

論文2003-40CI-3-6

## 특징벡터의 클러스터링 기법을 통한 2단계 내용기반 이미지검색 시스템

### (Two-phase Content-based Image Retrieval Using the Clustering of Feature Vector)

趙正元\*, 崔炳旭\*\*

(Jung-Won Cho and Byung-Uk Choi)

#### 요약

내용기반 이미지검색이란 색상, 형태 및 질감 등의 저-수준 특징정보를 이용하여 이미지 데이터베이스를 구축하고, 이미지에 대한 검색요구가 발생했을 때 사용자가 찾고자 하는 이미지와 유사한 이미지를 제공하는 시스템으로 정의된다. 데이터베이스의 구축시간과 사용자가 질의를 입력한 후 결과를 얻을 때까지의 반응시간을 나누어 고려할 때, 사용자는 반응시간에 보다 관심을 갖는 것이 일반적이다. 내용기반 이미지검색 시스템에서 질의이미지와 데이터베이스 내의 이미지와의 유사도 비교시간이 전체 반응시간 중에서 가장 큰 비중을 차지한다. 본 논문에서는 이러한 유사도 비교시간을 최소화하기 위해 특징벡터의 클러스터링 기법을 적용한 2단계 탐색방법을 제안한다. 실험 결과를 통해 제안하는 2단계 탐색방법으로 대용량의 이미지 데이터베이스 내의 전체 이미지에 대한 원 특징정보와 비교하는 전체검색에 비해, 동일한 적합성을 보장하면서 평균적으로 2배 이상의 검색속도 향상을 확인하였으며, 이미지의 수가 더욱 커질수록 효과적임을 입증하였다.

#### Abstract

A content-based image retrieval(CBIR) system builds the image database using low-level features such as color, shape and texture and provides similar images that user wants to retrieve when the retrieval request occurs. What the user is interest in is a response time in consideration of the building time to build the index database and the response time to obtain the retrieval results from the query image. In a content-based image retrieval system, the similarity computing time comparing a query with images in database takes the most time in whole response time. In this paper, we propose the two-phase search method with the clustering technique of feature vector in order to minimize the similarity computing time. Experimental results show that this two-phase search method is 2-times faster than the conventional full-search method using original features of all images in image database, while maintaining the same retrieval relevance as the conventional full-search method. And the proposed method is more effective as the number of images increases.

**Keywords** : CBIR, Two-phase search method, Clustering, Fast retrieval

\* 正會員, 漢陽大學校 電子通信電波工學科

(Department of Electrical and Computer Engineering,  
Hanyang University)

(Division of Information and Communications,  
Hanyang University)

\*\* 正會員, 漢陽大學校 情報通信大學 情報通信學部

接受日字:2003年3月19日, 수정완료일:2003年5月6日

1. 서론

멀티미디어 정보검색에 있어서의 주요 관심은 사용자가 원하는 멀티미디어 데이터를 빠르고 정확하게 찾아주는데 있다. 더욱이, 검색대상이 되는 멀티미디어 데이터의 종류와 양이 나날이 증가되고 있음을 고려할 때 검색 시스템의 속도 및 적합성(relevance)의 향상을 위한 노력이 무엇보다 중요하다 하겠다. 인터넷의 대중화와 초고속 정보통신망의 구축은 사용자로 하여금 기본적인 문자 기반의 정보 수집에서 눈으로 확인하고 귀로 듣는 멀티미디어 데이터를 통한 정보취득으로의 요구 변화를 불러일으키는 계기가 되었다. 이러한 변화에 맞추어 원하는 정보를 빠르고 정확하게 찾고자 하는 정보검색 기술의 발전도 그 검색 대상이 텍스트 데이터를 비롯한 다양한 멀티미디어 데이터로 확대되었다. 그 가운데 내용기반 이미지검색 기술은 색상(color), 형태(shape), 질감(texture) 등의 특징(feature)정보를 사용하여 사용자가 제시하는 질의이미지와 유사한 특징정보를 갖고 있는 이미지를 검색해주는 것을 말한다<sup>1)</sup>. 이러한 특징정보는 영상처리 기술을 통해 자동으로 추출하여 사용하므로 주석에 기반한 이미지검색 기술의 단점으로 지적되는 특징정보에 대한 주관성 개입, 비밀관성 등의 문제를 해결할 수 있다.

내용기반 이미지검색 시스템을 평가하는 주요 요소인 적합성과 검색속도는 일반적으로 역의 상관관계를 보인다. 즉, 적합성을 높이고자 하면 검색속도가 느려지고, 검색속도를 향상시키고자 하면 적합성이 떨어지는 경향이 나타난다<sup>3)</sup>. 따라서 검색속도 보다는 적합성에 초점을 두고 보다 정확한 검색결과를 얻기 위한 특징정보 서술자에 관한 연구나, 적합성을 어느 정도 유지하면서 검색속도를 향상하기 위해 고차원의 특징정보를 저차원으로 사상(mapping)시키는 차원 축소(dimensionality reduction) 등의 연구결과가 주를 이루고 있다. 차원 축소에 관한 연구는 사상 형태에 따라 부분집합 선택(variable-subset selection)<sup>4)</sup>, 다중차원 스케일링(multidimensional scaling)<sup>5, 6)</sup>, 기하 해싱(geometric hashing)<sup>7, 8)</sup> 등의 세 가지 방법으로 대표되고 있다. 그러나 이러한 방법들은 검색결과에 대한 순위부여에 영향을 미쳐 원 특징정보(original features)를 이용한 검색결과와 비교하여 순위가 바뀌거나, 탐색구조(search space metric structure)를 변화시켜 적용을 달리해야하

는 등의 문제점이 있다. 이에 본 논문에서는 차원 축소와 같은 접근방법 대신, 일반 자연영상을 대상으로 간단한 색인구조(indexing structure)를 갖는 내용기반 이미지검색에서 색인구조의 변경 없이 정확도(precision), 재현율(recall) 및 검색결과 순위 등의 적합성에 대한 평가척도에 대해 100% 동일한 성능을 보장하면서 월등하게 검색속도를 향상시키기 위한 클러스터링 기법을 적용한 2단계 탐색방법을 제안한다.

<그림 1>의 내용기반 이미지검색 시스템의 구성도에 나타난 바와 같이, 시스템은 수집된 이미지들의 특징정보를 추출하여 데이터베이스에 저장하는 이미지 특징 데이터베이스의 구축단계와 사용자로부터 질의를 받아 데이터베이스 내의 각 이미지와의 특징정보 비교를 통해 일정 기준 이상의 유사한 이미지를 결과로 제시해주는 정보검색 단계로 나눌 수 있다. 데이터베이스의 구축단계는 사용자가 시스템과 상호작용(interaction)하는 정보검색 이전 단계로서 정보검색 단계의 반응시간(response time)에 직접적인 영향을 주지는 않는다. 여기서 반응시간이라 함은 내용기반 이미지검색 시스템에서 사용자가 질의를 입력한 이후부터 검색결과를 얻을 때까지의 소요시간으로 정의한다. 이 반응시간의 대부분은 질의이미지로부터 얻어진 특징벡터와 데이터

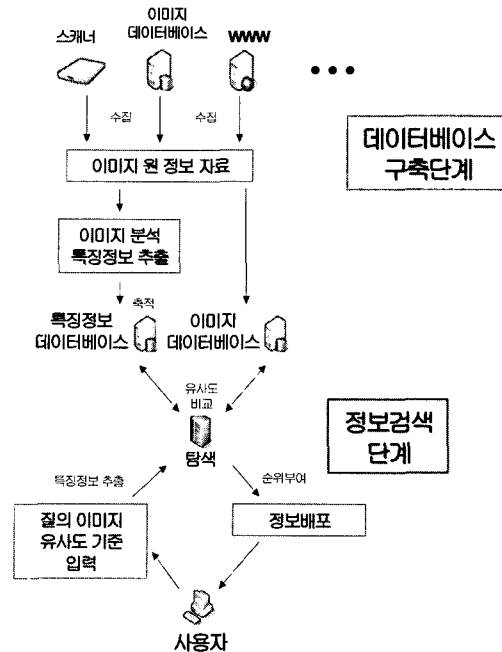


그림 1. 내용기반 이미지검색 시스템의 구성  
Fig. 1. Block diagram of CBIR.

베이스 내의 각 이미지들의 특징벡터들과의 유사도 비교 시간(similarity computing time)이 차지한다. 더욱이 특징벡터의 차원수가 높고, 데이터베이스 내의 이미지의 수가 많을수록 유사도 비교 시간이 길어져 결국 시스템의 반응시간이 느려지는 결과로 이어지게 된다. 본 논문에서는 이러한 유사도 비교 시간을 최소화하기 위한 방안으로 특징벡터에 클러스터링 기법을 적용하여 유사 이미지 그룹별로 데이터베이스를 구축한 후, 정보검색 단계에서 2단계로 탐색(search)하는 방법을 제안한다. 즉, 데이터베이스 구축단계에서는 미리 유사한 이미지들을 묶어 그룹화한 다음 각 그룹의 대표벡터를 설정하고, 이후 사용자의 검색요구 발생시 1단계 대표검색을 통해 질의이미지와 각 그룹의 대표벡터간의 유사도를 평가하며, 이를 통해 얻어진 결과로 제한하여 2단계 상세검색을 진행하면, 일반적인 데이터베이스 내의 전체 이미지에 대한 모든 원 특징정보(original features)와 비교하는 전체 검색 방법에 비해 정확도, 재현율 및 순위 등에 영향을 미치지 않고 검색 속도를 향상시킬 수 있다. 본 논문에서 제안하는 2단계 탐색방법론은 이미지의 수가 매우 큰 대용량 데이터베이스에 적용시 M차의 다단계 멀티 클러스터링(M-level multi-clustering) 과정을 통해 M단계 탐색(M-phase search)으로 확장할 수 있어 그 활용도가 매우 높다. 또한, 내용기반 이미지검색 분야 외에 시스템에 입력되는 질의와 유사한 결과를 찾고자하는 기타 정보검색 응용에 크게 기여할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 클러스터링 기법을 적용하여 데이터베이스를 구축하는 과정 및 관리에 대해 기술하고, III장에서는 검색속도 향상을 위한 2단계 검색 방법과 적합성을 떨어뜨리지 않기 위한 그룹 경계 보정에 대해 기술한다. IV장에서는 본 논문에 적용한 특징정보에 대해 설명하며, V장에서 제안한 방법을 사용한 실험결과를 보이고 그 결과에 대해 논의한다. 끝으로 VI장에서 결론을 맺는다.

## II. 클러스터링 기법을 적용한 색인 데이터베이스의 구축과 관리

수집된 이미지로부터 특징정보를 추출하고 데이터베이스에 1차 저장한 후, 클러스터링 과정을 통해 특징벡터가 유사한 이미지들을 그룹화하고, 각 그룹을 대표하는 대표특징벡터를 설정한다.

### 1. K-means 알고리즘

K-means 알고리즘은 클러스터 검출에서 가장 보편적으로 이용되는 방법으로 사전에 결정된 클러스터의 수 K에 기초하여 전체 데이터를 상대적으로 유사한 K개의 클러스터로 구분하는 방법이다<sup>9)</sup>. <그림 2(a)>에서 데이터들은 두 개의 클러스터들로 수렴하며 새로운 위치는 <그림 2(b)>에서처럼 각각의 클러스터에 속하는 데이터들의 평균 위치가 된다. K-means 알고리즘은 비감독 신경망 클러스터링 알고리즘인 CL(competitive learning)<sup>10)</sup>과 RPCL(rival penalized competitive learning)<sup>11)</sup> 및 VP-tree<sup>12)</sup>에 비해 계산 시간이 약간 더 걸리는 단점이 있지만, 데이터들을 분류하는데 있어 좀 더 정확한 결과를 보장해 준다<sup>13)</sup>. 이에 본 논문에서는 K-means 알고리즘을 사용하여 이미지의 특징 벡터가 저장되어 있는 데이터베이스 내의 데이터들을 유사한 그룹으로 분류하였다.

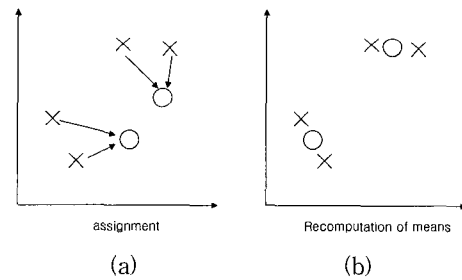


그림 2. K-means 알고리즘  
Fig. 2. K-means algorithm.

### 2. Binary Tree Clustering

K-means 알고리즘을 비롯하여 다른 클러스터링 알고리즘은 초기의 입력 벡터의 개수에 따라 그룹화되는 데이터들의 개수가 정해진다는 단점이 있다. 그러나 이미지 데이터베이스 안의 특징 벡터들을 유사한 벡터들끼리 그룹화 할 때에는 몇 개의 그룹으로 그룹화 해야 할 지 사전에 정할 수 없는 경우가 대부분이다. 때문에 그룹의 개수를 상황에 따라서 동적으로 결정하는 알고리즘이 필요하다. 본 논문에서는 이를 위해 BTC(Binary Tree Clustering) 알고리즘을 제안한다. BTC는 <그림 3>과 같이 그룹의 개수를 트리 구조 형태로 두 개씩 늘려 가면서 적절한 수의 그룹 개수를 결정하는 방법이다.

먼저 K-means 알고리즘에서의 가중치 벡터를 1개로

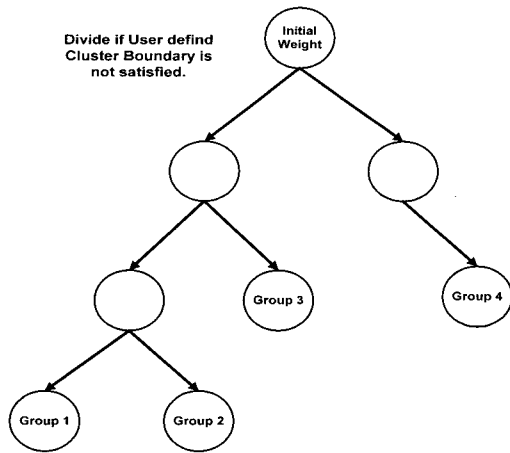


그림 3. 이진 트리 클러스터링  
Fig. 3. Binary Tree Clustering.

초기화하여 클러스터링을 하고 그 후에 사용자가 지정한 클러스터링 유사도( $\mu_{cb}$ )를 만족하지 않으면 가중치 벡터를 2개로 늘려 클러스터링 한다. 클러스터링 된 그룹들 간의 대표 벡터와 클러스터링 유사도가 가장 큰 데이터와의 거리가 사용자가 지정해준 유사도보다 크게 되면 그룹들의 데이터를 대상으로 위의 과정을 다시 반복하게 되어 조건을 만족할 때까지 수행한다. <그림 4>에서와 같이, G1이  $\mu_{cb}$ 를 만족하지 않아 G2와 G3로 나뉘게 된다.

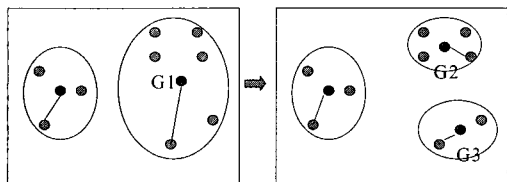


그림 4. BTC의 예  
Fig. 4. Example of BTC.

각 그룹의 대표 벡터는 그룹들 안에 소속된 특징 벡터들의 평균값으로 정의한다. 조건을 만족하는 그룹은 클러스터링 대상에서 제외되며 모든 그룹들이 조건을 만족할 때까지 반복된다.

특징 벡터들을 BTC 알고리즘을 이용하여 위와 같이 그룹화하여 저장하면 사용자가 질의 이미지를 제시하였을 때 그룹들의 대표벡터와 비교한 후 유사도를 만족한 대표벡터에 한해 다시 그 그룹 안에 속해있는 특징 벡터와 비교함으로써 모든 특징 벡터들을 비교하지 않더라도 전체를 검색한 것과 동일한 결과를 얻을 수 있다.

3. 클러스터링된 데이터베이스에서의 추가 및 삭제  
데이터베이스의 구축단계에서 원 이미지 자료와 그로부터 추출한 특징벡터를 저장하고, 특징벡터를 클러스터링 함으로써 얻은 대표벡터와 그룹 정보를 저장하게 된다. 데이터베이스는 구축된 이후에도 계속 신규데이터에 대한 추가 및 제거 등의 요구가 빈번하게 발생하기 때문에 그 변경도 용이해야 할 것이다.

데이터베이스에 데이터가 새로 추가될 때, 사용자가 요구한 유사도 이내의 검색결과를 보장하기 위해서는 데이터가 추가된 후에도 여전히 각 그룹이 클러스터링 유사도를 만족해야 한다. 그러기 위해서는 추가된 이미지에 대하여 특징벡터를 추출한 후 데이터 베이스내의 대표벡터와 비교하여 가장 유사한 그룹을 결정, 그 그룹에 포함시키며, 그 후 입력된 특징벡터를 포함하는 그룹의 대표벡터와 입력된 이미지의 특징벡터의 유사도가 클러스터링 유사도를 벗어나면, 그 해당 그룹에 대하여만 BTC를 수행하여 준다. <그림 5>에서 그 과정을 보여주고 있다. I는 입력된 이미지에 대한 특징벡터이며, G는 I와 가장 유사한 대표벡터이다. I는 G그룹에 포함되며 I와 G의 유사도가 클러스터링 유사도를 벗어나게 되면 클러스터링 유사도를 만족시키기 위해 BTC가 수행되어 그룹이 두 개로 분할된다.

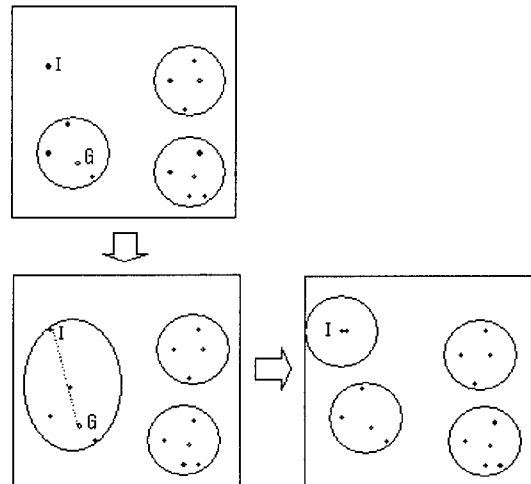


그림 5. 데이터베이스 구축 후의 신규데이터 삽입  
Fig. 5. Insertion of the new image data.

데이터베이스 구축 후, 이미지를 제거할 필요가 있는 경우에는 선택된 데이터를 제거한다. 다만, 선택된 이미지가 속한 그룹에 그 외의 특징벡터가 포함되어 있지 않을 경우 대표벡터도 제거하도록 한다.

### Ⅲ. 2단계 검색 방법과 경계 보정

본 논문에서 제안하는 2단계 탐색방법은 사용자가 입력하는 질의이미지의 특징벡터와 각 그룹의 대표벡터 간의 1단계 대표검색을 통해 2단계 상세검색을 수행할 검색영역을 최소한으로 선정함으로써 유사도 비교 시간을 단축시키는데 목적이 있다.

<그림 6>은 II장에서 제시한 방법으로 구축된 그룹별 데이터베이스 정보를 이용하는 2단계 탐색 방법을 보여주고 있다. 1단계 대표검색을 통해 사용자가 질의 이미지와 함께 입력하는 유사도 기준을 만족하는 후보 그룹을 선정하고, 2단계 상세검색에서 그 후보그룹 내의 이미지만을 대상으로 유사도 비교를 통해 최종 검색 결과를 얻는다. 이 방법은 <그림 1>의 방식으로 검색 결과를 얻는 방법과 비교하여, 유사도 비교대상이 되는 이미지의 수를 줄일 수 있기 때문에 검색속도를 향상시킬 수 있다.

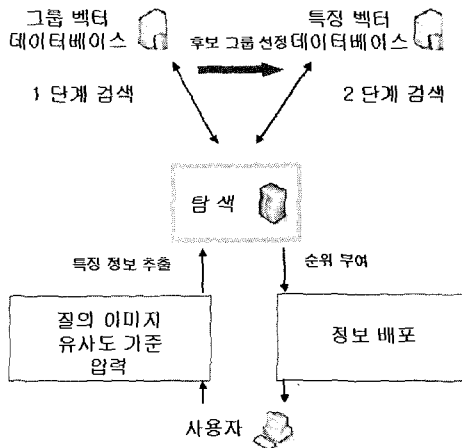


그림 6. 제안하는 2단계 탐색 방법  
Fig. 6. Two-phase search method.

유사도 비교로 내적식(inner product)을 이용할 경우, 식 (1)을 만족하는 그룹들은 그룹 안에 포함된 특징 벡터들이 모두 사용자가 제시하는 유사도 범위 안에 있으므로, 다시 재 비교하지 않고 그룹 안에 속해있는 특징 벡터들을 모두 정답으로 간주하여 2단계 상세검색을 거치지 않고 바로 검색결과에 포함시킬 수 있다.

$$\mu_{r,q} + \mu_{cb} - 1 \geq \mu \quad (1)$$

여기서,  $\mu_{r,q}$ 는 클러스터의 대표벡터와 질의이미지의 특징벡터간의 유사도이고,  $\mu_{cb}$ 는 클러스터링 과정에서 사용한 클러스터링 유사도이며,  $\mu$ 는 사용자가 질의 이미지와 함께 입력하는 유사도 기준이다. 이때 대표벡터 가운데 <그림 7>에서의 G3와 같이 질의 이미지와의 유사도가 사용자가 제시한 기준에 만족하지 못하지만, 그 그룹에 속해있는 특징 벡터들 가운데 질의이미지와 유사도기준에 만족하는 경우가 있다. 이러한 경우는 검색 결과에서 제외되어 전체 검색과 비교하여 정확도는 100%를 유지하나 재현율은 떨어지게 된다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 식 (2)와 같이 사용자가 제시한 유사도 기준을 클러스터링 유사도만큼 확장하도록 보정해 주며, 이와 같은 방법을 본 논문에서는 그룹 경계 보정이라 정의한다.

$$\mu_c = \mu + \mu_{cb} - 1 \quad (2)$$

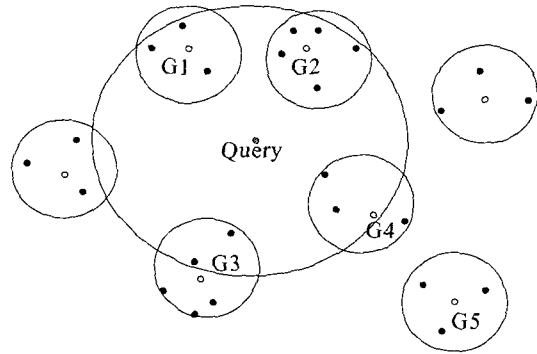


그림 7. 후보 그룹 선정 오류  
Fig. 7. An error of the selection of the candidate image group.

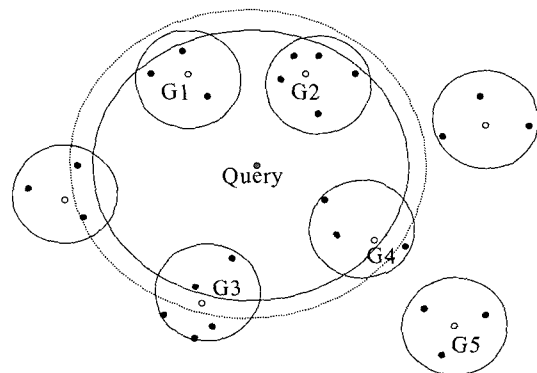


그림 8. 그룹 경계 보정  
Fig. 8. Compensation of the group boundary.

여기서,  $\mu_c$ 는 보정된 유사도이다. 이 유사도를 적용하면 클러스터링된 결과를 검색한 결과와 전체를 검색한 결과에 대해 정확도, 재현율, 순위 등에서 모두 동일한 결과를 얻을 수 있다. <그림 8>은 식 (2)를 사용하여 그룹 경계 보정을 하였을 경우 검색영역이 점선으로 나타나는 바와 같이 확장되어 문제가 되었던 G3를 후보 그룹으로 선정하고 있음을 보여주고 있다.

대용량 이미지 데이터베이스에서 특징벡터의 수가 많을 경우 클러스터링 알고리즘을 사용하여 그룹화하더라도 특징벡터들을 그룹화한 클러스터의 수도 많아질 수밖에 없다. 이때 <그림 9>와 같이 클러스터링을 다중 적용하면, 사용자가 제시한 질의 이미지와 클러스터를 비교할 때 더욱 효과적일 수 있다. 이를 본 논문에서는 멀티클러스터링으로 정의한다. 멀티클러스터링은 BTC 알고리즘을 이용하여 특징 벡터를 적당한 수의 클러스터들로 그룹화 한 다음 그룹화된 특징 벡터들의 대표벡터를 입력으로 하여 BTC 알고리즘을 다시 한번 적용한다. 또한 이미지의 수에 따라 그룹화한 클러스터들을 적당한 수로 다시 반복하여 클러스터링하여 이용한다. 이때 전체를 검색한 결과와 동일한 결과를 얻기 위해서는 각각의 단계에서 식 (2)와 같은 보정이 필요하다. 이와 같이, 멀티클러스터링은 구축시 뿐만 아니라 검색시에도 여러 가지 부가적인 계산들이 들어가게 되기 때문에 검색대상이 되는 이미지의 수가 작을 경우는 오히려 검색속도가 떨어지는 결과를 나타낼 수 있다. 그러나, 대용량 데이터베이스 내에서 특징벡터의 수가 상당히 많은 경우에는 물론 더욱 빠른 검색속도를 기대할 수 있다.

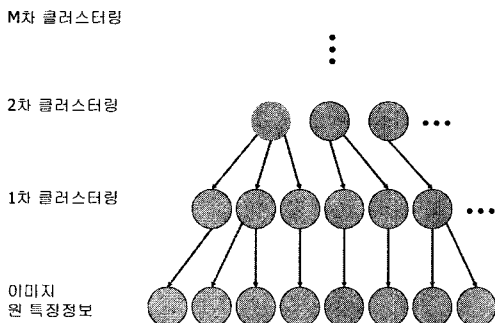


그림 9. 멀티클러스터링  
Fig. 9. Multi-clustering.

#### IV. CCV를 이용한 색상 특징 정보 추출

본 논문에서 정확도, 재현율 및 검색순위 등을 100% 보장하고 검색 속도의 향상을 입증하기 위해 사용한 특징 정보는 CCV(Color Coherence Vector)<sup>[14]</sup>이다.

이미지에서 색상정보를 이용한 검색방법에서 주로 사용되는 히스토그램 비교법은 특징정보를 추출하는 방법이 비교적 간단하고 빠르다는 이점이 있지만 이미지의 공간적인 특성을 반영하지 못한다는 단점이 있다. 이러한 단점을 CCV가 보완할 수 있다. CCV는 각각의 화소(pixel)들을 같은 값을 가진 화소들의 지역에 포함되는지 포함되지 않는지를 분류하는 방법이다. 물론 절대적인 화소의 공간적인 특성을 반영한 것으로 보기는 어렵지만 각각의 화소들의 뭉쳐짐(coherence)과 흩어짐(incoherence)의 정도를 나타낸 것이므로 그 화소의 위치까지 고려한 색상정보 추출방법이라 말할 수 있다. CCV를 계산하기 위해서는 먼저 영상에서 급격하게 변화하는 색을 제거하는 작업이 필요하다. 모든 화소에 대해 주위의 8개의 화소의 평균값으로 대체함으로써 급격하게 변화하는 화소를 제거하였다. 그 후에 영상을 제한된 수의 색상으로 양자화한다. 양자화한 영상에 대해서 연결성분 라벨링(connected component labeling) 과정을 수행한다. 연결 성분 라벨링은 같은 색상값을 가지고 있고 서로 연결되어 있는 화소의 집합에는 같은 라벨을 할당하고, 다른 집합에는 다른 라벨을 할당하는 방법이다. 라벨링을 거친 화소들에 대해서 각각의 화소들이 뭉쳐져 있는지 흩어져 있는지를 판단한다. 만약 어떤 화소가 속해 있는 연결 성분의 화소들의 수가 일정한 값( $\tau$ ) 이상이면 그 라벨은 뭉쳐져 결합력이 있는 것으로 판단한다. 여기서 실험에 의해 결정되는  $\tau$ 는 이미지 전체 화소수의 약 1% 정도가 되는 화소의 수를

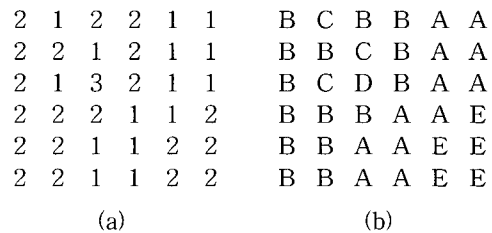


그림 10. CCV 예제 (a) 양자화된 영상 (b) 라벨링 결과  
Fig. 10. Example of CCV (a) Quantized image (b) Labeling result.

사용하였다. CCV에 대한 간단한 예제가 <그림 10>에 나타나 있다.

<그림 10(a)>는 이미지를 3개의 색상으로 양자화한 결과이다. 이를 연결성분 라벨링을 거쳐 각각의 영역에 A, B, C, D, E 등의 라벨들을 부여하였다. <표 1>은 이를 히스토그램으로 생성한 것이다.

표 1. <그림 10>에서의 라벨의 히스토그램  
Table 1. Histogram of label in Fig. 10

Label	A	B	C	D	E
Color	1	2	1	3	2
Size	12	15	3	1	5

<표 1>에서  $\tau$ 를 4로 가정하면 A, B, E는  $\tau$ 보다 크고 C, D는  $\tau$ 보다 작다. 따라서, A, B, E는 뭉쳐져 결합력이 있는 정보이고 C, D는 흩어져 결합력이 없는 정보라 판단한다. 그러므로 이 이미지에서의 CCV는 <표 2>와 같다.

표 2. 예제 영상의 CCV 정보  
Table 2. CCV features of Example.

color	1	2	3
$\alpha$	12	20	0
$\beta$	3	0	1

<표 1>의 결과로부터 각 색상에 대해 얻어진 뭉쳐진 화소의 수에 대한 히스토그램  $\alpha$ 와 흩어진 화소의 수에 대한 히스토그램  $\beta$ 를 이미지의 특징 정보로 사용한다.

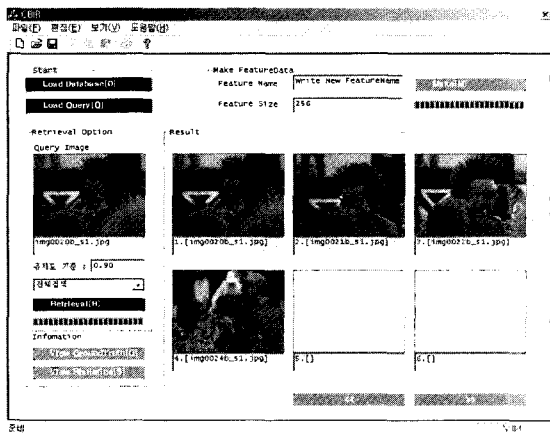


그림 11. 원 특징정보만을 사용한 전체검색 결과(유사도기준 : 90%이상)

Fig. 11. Result of full-search using the original features of all images(similarity : 90%).

## V. 실험 및 논의

실험을 위해 4장에서 설명한 CCV를 특징 정보로 사용하였으며, 4000장의 이미지를 대상으로 데이터베이스를 구축하였다. 실험 결과를 통해 본 논문에서 제안하는 클러스터링 기법을 적용한 2단계 검색 방법이, 원래의 특징벡터와 전체 유사도 비교를 통해 얻어진 결과

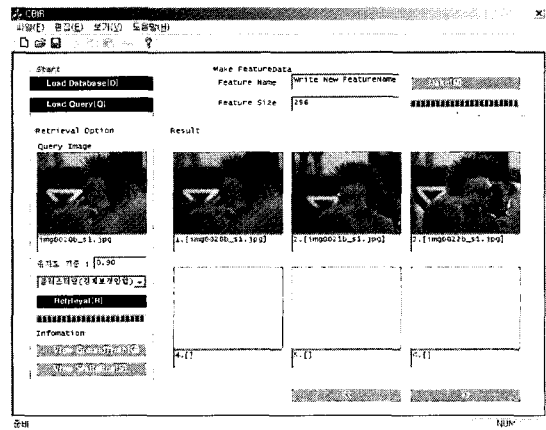


그림 12. 제안하는 2단계 검색 방법을 사용한 검색 결과(유사도기준:90%이상, 그룹 경계 보정 안함)

Fig. 12. Result of the proposed Two-phase search (similarity : 90%, Not applying the compensation of group boundary).

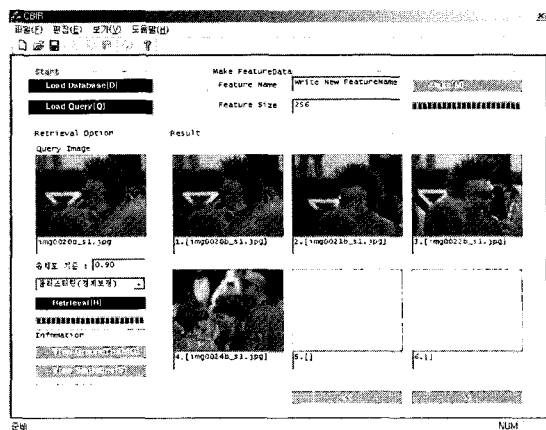
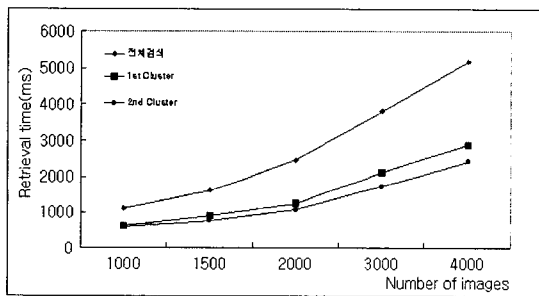


그림 13. 제안하는 2단계 검색 방법을 사용한 검색 결과(유사도기준:90%이상, 그룹 경계 보정 수행)

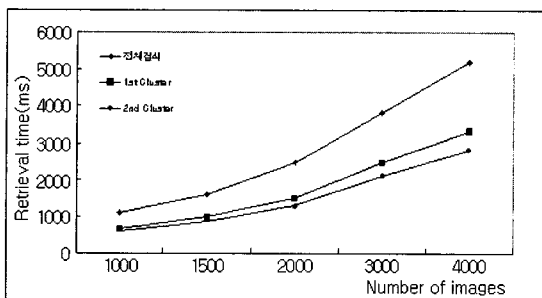
Fig. 13. Result of the proposed Two-phase search (similarity : 90%, Applying the compensation of group boundary).

와 정확도, 재현율 및 순위부여 등이 100% 동일함을 확인할 수 있었다. <그림 11>은 클러스터링 기법을 적용하지 않고 원 특징정보를 사용하여 이미지전체에 대해 검색한 결과화면이고, <그림 12>는 본 논문에서 제안하는 방법을 적용한 결과화면으로, 그룹 경계 보정을 적용하지 않았을 때 발생하는 재현율 저하의 문제점을 보이고 있다. <그림 13>은 그룹 경계 보정과 함께 2단계 검색 방법을 적용하여 얻어진 결과 화면으로 <그림 11>의 전체검색 결과와 정확도, 재현율, 순위 등이 100% 동일함을 확인할 수 있다.

<그림 14>는 원 CCV 특징정보를 128차원으로 추출하고 사용자가 질의이미지와 함께 입력하는 유사도 기준이 각각 85%와 95%일 때, 이미지의 수에 따른 반응 시간의 성능을 비교한 그림이다. 이 결과를 통해, 사용자가 제시하는 유사도 기준은 제안하는 방법에서 반응 시간에 크게 영향을 미치지 않는 것을 알 수 있었으며,



(a)



(b)

그림 14. 제안하는 방법의 이미지 수에 따른 검색 속도의 비교 (CCV-128차원) (a) 유사도 기준 : 95% (0.95) (b) 유사도 기준 : 85% (0.85)

Fig. 14. Comparison of the retrieval speed in terms of the number of images(CCV-128 dimensions). (a) the similarity 95% (User input) (b) the similarity 85% (User input)

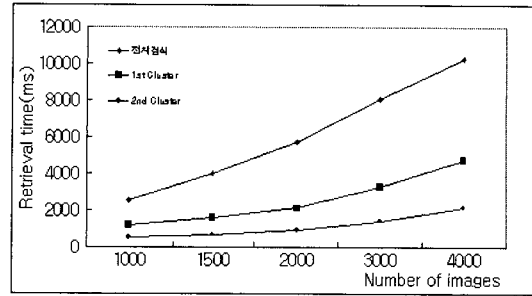


그림 15. 제안하는 방법의 이미지 수에 따른 검색 속도의 비교(CCV-256차원, 유사도기준 95%)  
Fig. 15. Comparison of the retrieval speed in terms of the number of images(CCV-256 dimensions, the similarity 95% (User input)).

2차 클러스터링 기법을 적용한 반응시간이 1차 클러스터링 기법을 적용한 경우보다 조금 더 속도 향상을 가져옴을 확인하였다. 이 멀티클러스터링은 이미지의 수가 많은 대용량 데이터베이스에서 더욱 좋은 성능향상을 기대할 수 있을 것이다.

<그림 15>는 <그림 14>와 비교하여, 원 CCV 특징정보를 256차원으로 추출하였을 경우의 차이를 확인하기 위한 그림이다. 특징정보의 차원수가 늘어났기 때문에 유사도 비교 시간이 늘어나 전체적으로 반응시간이 늘어났음을 알 수 있으며, 전체검색과 비교하여 클러스터링 기법을 적용한 검색에서 반응시간이 크게 단축되었음을 확인할 수 있다. 각각의 실험결과를 통해, 데이터베이스 내의 전체 이미지를 대상으로 검색하는 전체 검색과 비교하여 정확도, 재현율 및 검색순위 등의 변화 없이 사용자가 질의를 입력하고 검색결과를 얻을 때까지의 반응시간이 크게 단축되었음을 확인할 수 있었다.

## VI. 결론

본 논문에서는 특징벡터에 대한 클러스터링 기법의 적용을 통하여 데이터베이스 내의 이미지들을 미리 유사한 그룹으로 묶고, 각 그룹의 대표벡터를 설정하고 저장하여 후보 그룹 선정을 위한 1단계 검색에 사용하도록 하는 2단계 탐색방법을 제안하였다. 적합성을 평가하는 척도로 주로 사용되는 정확도, 재현율 및 검색순위 등의 성능저하를 방지하기 위하여 사용자가 제시하는 유사도 기준을 클러스터링 과정에서 결정되는 클러스터링 유사도 만큼 확장하는 그룹 경계 보정식을



이용하여 보정하였다. 실험과정에서 적합성에 대한 성능을 떨어뜨리지 않고, 원 특징정보의 차원 수나 사용자가 입력하는 유사도 기준에 관계없이 전체검색과 비교하여 반응시간이 2배 이상으로 단축된 결과를 얻었다. 제안하는 방법을 통한 이러한 반응시간의 향상은 이미지의 수가 늘어날수록 더욱 큰 효과를 얻을 수 있어 이와 비슷한 많은 응용에 적용이 가능할 것으로 기대된다. 향후에는 본 논문에서 제안하는 방법과 더불어 이미지의 특징을 기술하는 특징정보의 차원수가 커서 발생하는 속도저하 문제를 해결하기 위한 방안을 연구하여 복합 적용할 예정이다.

### 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 & Image Representation*, vol. 10, pp. 39~62, March 1999.
- [2] MPEG Requirements Group, MPEG-7 context, objectives and technical roadmap, *Doc. ISO/MPEG N2729*, MPEG Seoul Meeting, Seoul, Korea, March 1999.
- [3] William B. Frakes and Ricardo Baeza-Yates, *Information Retrieval*, Prentice Hall, 1992.
- [4] B.V. Bonnländer and A.S. Weigend, "Selecting input variables using mutual information and nonparametric density estimation," *Proc. of Int. Symp. on Artificial Neural Networks*, Taiwan, pp. 312~321, Dec. 1994.
- [5] M. Beatty and B.S. Manjunath, "Dimensionality reduction using multidimensional scaling for content-based retrieval," *Proc. of IEEE Int. Conf. Image Processing*, USA, pp. 835~838, Oct. 1997.
- [6] 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 Int. Conf. on Management of Data, USA*, pp. 163~174, May 1995.
- [7] A. Califano and R. Mohan, "Multidimensional indexing for recognizing visual shapes," *Proc. of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 28~34, June 1991.
- [8] H. Wolfson, "Model-based object recognition by geometric hashing," *Proc. of European Conference Computer Vision*, France, pp. 526~536, April 1990.
- [9] Kishan Mehrotra, Chilukuri K. Mohan and Sanjay Ranka, *Elements of Artificial Neural Networks*, The MIT press, 1997.
- [10] D.E. Rumelhart and D. Zipser., "Feature discovery by competitive learning," *Journal of Cognitive Science*, 9:75~112, 1985.
- [11] L. Xu, A. Krzyzak, and W. Oja., "Rival penalized competitive learning for clustering analysis, RBF net, and curve detection," *IEEE trans. on Neural Networks*, 4(4):636~649, 1993.
- [12] P.N. Yianilos., "Data structures and algorithms for nearest neighbor search in general metric spaces," *Proc. of the 4th Annual ACM-SIAM Symp. on Discrete Algorithms*, pp. 311~321, 1993.
- [13] Wei-Ying Ma and HongJiang Zhang, "Benchmarking of Image Features for Content-based Retrieval," *Proc. of Signals Systems & Computers, Conference Record of the Thirty-Second Asilomar Conference on*, Vol. 1, pp. 253~257, 1998.
- [14] Greg Pass, Ramin Zabih, and Justin Miller, "Comparing Images Using Color Coherence Vectors," *Proc. of Fourth ACM Conf. on Multimedia*, Boston, MA, pp.65~73, Nov. 1996.

## 저 자 소 개



趙正元(正會員)

1996년 2월 : 인천대학교 정보통신 공학과(공학사). 1998년 2월 : 한양대학교 전자통신공학과(공학석사). 2002년 3월 : 한양대학교 전자통신 전파공학과 박사과정 수료. 1999년~현재 : 한양대학교 및 한양여

자대학 강사. <주관심분야 : 멀티미디어 정보검색, 멀티미디어 콘텐츠 처리 및 보안, 자연 언어 처리, 웹 기반 시스템>



崔炳旭(正會員)

1973년 : 한양대학교 전자공학과(공학사). 1978년 : 일본 경응의속대학(KEIO) 전기공학과(공학석사). 1981년 : 일본 경응의속대학(KEIO) 전기공학과(공학박사). 1981년~현재 : 한양대학교 정보통신대학 정

보통신학부 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>