

# 특징벡터의 차원축약 기법을 이용한 2단계 내용기반 이미지검색 시스템

정희원 조 정 원\*, 최 병 옥\*\*

## Two-stage Content-based Image Retrieval Using the Dimensionality Condensation of Feature Vector

Jung-Won Cho\*, Byung-Uk Choi\*\* *Regular Members*

요 약

내용기반 이미지검색 시스템에서는 색인과정으로 색상, 형태 및 질감 등의 특징정보를 추출하여 데이터베이스에 저장한다. 전체 검색 시스템 내에서 탐색이라 함은 특징정보 데이터베이스를 이용하여 질의이미지와 유사한 특징정보를 갖는 이미지를 찾아나가는 부분 과정으로 정의할 수 있다. 본 논문에서는 내용기반 이미지검색 시스템에서의 새로운 2단계 탐색방법을 제안한다. 제안하는 방법은 사용자가 질의를 입력한 후 결과를 얻을 때까지의 반응시간 중 가장 큰 비중을 차지하는 유사도 비교시간인 탐색시간을 최소화하기 위해 Cauchy-Schwartz 부등식의 특성을 이용하여 미리 특징벡터의 차원을 축약하여 저장하고, 이를 사용하여 검색범위를 최소화함으로써 검색속도를 향상시킬 수 있다. 실험결과를 통해 차원축약 기법을 이용하는 2단계 검색방법으로 기존 상세검색 방법과 비교하여, 동일한 검색 적합성을 보장하면서 대용량의 이미지 데이터베이스에서 월등한 탐색속도 향상을 확인하였으며, 특징벡터가 더욱 고차원화 되고 이미지의 수가 더욱 늘어날수록 효과적이었다.

Key Words : CBIR; two-stage search; dimensionality condensation; fast retrieval.

### ABSTRACT

The content-based image retrieval system extracts features of color, shape and texture from raw images, and builds the database with those features in the indexing process. The search in the whole retrieval system is defined as a process which finds images that have large similarity to query image using the feature database. This paper proposes a new two-stage search method in the content-based image retrieval system. The method is that the features are condensed and stored by the property of Cauchy-Schwartz inequality in order to reduce the similarity computation time which takes a mostly response time from entering a query to getting retrieval results. By the extensive computer simulations, we have observed that the proposed two-stage search method successfully reduces the similarity computation time while maintaining the same retrieval relevance as the conventional exhaustive search method. We also have observed that the method is more effective as the number of images and dimensions of the feature space increase.

### I. 서 론

정보검색 시스템(information retrieval system)은 그 검색대상의 종류에 따라 텍스트검색, 이미지

검색, 비디오검색 시스템 등으로 나뉘어 나눌 수 있다. 이와 같은 검색 시스템들은 모두 각각에 대한 원 자료(raw data)를 수집하여 데이터의 특성에 기초하여 분석한 후, 탐색하기 쉬운 형태로 조직하는 색인

\* 한양대학교 전자통신전파공학과 멀티미디어 연구실 (bigcho@mlab.hanyang.ac.kr),

\*\* 한양대학교 정보통신대학 정보통신학부 (buchoi@mlab.hanyang.ac.kr)

논문번호 : 030084-0306, 접수일자 : 2003년 3월 6일

(indexing)과정을 거치게 된다. 내용기반 이미지검색(CBIR, content-based image retrieval) 시스템은 수집된 이미지에서 색상(color), 형태(shape) 및 질감(texture) 등의 특징(feature)정보를 자동으로 추출하여 저장한 후, 이를 사용하여 사용자가 원하는 이미지들을 찾아주는 시스템으로 정의할 수 있다<sup>[1][2]</sup>. 이러한 시스템에서의 평가 척도는 적합성(relevance)과 신속성이 주로 사용된다. 즉, 정보요구자인 사용자가 원하는 이미지와 유사한 이미지들을 정확하고 빠르게 검색해주는 시스템이 우수한 성능으로 평가받는다.

그림 1은 내용기반 이미지검색 시스템의 일반적인 구성을 보이고 있다. 이러한 시스템은 색인과정인 데이터베이스 구축단계와 사용자에게 의한 정보검색단계로 크게 분류할 수 있다. 적합한 이미지를 검색하되, 부적합한 이미지는 가능한 검색하지 않아야 함을 나타내는 지표로 사용되는 시스템의 적합성은 주로 이미지를 분석해서 특징정보를 추출하는 데이터베이스 구축단계에 의해 결정된다. 따라서 MPEG-7<sup>[3][4][5]</sup>을 비롯한 CBIR과 관련된 대부분의 연구에서는 이 단계에 초점을 두고, 보다 적합한 검

색결과를 제시하기 위한 노력을 기울여왔다. 검색대상이 되는 이미지의 종류와 범위를 한정하여 상표 검색, 원단검색 등과 같은 특정 응용 목적에 부합되는 특징정보를 기술하는 방법에 대한 연구나 각각의 특징정보를 혼합하고 차원수를 높여 적합성을 향상시키고자 하는 연구<sup>[1][2]</sup>들이 이에 해당한다. 그러나 일반 자연이미지를 검색대상으로 하는 이미지 검색 시스템에서 적합성을 높이기 위해 특징정보가 늘어나면 시스템의 신속성은 상대적으로 저하되기 마련이다. 시스템의 신속성을 평가하는 주요 기준을 사용자가 질의를 입력하고 검색결과를 확인할 때까지의 소요시간인 반응시간으로 정의할 수 있다. 실제로 이 반응시간의 대부분을 차지하는 것이 질의 이미지와 데이터베이스 내의 이미지간의 유사도를 비교하는 탐색시간이며, 특징벡터의 차원수가 높아지게 되면 유사도 비교 기준으로 많이 사용하고 있는 벡터내적식(inner product of vector)과 유클리디언(Euclidean) 거리의 경우, 특징벡터 각각의 요소(element)를 전부 비교식에 이용하기 때문에 탐색시간이 길어지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 고차원 벡터공간을 저차원으로 사상(mapping)하는 차원축소(dimensionality reduction)에 관한 연구가 진행되어 왔으며, 부-집합 선택(variable-subset selection)<sup>[6]</sup>, 다중차원 스케일링(multidimensional scaling)<sup>[7][8]</sup>, 기하 해싱(geometric hashing)<sup>[9][10]</sup> 등의 세 가지 방법으로 대표되고 있다.

부집합 선택은 원 특징벡터의 기저벡터들을 선형 변환에 의하여 사상시켜서 변화량(variance)이 적은 기저를 대상으로 차원을 줄인다. KLT(Karhunen-Loeve transform), SVD(singular value decomposition), PCA(principle component analysis) 등의 방법이 이에 속하며, 데이터에 종속적이고 계산량이 많다는 단점을 가지고 있다. 다중차원 스케일링은 적절한 기저함수의 선형적인 조합으로 특징벡터를 고차원에서 저차원으로 줄인다. SOM(self-organized map)을 이용해 클러스터링을 한 후에 각 클러스터에 대해 선형 PCA를 적용시키는 비선형 PCA와 특징벡터를 고차원 벡터공간의 점으로 간주하여 이 점을 보다 적은 직교 방향의 저차원으로 사상시키는 FastMap 과 같은 방법으로, 계산량은 선형적인 방법인 부집합 선택보다 훨씬 더 많다. 마지막으로 기하 해싱은 이미지의 정보를 기하학적인 관계에 의한 특징 점들로 표현을 하고, 이것을 동일한 크기의 해시 테이블에 저장을 한다. 차원축소는 해싱함수에 의해 이루어지는데 함

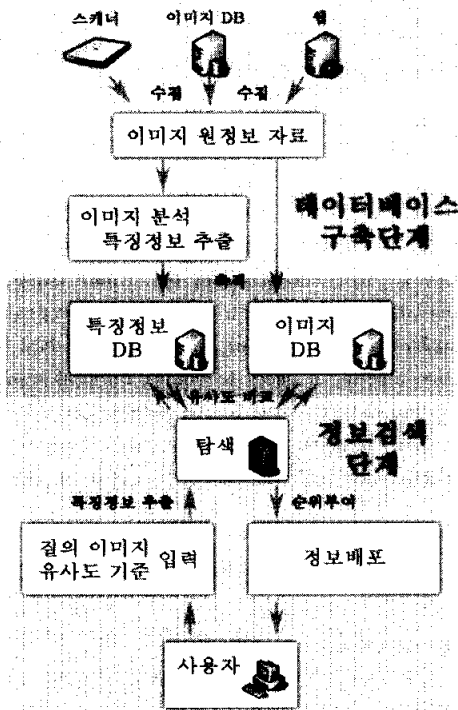


그림 1. 내용기반 이미지검색 시스템의 구성  
Figure 1. Block diagram of the CBIR

수설계가 복잡하고, 원 특징벡터가 저차원일 경우에만 사용할 수 있다는 제한이 있다.

특징벡터의 차원을 축소하는 이러한 방법들은 검색순위에 영향을 미치거나 탐색구조(search space metric structure)를 변화시키는 문제점이 있고, 축소 사상된 저차원의 특징정보를 이용하기 때문에, 전체 차원의 원 특징벡터를 대상으로 상세검색했을 경우의 적합성을 그대로 보장할 수가 없다는 단점이 있다.

본 논문에서는 고차원의 원 특징정보를 사용하여 상세검색하는 일반적인 CBIR 시스템의 적합성을 그대로 유지하면서, 유사도 비교시간인 탐색시간을 최소화하기 위한 새로운 축약 2단계 탐색방법을 제안한다. 이 방법은 데이터베이스 구축단계에서 유사도 비교식과 Cauchy-Schwartz 부등식의 특성을 이용하여 고차원의 특징벡터를 저차원으로 축약하고, 별도의 축약 특징벡터 데이터베이스에 미리 저장하여, 이를 탐색과정에서 첫 번째 단계에 적용함으로써 두 번째 단계의 유사도 비교대상이 되는 후보이미지의 수를 최소화한다. 여기서 선정되는 축약된 특징정보를 사용해서 얻어진 후보이미지 집합에는 기존 상세검색 방법(conventional exhaustive search method)에 의한 검색결과와 집합을 반드시 포함하게 된다. 따라서, 두 번째 단계에서 그 후보이미지들만을 가지고 원래의 고차원 특징벡터를 사용하여 상세검색과 동일한 과정을 수행하면, 데이터베이스 내의 전체이미지를 대상으로 그림 1의 정보검색 단계를 수행한 결과와 비교하여 시스템의 적합성을 평가하는 주요 척도인 정확도(precision), 재현율(recall) 등을 동일하게 유지하고, 역시 검색결과에 대한 동일한 순위(rank)를 얻으면서 월등하게 유사도 비교시간인 탐색시간을 줄일 수 있다. 논문에서는 유사도 비교기준을 벡터내적식과 유클리디언 거리식 각각에 대해 적용하였다.

## II. 특징벡터의 축약과 2단계 검색

Cauchy-Schwartz 부등식을 식 1과 같이 표현할 수 있다.

$$\sqrt{\left\{ \sum_j (q_j)^2 \right\} \left\{ \sum_j (a_j)^2 \right\}} \geq \sum_j q_j a_j \quad (1)$$

여기서,  $q_j$  와  $a_j$  는 0부터 1사이의 값을 갖는, 각각 질의이미지와 데이터베이스 내의 이미지에 대한 특징벡터의  $j$  번째 요소를 의미한다. 식 1의 부등호를 기준으로 오른쪽 편(RHS, right-hand side)은

일반적으로 유사도를 계산하는데 이용되는 벡터내적의 형태로 나타나고 있다. 식 1이 모든 실수에 대해서 항상 성립하는 절대부등식이기 때문에, 식 1의 RHS에서 질의이미지와 임의의 이미지의 내적값이 사용자가 제시하는 유사도 기준인  $\alpha$  보다 크다면, 반드시 식 1의 LHS(left-hand side)도  $\alpha$  보다 크게된다.

그림 2는 축약된 특징정보를 사용하는 2단계 검색방법의 구성도이다. 그림 2의 (가)와 (나) 부분은 각각 1단계 검색과 2단계 검색을 표현하고 있다. 데이터베이스 내의  $N$  개의 이미지 각각에 대해 (가)의 축약된 특징벡터의 차원을  $L$ , (나)에서 원 특징벡터의 차원을  $M$  으로 나타내었다.  $q_j$  ( $1 \leq j \leq M$ ) 는 질의이미지에 대한 원 특징벡터의  $j$  번째 요소이며, 질의이미지의 축약된 특징벡터의  $j$  번째 요소는  $c_j$  ( $1 \leq j \leq L$ ) 로 표현하였다. 또한  $a_{i,j}$  ( $1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M$ ) 는 데이터베이스 내의  $i$  번째 이미지에 대한 원 특징벡터의  $j$  번째 요소를,  $r_{i,j}$  ( $1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq L$ ) 는 축약된 특징벡터의  $j$  번째 요소를 의미한다.  $1 \leq j \leq L$  의 범위에서 축약 특징벡터의 요소들은 식 2를 통하여 얻는다.

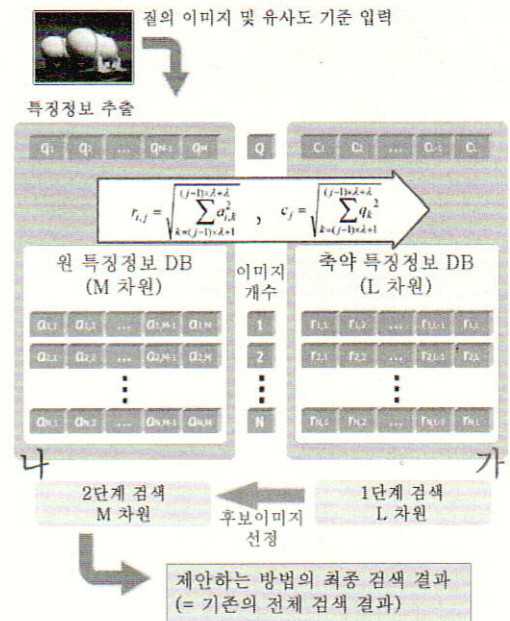


그림 2. 2단계 검색방법의 구성도  
Figure 2. Schematic diagram of the proposed two-stage search method

$$c_j = \sqrt{\sum_{k=(j-1)\lambda+1}^{(j-1)\lambda+\lambda} a_{k,j}^2}, r_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=(j-1)\lambda+1}^{(j-1)\lambda+\lambda} a_{i,k}^2} \quad (2)$$

식 2에서  $\lambda$ 는  $M/L$ 으로 정의되는 축약 비율 (condensation ratio)을 의미한다.

축약 비율인  $\lambda$ 가 커지면 축약 특징벡터의 차원인  $L$ 이 작아져, 축약된 특징정보를 저장하는 데이터베이스의 용량은 줄일 수 있으나, (가)에서의 첫 번째 단계의 검색에 소요되는 시간은 단축되는 반면 후보이미지의 개수가 증가함에 따라 고차원의 원 특징정보를 사용하는 두 번째 단계의 처리 시간이 늘어나게 되며,  $\lambda$ 가 작아지면 그와는 반대의 현상이 나타난다. 이러한 결과로 미루어 유사도 비교시간을 최소화하는 최적의  $\lambda$ 가 존재하게 됨을 예상할 수 있다. (그림 5 참조)

본 논문에서는  $\lambda$ 를  $2 \leq \lambda \leq M/2$ 의 범위에서 2의 멱승값으로 선정하였다. 축약을 하지 않는  $\lambda=1$ 이나  $L$ 이 1이 되는  $\lambda=M$ 인 극단적인 경우는 제안하는 2단계 검색방법을 통한 검색범위의 최소화를 기대할 수가 없기 때문에 고려 대상에서 제외하였다.

유사도 비교를 벡터내적식을 이용하고, 사용자가 질의 이미지와 함께 제시하는 0과 1사이의 유사도 기준 점수를  $\alpha$ 라고 하면, 식 1에 식 2를 적용하여 각  $i$ 번째 이미지에 대해 식 3과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sqrt{\left\{ \sum_{j=1}^L (c_j)^2 \right\} \left\{ \sum_{j=1}^L (a_{i,j})^2 \right\}} \geq \sum_{j=1}^L c_j r_{i,j} \geq \sum_{j=1}^L a_j a_{i,j} \geq \alpha \quad (3)$$

모든  $i$ 에 대해서, 그림 2의 (가)에서의 첫 번째 단계 검색에서는 식 4를 통해 후보이미지들을 선정하게 된다.

$$\sum_{j=1}^L c_j r_{i,j} \geq \alpha \quad (4)$$

제안하는 2단계 검색방법의 최종 결과는 그림 2의 (나)와 같이 첫 번째 단계의 후보이미지로 선정된 이미지들만을 대상으로 두 번째 단계에서 식 5를 적용하여 얻는다.

$$\sum_{j=1}^M a_j a_{i,j} \geq \alpha \quad (5)$$

식 3으로부터, 식 4의 조건이 식 5의 조건을 위한 필요조건(necessary condition)임이 명확하기 때문에, 모든  $i$ 에 대해 첫 번째 단계에서 식 4를 만족하는 진리집합인 후보이미지 집합은, 모든  $i$ 에 대

해 원 특징벡터를 이용하는 식 5를 만족하는 진리집합인 상세검색에 의한 결과이미지 집합을 반드시 포함하게 된다. 따라서, 후보이미지 집합에 포함된 이미지만을 대상으로 식 5를 (나)의 두 번째 검색단계에 적용하면 상세검색과 완전히 동일한 결과를 얻게 된다.

본 논문에서는 상세검색 결과와의 적합성을 보장하지 못하는 기존의 차원축소 방법과 구분지어, 적합성을 보장하면서 고차원의 특징벡터를 저차원으로 사상하는 방법을 차원축약(dimensionality condensation)이라 정의한다.

유사도 비교를 유클리디언 거리식을 이용할 경우에는 사용자가 제시하는 유사도 기준 거리값을  $\beta$ 라 할 때, (가)의 첫 번째 단계에서 식 6을 만족하는 후보이미지들을 선정하고, (나)의 두 번째 단계에서 식 7을 만족하는 이미지들을 최종 검색결과로 선정하여 적용할 수 있다.

$$\sqrt{\sum_{j=1}^L (c_j - r_{i,j})^2} \leq \beta \quad (6)$$

$$\sqrt{\sum_{j=1}^M (a_j - a_{i,j})^2} \leq \beta \quad (7)$$

식 6과 식 7의 조건은 식 1에서의 Cauchy-Schwartz 부등식을 모두 만족한다.

### III. CSD를 이용한 색상 특징정보 추출

CSD(color-structure descriptor)<sup>[11]</sup>는 색상 히스토그램 정보와 색상의 구조정보를 동시에 표현하는 색상 특징기술자이다. 색상 히스토그램 정보는 특정한 색을 가진 이미지 픽셀의 상대 빈도수로 표현되고, 색상 구조 정보는 특정한 색을 가진 이미지 샘플을 포함하는 구조적 엘리먼트(SE, structuring element)의 상대 빈도수로 표현된다. 이러한 색상 구조 정보는 색상 히스토그램 정보가 표현하지 못하는 색상의 공간적 분포를 표현할 수 있다.

CSD의 특징정보는 전체 이미지 영역에 대하여 SE를 이동시키면서 SE내에 포함되어 있는 이미지 샘플의 색상에 해당하는 히스토그램 빈을 증가시키는 과정을 통하여 얻을 수 있다. 일반적으로 SE는 8x8 블록을 사용한다.

예를 들어 그림 3에서 히스토그램 빈이 8개라고 가정하고, 8x8 SE 내부에는 C1, C3, C7의 히스토그램 빈에 해당하는 색상이 포함되어 있다. 이때 SE내에 포함되어 있는 색상에 해당하는 히스토그램 빈 C1, C3, C7을 각각 하나

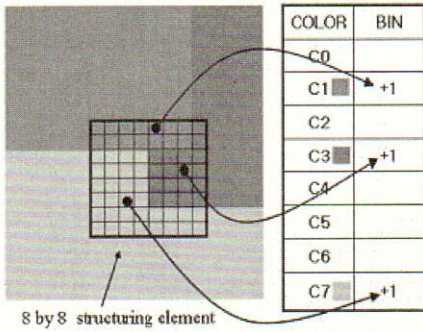


그림 3. 특징기술자의 추출 방법  
Figure 3. Color-structure histogram descriptor extraction

씩 증가시킨다. 이러한 과정이 SE가 전체 영역을 이동하면서 이루어지게 되면 지역적으로 집중되어 있는 색상은 해당 히스토그램 빈을 다수에 걸쳐 증가시키게 된다. 결과적으로 CSD는 색상 히스토그램 정보를 포함하는 동시에 색상의 공간적인 밀집도를 나타내는 구조 정보가 포함된 색상 특징정보를 표현하게 된다.

#### IV. 실험 결과

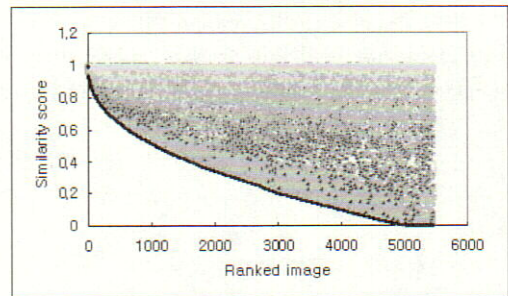
실험을 위해 III장에서 설명한 MPEG-7의 CSD를 사용하였다. 또한, MPEG-7에서 칼라 특징기술자의 성능을 평가하는데 사용되는 5,466 장의 이미지들로 구성된 CCD(common color dataset)와 50 장의 CCQ(common color queries)를 대상으로 Windows 2000의 Pentium III-700 PC 환경에서 실험하였다.

기존 차원축소에 관한 연구들이 고차원의 원 특징정보를 모두 사용하는 상세검색과 비교하여 저차원의 축소된 특징벡터만을 이용하기 때문에, 검색 적합성의 손실을 감안하고 검색속도의 향상을 목적으로 하고 있는 반면, 본 논문의 목적은 기존 상세검색과 비교하여 완전히 동일한 적합성을 보장하면서 유사도 비교시간인 탐색시간을 최소화하는데 있다. 그렇듯 특징벡터의 차원축소와 관련된 연구들은 상세검색과의 동일한 적합성을 보장할 수 없을뿐더러, 차원축소 방법 자체가 특징벡터에 종속적인 특성을 가지고 있어 동일한 환경에서의 비교실험이 불가능하다. 따라서, 본 논문에서는 제안하는 방법과 기존의 고차원 특징정보를 사용하는 상세검색 방법과의 적합성을 보장할 수 있음을 보이기 위한 실험과 탐색속도에서의 비교 실험을 진행하였다.

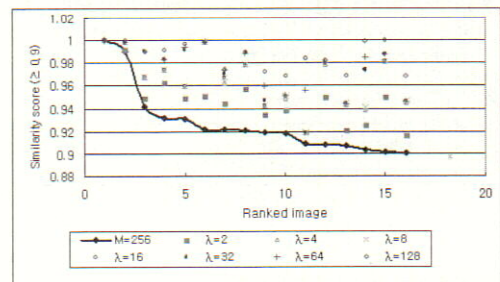
기존 상세검색 방법과의 동일한 적합성의 보장은

제안하는 방법의 첫 번째 단계에서 선정하는 후보 이미지의 집합에 상세검색의 결과이미지 집합이 반드시 포함되기 때문에 가능하다. 두 번째 단계에서는 그 후보이미지 집합만을 대상으로 상세검색과 마찬가지로 질의와 후보이미지들 간에 고차원의 원 특징정보를 사용하여 유사도비교를 수행하므로, 최종적인 검색결과는 상세검색 결과와 완전히 동일하게 된다. 결국, 첫 번째 단계로부터 얻어지는 후보이미지 집합에 상세검색 결과이미지 집합이 반드시 포함됨을 보여줌으로써 적합성의 동일함을 보장할 수 있다. 이를 이미 식 3으로부터, 식 4의 조건이 식 5의 조건을 만족하기 위한 필요조건임을 나타내고, 각 조건을 만족하는 진리집합의 포함관계에 대한 설명을 통해 II장에서 증명하였다. 이와 더불어, 본 논문에서는 MPEG-7에서 공식적으로 사용되는 실험데이터를 대상으로 직접 실험을 통해 확인하였다.

그림 4는 상세검색의 유사도비교를 통해 얻어진



(a)



(b)

그림 4. 상세검색의 순위별 결과이미지에 대한 제안하는 방법의 첫 번째 단계를 적용한 유사도점수의 분포

(a) 5,466CCD 전체(굵은실선-상세검색의 유사도 점수)

(b) 유사도점수가 0.9이상인 (a)의 일부

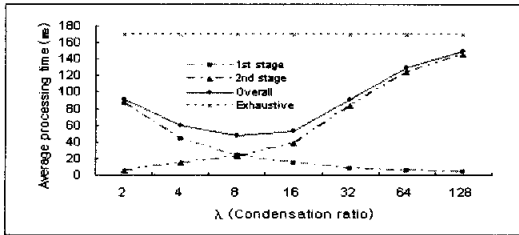
Figure 4. Similarity score distribution of the first stage for ranked images from the conventional exhaustive search method

(a) All images of CCD (Thick line - similarity score from the conventional exhaustive search method)

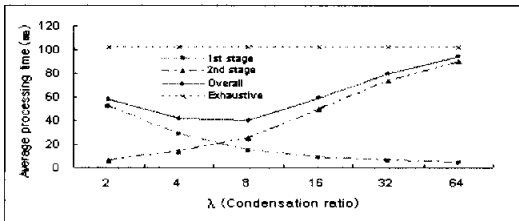
(b) Part of similarity score 0.9 and above in (a)

유사도점수를 기준으로 내림차순으로 먼저 정렬하고, 각 이미지에 대해 2단계 검색방법 중 첫 번째 단계에서 모든  $\lambda$ 에 대해 얻어진 유사도점수의 분포를 나타낸 그림이다. 그림 4의 결과로부터 CCD 전체 이미지에 대해, Cauchy-Schwartz 부등식의 특성에 따라 고차원의 원 특징정보를 이용하여 얻은 유사도 점수보다 저차원의 축약된 특징정보를 이용하여 얻은 유사도 점수가 항상 크다는 것을 확인할 수 있다. 따라서, 사용자가 제시하는 유사도 기준인  $\alpha$ 보다 큰 이미지들을 선정하여 얻어진 후보이미지 집합에는 반드시 상세검색의 결과이미지 집합이 포함되게된다. 이러한 결과와 함께, 50개의 질의로 이루어진 CCQ 전체에 대해 상세검색의 결과와 제안하는 축약 2단계 검색결과가 같은 정확도와 재현율, 순위를 얻음을 확인하였다.

그림 5는 벡터내적식을 이용하고 유사도기준  $\alpha=0.8$ 에서, 원 특징정보의 차원이 (a)  $M=256$ , (b)  $M=128$ 인 경우에 대해, 각각의 축약 비율  $\lambda$ 에 따라 제안하는 축약 2단계 검색방법에 소요되는 CCQ 50개의 질의에 대한 평균 유사도 비교시간을 보이고 있다. 그림 5로 부터  $\lambda$ 가 변화됨에 따라 첫 번째 단계와 두 번째 단계 사이에 상반관계(trade-off)가 보임을 확인하였으며, 예상했던 대로 유사도 비교시간인 탐색시간을 최소화할 수 있는 최적의  $\lambda$ (본 논문의 실험에서는  $\lambda=8$ )가 존재함을 실험을 통해 알 수 있었다.



(a)



(b)

그림 5. 각각의  $\lambda$ 에 따른 유사도 비교시간

(a)  $M=256$ , (b)  $M=128$

Figure 5. The average processing time for similarity computation with respect to different  $\lambda$

(a)  $M=256$ , (b)  $M=128$

표 1.  $\lambda$ 의 변화에 따른 상대적인 처리시간

Table 1. The relative processing time for different values of  $\lambda$

$\lambda$	벡터내적		유클리디언 거리	
	$M=256$	$M=128$	$M=256$	$M=128$
2	53.85%	56.86%	54.76%	55.77%
4	34.91%	41.18%	34.52%	40.38%
8	27.81%	39.22%	27.38%	38.46%
16	31.36%	57.84%	29.76%	57.69%
32	53.85%	78.43%	52.38%	78.85%
64	76.92%	92.16%	77.38%	92.31%
128	88.17%	—	86.90%	—

유사도 비교식으로 벡터내적식과 유클리디언 거리식을 각각 적용하여,  $\lambda$ 의 변화에 따른 상대적인 처리시간의 비율을 표 1에 나타내었다. 여기서의 비율은 상세검색에 대한 축약 2단계 검색의 유사도 비교시간의 비율을 의미한다. 표 1의 결과로부터, 두 유사도 비교식을 각각 적용하여 얻은 결과가 비슷하게 나타남을 확인할 수 있다.

또한, 원 특징벡터의 차원인  $M$ 이 커짐에 따라 상세검색과 비교하여 유사도 비교시간의 향상이 더욱 커짐을 알 수 있다. 그 이유는  $M$ 이 커짐에 따라 첫 번째 단계로부터 얻어지는 후보이미지들의 수가 줄어들어, 고차원의 원 특징정보를 이용하는 두 번째 단계의 처리시간을 줄일 수 있기 때문이다. 이렇듯 축약 2단계 검색방법에서 유사도 비교시간을 줄이기 위해서는 첫 번째 단계에서 얻어지는 후보이미지의 수를 최소화하여, 두 번째 단계의 처리시간을 줄이는 것이 중요하다.

## V. 결론

내용기반 이미지검색 시스템의 검색대상인 이미지의 수가 증가하고 있고, 사용자의 보다 정확한 정보검색 결과에 대한 욕구도 더불어 커지고 있는 시점에서 검색속도 향상에 관한 노력은 꼭 필요하다.

본 논문에서는 일반적인 CBIR 시스템의 상세검색 방법과 비교하여 동일한 적합성을 보장하면서, 검색속도 향상을 위한 축약 2단계 검색방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 원 특징정보의 차원수가 크면 클수록, 또 이미지의 수가 늘어남에 따라 늘어날수록 더욱 좋은 성능을 보임을 실험을 통해 확인하였다. 따라서 검색 시스템이 갖고 있는 적합성과 검색 속도간의 상반관계를 해결할 수 있는 발단이 될 것으로 기대되며, 검색대상이 되는 이미지의 수가 나날이 증가하고 특징벡터가 고차원화 되가는 실정에

서 더욱 활용도가 커질 것이다. 또한, 내용기반 이미지검색 분야 외에 벡터내적식과 유클라디언 거리식이 유사도 비교식으로 사용되는 기타 정보검색 응용에도 기여할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Yong Rui, Thomas S. Huang, and Shih-Fu Chang, "Image Retrieval: Current Techniques, Promising Directions, and Open Issues," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 10, pp. 39-62, Mar. 1999.

[2] 이성환, "내용 기반 영상 및 비디오 검색 기술," '98 지능기술 튜토리얼 발표자료집, pp. 57-98, May 1998.

[3] MPEG Requirements Group, *MPEG-7 context, objectives and technical roadmap, Doc. ISO/MPEG N2729*, MPEG Seoul Meeting, Seoul, Korea, Mar. 1999.

[4] MPEG Requirements Group, *MPEG-7 applications document v.8, Doc. ISO/MPEG N2728*, MPEG Seoul Meeting, Seoul, Korea, Mar. 1999.

[5] MPEG Multimedia Description Scheme Group, *MPEG-7 multimedia description schemes WD (version 2.0), Doc. ISO/MPEG N3247*, MPEG Noordwijkerhout Meeting, The Netherlands, Mar. 2000.

[6] B. Bonnländer and A. Weigend, "Selecting input variables using mutual information and nonparametric density estimation," *Proc. of International Symposium on Artificial Neural Networks*, Taiwan, pp. 312-321, Dec. 1994.

[7] M. Beatty and B. Manjunath, "Dimensionality reduction using multidimensional scaling for content-based retrieval," *Proc. of IEEE International Conference Image Processing*, USA, pp. 835-838, Oct. 1997.

[8] C. Faloutsos and K.-I. Lin, "FastMap: a fast algorithm for indexing, data-mining, and visualization of traditional and multimedia data sets," *Proc. of 1995 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, USA, pp. 163-174, May 1995.

[9] A. Califano and R. Mohan, "Multidimensional

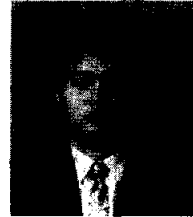
Indexing for Recognizing Visual Shapes," *IEEE trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 4, pp. 373-392, Apr. 1994.

[10] H. Wolfson, "Geometric hashing," *IEEE Computation Science & Engineering*, Vol. 4, Issue 4, pp.10-21, Dec. 1997.

[11] B. Mamjunath, et. al., "Color and Texture Descriptors," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 11, No. 6, pp. 703-715, June 2001

조 정 원(Jung-Won Cho)

정회원



1996년 2월 : 인천대학교 정보통신공학과 (공학사)  
 1998년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과 (공학석사)  
 2002년 2월 : 한양대학교 전자통신전파공학과 (박사수료)  
 1999년~현재 : 한양대학교 및 한양여자대학 강사

<주관심분야> 멀티미디어 정보검색, 멀티미디어 콘텐츠 처리 및 보안, 자연 언어 처리, 웹 기반 시스템

최 병 욱(Byung-Uk Choi)

정회원



1973년 : 한양대학교 전자공학과 (공학사)  
 1978년 : 일본 경응의숙대학(KEIO) 전기공학과 (공학석사)  
 1981년 : 일본 경응의숙대학(KEIO) 전기공학과 (공학박사)

1981년~현재 : 한양대학교 정보통신대학 정보통신학부 교수  
 1986년 : 미국 Univ. of Maryland 방문교수  
 1997년 : 미국 Univ. of Virginia 방문교수  
 2000년~2002년 : 한양대학교 총무처장  
 2002년~현재 : 한양대학교 정보통신대학 학장 및 정보통신대학원 원장

<주관심분야> 영상처리, 멀티미디어 공학, 웹 기반 시스템