단계에서 클러스터의 개수 이고 제약조건 $\sum_{j=1}^v CRI(C_j) = 1$ 이 고려되어야 한다.

본 논문에서 제시한 적합성 피드백 방법은 영역 클러스터링과 클러스터 병합 과정으로 구성된다. 이 과정을 통해 의미적으로 관련된 클러스터들을 찾는다. 사용자가 몇몇 이미지들을 적합성 피드백의 각 반복단계에서 적합하다고 판단했을 때, 일련의 점들을 클러스터링하고 클러스터의 중심을 대표로서 선택한다. 유사한 영역들은 클러스터링을 통하여 병합되고 다중점 최적화 질의로서 복합 이미지를 형성한다. 즉, EMD의 시그니처는 클러스터들에 대응되는 모든 영역들과 관련된 복합 이미지이다. 클러스터들의 대표들과 가중치들은 RF기반 RBIR의 다음 반복단계에서 질의점과 EMD거리 함수의 구성요소로서 사용된다.

[그림 2]는 크기 백분율, 영역 빈도수, 공간 위치 가중치 기법들과 관련된 동물 이미지의 4개의 영역에 대한 예를 보여주고 있다. 공식(3)으로부터 공간 위치 기법은 전경 객체에 가장 큰 가중치 값을 할당함으로써 사용자의 관심을 반영할 수 있다. 반면 배경객체에는 작은 가중치 값이 할당된다.

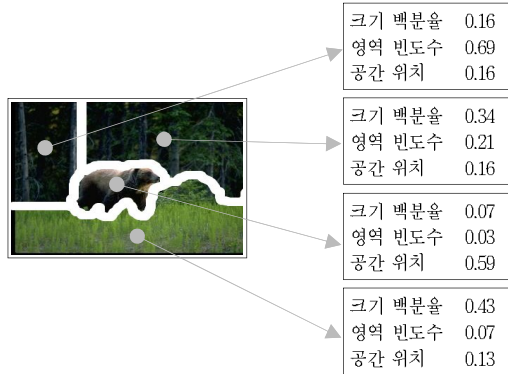


그림 2. 동물 이미지의 세 가지 영역 가중치
Fig. 2 Three weights for regions of an animal image

V. 실험 및 결과

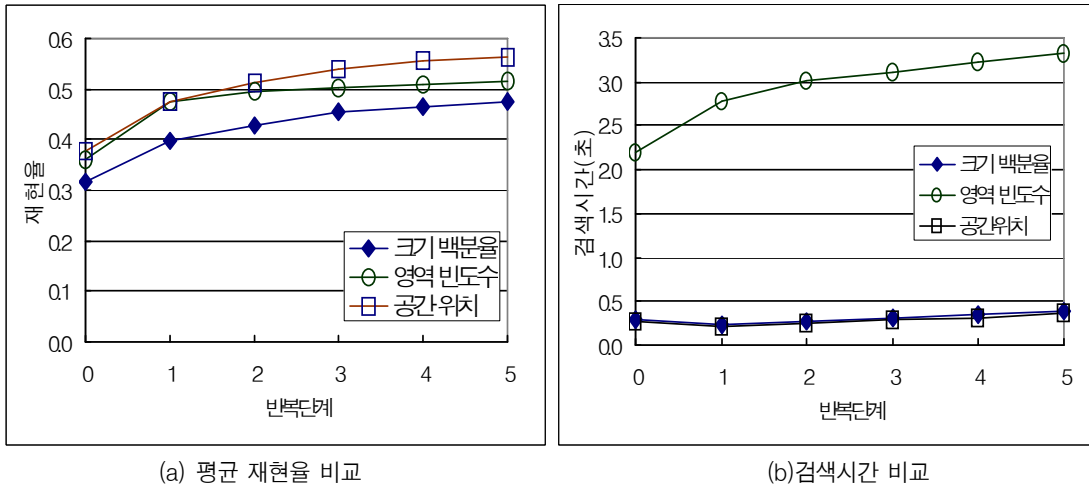
실험은 영역 기반 이미지 데이터베이스에서 k -Nearest Neighbor(k -NN) 질의를 위한 영역 가중치 기법을 평가하기 위해 시행되었다. 본 논문에서는 다중점 이동 RF를 이용하여 공간 위치를 사용하는 가중치 기법과 크기 백분율[5, 10]을 사용하는 가중치 기법, 그리고 영역 빈도수 가중치 기법을 각각 비교 하였다. 다중 점 이동 RF를 위해 동적인 영역 클러스터링 기법을 사용하였으며, 개별적인 영역 빈도수 가중치를 클러스터의 영역 빈도수 가중치로 교체하였다. 알고리즘은 Pentium-IV Celeron 2.4GHz CPU, 512M 메모리 사양의 Windows 2003 환경에서 수행되었다.

COREL 이미지 데이터베이스로부터 10,000개의 범용 이미지를 사용하여 실험 하였다. 선택된 10개의 카테고리로부터 40개의 임의의 초기 질의를 생성했다. 선택된 카테고리는 일몰, 해안, 동물, 비행기, 새, 나무, 꽃, 자동차, 사람, 과일 등이다. RF를 시뮬레이션하기 위해 고수준 카테고리 정보를 이용하였다. 이는 사용자가 저수준의 특성이 두드러지는 이미지가 아니라 고수준의 개념에 기초한 이미지를 검색하려 하기 때문이다. 즉, 초기 질의 이미지와 같은 카테고리의 이미지는 적합한 이미지로 고려된다.

질의 이미지 각각에 대해, 초기 질의 실행 외에 추가적인 5번의 피드백 반복이 수행되었다. 모든 측정값들은 40개의 질의에 대한 평균값을 나타낸다. k -NN질의가 유사도 기반 매칭을 위해 사용되었고 k 는 100으로 설정하였다. 본 연구는 동적인 영역 클러스터링을 사용하는 RF기반

RBIR시스템에 대한 평균 재현율을 공간 위치, 클러스터의 영역 빈도수, 각 영역에서의 크기 백분율 가중치 기법

유사도 값을 계산하기 위해 추가의 시간을 필요로 하기 때문이라 볼 수 있다. 이러한 결과는 공간 위치 가중치



(a) 평균 재현율 비교

(b) 검색시간 비교

그림 3. 성능 평가
Fig. 3 Performance evaluation

에 대해 각각 비교하였다. [그림 3(a)]에서 공간 위치 가중치 기법은 처음 반복 이후에 더 좋은 성능을 보이고 있다. 그리고 5번 반복 이후의 공간 위치 가중치의 평균 재현율은 크기 백분율의 평균 재현율에 비해 약 18%가량, 영역 빈도수에 비해 11%가량 높게 나타났다. 즉, 공간 위치 가중치는 11%와 18%의 성능향상을 보인 셈이다. 또한 [그림 3(a)]에 나타난 것처럼 5번의 실험을 통한 평균 재현율은 공간 위치 가중치는 35%, 크기 백분율 가중치는 30%, 영역 빈도수 가중치는 31%의 향상율을 보이고 있다. 이러한 결과에 따르면 공간 위치 가중치 기법은 최고의 재현율뿐만 아니라 가장 빠른 성능 향상율을 제공한다. 크기 백분율에 비해 성능이 우수한 이유는 RBIR로부터 피드백된 신호도 정보를 이용하여 영역의 중요도를 빠르게 학습하기 때문이다.

가중치 기법의 효율성을 증명하기 위해서, 공간 위치와 관련된 동적인 영역 클러스터링을 사용하는 RF기반 RBIR의 평균 검색 시간과 클러스터의 영역 빈도수 가중치와 그리고 크기 백분율 가중치의 평균 검색 시간을 비교하였으며 그 결과는 [그림 3(b)]와 같다. 공간 위치와 크기 백분율 가중치 기법의 평균 검색 시간은 5번의 반복 이후 영역 빈도수 가중치 기법의 평균 검색 시간의 1/10정도 이다. 이는 영역 빈도수 가중치 기법이 영역과 각각의 반복에서 나타나는 모든 관련 이미지들 사이의

기법이 효율성 면에서나 효과성 면에서 다른 가중치 기법에 비해 우수하다는 것을 보여준다.

VI. 결론

이 논문의 주된 기여도는 동적인 클러스터링을 포함하는 적합성 피드백에 공간 위치 가중치 기법을 적용하는 것이다. 공간 위치 가중치 기법은 또한 어떠한 RBIR시스템에도 적용될 수 있다. 제안된 가중치 기법은 사용자의 질의 개념을 더욱 정확하게 표현하도록 최근 단계의 적합한 이미지들에 가중치를 더 부여한다.

10,000개의 범용 이미지 데이터베이스에 따른 실험 결과는 제안된 가중치 기법이 효율성과 효과성 측면에서 다른 가중치 기법들에 비해 우수성을 지니고 있다는 것을 증명하고 있다.

Acknowledgment

본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT연구센터 육성 지원사업의 연구결과로 수행되었음.

참고문헌

[1] H. Hotelling, "Multivariate Quality Control In C", Eisenhart, M. W. Hastay, and W.A. Wallis, eds. Techniques of Statistical Analysis. N.Y., McGraw-Hill, 1947.

[2] Y. Ishikawa, R. Subramanya, C. Faloutsos, "MindReader: Querying databases through multiple examples", Proceedings of the 24th VLDB Conference, 218-227, New York, USA, 1998.

[3] F. Jing, M. Li, H. J. Zhang, B. Zhang, "Learning region weighting from relevance feedback in image retrieval", Proceedings of IEEE Intl. Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '02), Volume: 4, 4088-4091, 2003.

[4] D.-H. Kim, C. W. Chung, K. Barnard, "Relevance feedback using adaptive clustering for image similarity retrieval", Journal of Systems and Software, 78(1), 9-23, 2005.

[5] A. Natsev, R. Rastogu, K. Shim, "WALRUS: A similarity retrieval algorithm for image databases", In Proceedings of SIGMOD '99, Philadelphia, PA, 395-406, 1999.

[6] K. Porkaew, K. Chakrabarti, "Query Re_nement for Multimedia Similarity Retrieval in MARS", Proceedings of the 7th ACM Multimedia Conference, 235-238, Orlando, Florida, 1999.

[7] Y. Rui, T. Huang, S. Mehrotra, "Content-based image retrieval with relevance feedback in MARS", Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing '97, Santa Barbara, CA, October 1997.

[8] Y. Rubner, L.J. Guibas, C. Tomasi, "The earth mover's distance, Shimutildimensional scaling, and color-based image retrieval", Proc. ARPA Image Underatanding Workshop, 661-668, New Orelans, LA, May 1997.

[9] J. Shi and J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation", IEEE Transactions on Pattern

Analysis and Machine Intelligence, 22(8), 888-905, August 2000.

[10] J. Z. Wang, J.Li and G. Wiederhold, "SIMPLIcity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(9), 947-963, 2001

저자 소개



송재원

2005년 2월 : 성공회대학교 전산
정보학과 학사
2006년 ~ 현재 : 인하대학교 대
학원 석사과정
관심분야 : 데이터베이스, 데이터마
이닝, 정보검색



김덕환

2003.2 : 한국 과학 기술원 컴퓨터
공학 박사
2006~현재: 인하대학교 전자전기
공학부 부교수
관심분야: 멀티미디어, 데이터마이
닝, 정보검색, 임베디드시스템



이주홍

2001년 2월 : 한국 과학 기술원
컴퓨터 공학 박사
2002년 ~ 현재 : 인하대학교 컴
퓨터공학부 부교수
관심분야: 데이터마이닝, 데이터베
이스, 정보검색, 신경망, 기계학습