

# RAGMD를 이용한 클러스터 기반의 영상 검색 기법

정 성 환<sup>†</sup> · 이 우 선<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 클러스터 기반의 영상 검색 기법을 제시한다. 이 기법은 클러스터링 기법인 RAGMD를 이용하여 유사한 영상들을 클러스터로 분류한 후, 관련 클러스터로부터 영상을 검색하는 방법이다. 영상 검색 시에 먼저, 전체 영상 데이터베이스를 차례대로 일일이 검색하는 것이 아니라, 질의 영상과 유사한 클러스터인 유사 영상 소집단에서 검색한다. 그러므로 이 방법은 직접 검색(Exhaustive Retrieval)과 거의 같은 검색 정밀도(Precision)를 유지하면서 검색 시간을 단축할 수 있다. 약 2,400개의 실제 영상들로 구성된 영상 데이터베이스를 사용한 실험에서, 제안된 검색 방법이 직접 검색과 거의 같은 정밀도를 유지하면서 약 18배의 빠른 검색 시간을 보였으며, 질의 영상과 같은 클래스에 속한 유사한 영상들을 더 많이 검색하는 것으로 나타났다.

## Cluster-based Image Retrieval Method Using RAGMD

Sung-Hwan Jung<sup>†</sup> · Woo-Sun Lee<sup>†</sup>

## ABSTRACT

This paper presents a cluster-based image retrieval method. It retrieves images from a related cluster after classifying images into clusters using RAGMD, a clustering technique. When images are retrieved, first they are retrieved not from the whole image database one by one but from the similar cluster, a similar small image group with a query image. So it gives us retrieval-time reduction, keeping almost the same precision with the exhaustive retrieval. In the experiment using an image database consisting of about 2,400 real images, it shows that the proposed method is about 18 times faster than the exhaustive method with almost same precision and it can retrieve more similar images which belong to the same class with a query image.

**키워드 :** 내용기반 영상검색(Content-based Image Retrieval), 가우시안 믹스처 분석(Gaussian Mixture Decomposition), 계층적 영상검색(Hierarchical Image Retrieval)

### 1. 서 론

컴퓨터 기술과 디지털 영상의 저장, 압축, 전송 및 처리 기술의 급속한 발달로 인하여 영상 정보는 이제 기존의 문자, 수치 데이터와 함께 정보처리 시스템의 주요한 정보원들 중의 하나가 되었다.

영상 정보의 사용 증가와 함께 필요한 영상을 영상 데이터베이스로부터 찾아내는 효과적인 영상 검색 기술의 개발이 필요하다. 초기의 영상 검색 기술로서는 영상에 대한 개별적인 주석을 사용한 문자기반의 영상 검색(Text-based Image Retrieval)이 대부분이었다. 그러나 이러한 접근방법은 개개의 영상에 수동으로 주석을 일일이 붙여야 하는 문제점과 같은 영상에 대하여 사람에 따라 다른 주석을 붙일 수 있는 문제점들을 가지고 있다. 이러한 문제점들을 해결하기

위하여 1992년에 내용기반 영상 검색(Content-based Image Retrieval)이 제안되었다[1].

내용기반 영상 검색은 영상 자체의 내용인 칼라, 질감, 모양 등을 이용하여 영상으로부터 특징들을 추출하고, 이 특징들을 이용하여 영상 데이터베이스로부터 원하는 영상을 검색하는 기술이다. 현재 대부분의 영상검색 시스템은 이 접근방법을 이용하여 영상 검색을 수행하고 있다. 그러나 대부분의 내용기반 영상 검색은 질의 영상의 특징 값들을 사용하여 데이터베이스내의 모든 영상들과 차례대로 비교하여 원하는 영상을 영상 데이터베이스로부터 직접 검색하는 방법을 사용하고 있다[2,3]. 이 직접적인 검색(Exhaustive Retrieval) 방법은 영상 데이터베이스의 크기가 증가하면, 질의로부터 원하는 결과 영상이 출력되는 검색 과정에 많은 시간이 걸리는 단점이 있다. 그리고 검색 결과 영상으로서 다른 클래스(Class)에 속하면서 수치적으로 유사한 특징 값을 가진 영상들이 검색되어지는 경향이 있다. 이를 해결하기 위하여 먼저, 영상들을 유사한 그룹으로 클

\* 본 논문은 2000년도 창원대학교 교내연구비에 의하여 연구되었음.

† 중신희원 : 창원대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수 : 2000년 9월 8일, 심사완료 : 2001년 11월 6일

러스터(Cluster)를 형성한 다음, 질의 영상과 같은 클러스터에 속한 영상들부터 검색을 시작하는 접근방법을 적용할 수가 있다. 이 클러스터 기반의 검색은 탐색시간을 줄일 수 있을 뿐만 아니라 경우에 따라서 부분적으로 나온 검색 결과도 얻을 수 있다.

본 연구에서는 클러스터 기반의 영상 검색 기법을 연구하기 위하여, 멤버십(Membership) 생성 기술 중에서 성능이 우수한 것으로 알려진 클러스터링 기법인 RAGMD(Robust Agglomerative Gaussian Mixture Decomposition) 기법[4, 5]을 선택하였다. 그리고 RAGMD를 이용하여 적절한 수의 클러스터와 각 클러스터의 멤버십을 생성하고, 이를 기반으로 하여 임의의 질의 영상에 대하여 해당 클러스터에서 검색을 수행하는 영상 검색을 연구하였다.

본 논문의 구성은 서론에 이어, 제 2장에서는 RAGMD를 사용한 클러스터링에 대하여 기술하고, 제 3장에서는 이를 바탕으로 제안된 클러스터 기반의 영상 검색 시스템에 대하여 설명한다. 그리고 제 4장에서는 실제 영상 데이터베이스를 이용하여 제안된 영상 검색에 대한 성능을 실험을 통하여 평가하고, 제 5장에서는 결론을 맺는다.

## 2. RAGMD를 사용한 클러스터링

데이터 분류를 위한 다양한 멤버십(Membership) 생성 기술들이 연구되었다. 이들 방법에는 다양한 데이터에 대하여 유연성이 부족하여 제한성 가지는 경험적 기법(Heuristic Method), 멤버십 함수 생성을 위하여 수많은 데이터가 필요한 변환 기법(Transform Method), 복잡한 멤버십 함수 생성이 가능하지만 특정 영역에서는 멤버십 함수의 모양 예측이 어려운 신경망 기반의 기법(Neural Network-based Method) 그리고 클러스터링 기반의 기법(Cluster-based Method) 등이 있다[6]. 본 연구에서는 효과적인 클러스터링 기반의 기법을 영상 검색에 응용하고자 클러스터 기반의 멤버십 생성 기술을 이용하고자 한다.

데이터 클러스터링에 사용될 수 있는 가우시안 믹스처 분식(Gaussian Mixture Decomposition) 기법은 어떠한 데이터들에 대해서도 적절한 수의 가우시안을 사용하여 모델링할 수 있기 때문에 패턴인식 분야에서 데이터 모델링을 위하여 널리 사용되어져 왔다[7]. EM(Expectation Maximization) 알고리즘은 가우시안 믹스처 내의 구성요소들의 파라미터를 추정하기 위하여 사용된다[7]. 그러나 EM 알고리즘은 초기화와 잡음에 민감한 문제점과 믹스처 내의 구성요소의 수를 명시해 주어야 하는 제한점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 구성요소 후보들의 엔트로피를 최대로 함으로써 적절한 수의 클러스터를 결정하는 효과적인 RAGMD(Robust Agglomerative Gaussian Mixture Decomposition) 알고리즘이 최근에 제안되었다[4, 5].

RAGMD 알고리즘에서는 다음 식 (1)과 같은 목적함수(Objective Function)를 사용하고 있다.

$$J = \sum_{j=1}^r \log(p(X_{j:n}|\theta)) + \alpha \sum_{i=0}^c P(w_i) \log(P(w_i)) \quad (1)$$

여기서 첫 번째 항은 Log-likelihood 함수이며,  $P(X_{1:n}|\theta) \geq \dots \geq P(X_{r:n}|\theta)$ 는 정렬된 확률들이고,  $r$ 은 최소화(Minimization)에 사용된 데이터 벡터의 수를 나타낸다. 그리고 두 번째 항은 엔트로피 기반(Entropy-based)의 응집성(Agglomerative) 항이다. 여기서  $P(w_i)$ 는  $c$ 개의 구성요소들의 혼합 파라미터(Mixing Parameter)를 나타낸다. 결과적으로 두 번째 항은 구성요소들의 엔트로피의 의미를 나타내며, 이 항은 믹스처 내의 구성요소들의 수를 자동적으로 결정하는데 사용된다. RAGMD 알고리즘은 초기에 믹스처 내의 구성요소들의 수를 많게 하여 시작한다. 알고리즘이 수행됨에 따라 구성요소들 사이에서 엔트로피 측면에서 경쟁이 진행된다. 따라서 데이터를 효과적으로 모델링하는 구성요소들은 다른 구성요소들을 흡수하여 살아남게 되어 최종적으로 적절한 수의 클러스터들을 형성한다.

RAGMD는 가우시안을 이용한 믹스처 분식(Mixture Decomposition) 기반의 클러스터링 기법으로서 주어진 데이터들을 자연스럽게 그룹화하여 나타낼 수 있다. 따라서 데이터들의 자연스런 그룹으로 나타난 클러스터들을 이용함으로써 유사한 영상을 영상 데이터베이스에서 찾는 영상 검색 문제는 보다 작은 데이터베이스 영역의 검색 문제로 단순화될 수 있다. 한편, 영상 데이터베이스의 크기가 방대한 경우에 데이터베이스 내의 모든 영상을 차례대로 일일이 검색하는 직접 검색(Exhaustive Retrieval) 방법은 시간이 많이 걸리는 문제점이 있다. 그러나 앞의 클러스터 기반의 영상 검색은 직접 검색보다는 정확성을 보장할 수 없지만, 빠르고 경우에 따라서 좋은 검색 결과를 얻을 수 있을 것이 기대된다.

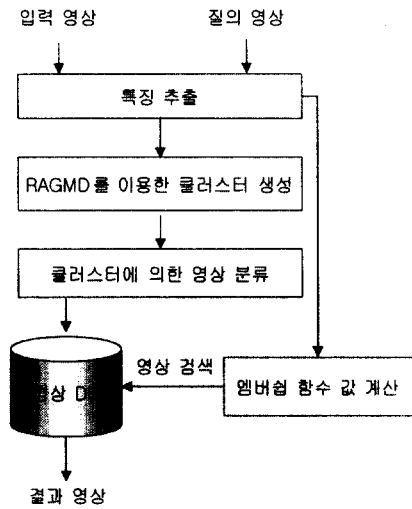
## 3. 클러스터 기반의 영상 검색 시스템

본 연구에서는 최근에 발표된 RAGMD를 사용하여 데이터베이스내의 영상들을 클러스터로 구분하고, 이를 바탕으로 하여 임의의 질의 영상을 사용하여 영상 검색을 시도하였다. 제안된 전체적인 영상 검색 시스템의 구성도가 (그림 1)에 나타나 있다.

### 3.1 특징 추출

주어진 입력 영상들에 대하여 유사한 영상들은 같은 소집단인 클러스터들로 분류하기 위하여 효과적인 특징들을 추출한다. 본 연구에서는  $128 \times 128$  크기의 각 입력 영상들에 대하여 24차원의 Gabor 특징(4 Scale과 6 Orientation) 백

터들을 추출하였다[8]. 그리고 유사한 특성을 유지하면서 특징 벡터의 크기를 줄이기 위하여, 추출된 24차원의 벡터들에 대하여 KL-변환을 사용하여 12차원의 Gabor 특징 벡터들로 변환하여 사용하였다.



(그림 1) 제안된 영상 검색 시스템 구성도

### 3.2 RAGMD를 이용한 클러스터의 멤버십 생성

본 연구에서는 RAGMD(Robust Agglomerative Gaussian Mixture Decomposition)를 사용하여 영상 데이터베이스 내의 입력 영상들을 클러스터들로 구성한다. 이 RAGMD 방법은 클러스터링 기법의 하나로서, 잡음의 존재 하에서도 적절한 수의 가우시안 믹스처 구성요소의 수를 자동적으로 결정함으로써, 성능이 우수한 것으로 최근 소개되었다[4, 5, 9]. 본 연구에서는 RAGMD를 사용하여 클러스터를 구성하고, 해당 클러스터의 기준 멤버십(Prototype Membership)을 생성하였다. 여기서 실제로 기준 멤버십은 한 클러스터를 대표하는 평균, 분산 그리고 혼합 파라미터(혹은 Prior 확률)들로 나타나는 가우시안 요소들로 구성된다.

### 3.3 클러스터에 의한 영상 분류와 색인 정보

RAGMD와 같은 믹스처 분석(Mixture Decomposition)은 영상 데이터 집단을 유사한 그룹들로 분류할 수 있다. 앞에서 생성된 기준 멤버십을 사용하여 데이터베이스를 구성하고 있는 입력 영상들에 대하여 클러스터들로 분류하고, 각 영상들의 해당 클러스터 소속 색인 정보를 각 영상의 특징 정보에 추가하여 저장해 둔다. 본 연구에서는 클러스터의 단순 일련 번호를 클러스터의 색인 정보로 사용하였다. 따라서 한 영상을 찾는 영상 검색 문제는 먼저 영상 데이터베이스 내에서 같은 클러스터 색인 번호를 가지는 유사 영상집단에서의 제한된 검색 문제로 줄어들 수 있다. 물론 이러한 접근 방법은 영상 데이터베이스내의 모든 영상에 대하여 처음부터 일일이 검색하는 전적인 직접 검색(Exha-

usive Retrieval)보다는 정확한 검색을 보장하지는 않는다. 그러나 이 접근 방법은 빠르고 근사한 검색 결과를 얻을 수 있다.

### 3.4 멤버십 함수값 계산 및 영상 검색

(그림 1)의 연속 화살표의 흐름과 같이 특징 추출에 이어, RAGMD로 클러스터들을 형성하고 앞 절에서와 같이 데이터베이스 내의 입력 영상들을 각 클러스터 소속 색인 번호를 사용하여 분류해 두었다. 그리고 이제 (그림 1)의 점선 화살표와 같이 임의의 질의 영상이 들어오면, 각 클러스터의 기준 멤버(Prototype Member)와 질의 영상간의 멤버십 함수값을 계산하여 가장 가까운 클러스터를 알아내고, 해당 클러스터의 색인 번호를 가지는 유사 영상 소집단에서 영상검색을 수행하여 원하는 결과 영상들을 출력한다.

각 클러스터들에 대한 질의 영상의 멤버십 함수 값들은 각 클러스터의 기준 멤버십을 이용한 다음 식 (2)와 같은 멤버십 함수  $C_n$ 를 사용하여 계산될 수 있다[10].

$$C_n(f^q) = \sum_{l=1}^c P(w_l) \exp\left(-\frac{1}{2}(f^q - m_l)^T C_l^{-1}(f^q - m_l)\right) \quad (2)$$

여기서  $C_n$ 의  $n$ 은  $n$ 번째 클러스터를 의미하며  $f^q$ 는 질의 영상의 특징 벡터를 나타낸다.  $P(w_l)$ ,  $m_l$ ,  $C_l^{-1}$ 는 해당 클러스터  $n$ 의  $l$ 번째 가우시안 구성요소의 혼합 파라미터, 평균, 공분산 매트릭스를 나타낸다. 질의 영상은 식 (2)의 멤버십 함수 값을 각 클러스터에 대하여 계산하여 가장 큰 멤버십 함수 값을 가지는 클러스터에 소속된 것으로 하여 해당 클러스터를 먼저 검색한다. 즉, 질의 영상과 같은 색인 번호를 가지는 클러스터를 먼저 찾아 쉽게 영상 검색을 시작한다. 클러스터 내의 영상들에 대한 검색은 질의 영상과 해당 클러스터 소속의 각 영상들 사이에 유사성 척도를 사용하여 검색을 수행할 수 있다.

## 4. 실험 결과

MIT Media Lab의 VisTex 데이터베이스로부터 16 클래스의 다양한 149개의 512×512 크기의 원 영상을 선택하고, 각 원 영상을 16개의 128×128 크기의 영상들로 나누어 전체적으로 <표 1>과 같이 2,384개의 영상으로 구성된 영상 데이터베이스를 구축하여 본 실험에 사용하였다.

<표 1> 실험에 사용된 영상의 클래스와 수

클래스	나무 껍질	벽돌	구름	섬유	꽃	음식	풀	나뭇잎	소계	총계
영상수	208	144	32	320	128	192	48	272	1,344	
클래스	금속	그림	모래	암석	대지	타일	물	숲	소계	
영상수	96	208	112	96	176	176	128	48	1,040	2,384

RAGMD를 이용하여 주어진 영상들에 대하여 클러스터를 형성하고, 각 클러스터에 대한 기준 멤버십을 구하였다. 본 실험에서 RAGMD 알고리즘을 수행한 결과, 다음 <표 2>와 같이 16 클래스의 영상들이 15개의 클러스터로 분류되었다. 이는 구름과 숲 영상들은 그 특징 값이 매우 유사하여 한 개의 클러스터로 분류되어졌다. 본 실험에서 클러스터들의 평균 크기는 약 159개의 영상들로 구성되었다.

<표 2> 분류된 클러스터들과 영상의 수

클러스터 번호	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8
영상 수	191	141	296	94	209	48	331	96
클러스터 번호	#9	#10	#11	#12	#13	#14	#15	계
영상 수	169	91	87	15	175	30	411	2,384

영상 검색 시에는 각 클러스터의 기준 멤버십을 사용하여 질의 영상의 멤버십 함수 값을 계산하여 질의 영상의 해당 클러스터에 소속 여부를 결정하였다. 먼저 질의 영상의 소속 클러스터를 찾은 다음, 해당 클러스터 내에서 즉, 같은 색인 번호를 가지는 유사 영상집단 내에서는 질의 영상의 특징 값들을 사용하여 유사성을 구하여 검색하였다. 본 실험에서 사용한 유사성 척도는 간단한 유클리디안 거리(Euclidean Distance)를 사용하였다[11].

다음 <표 3>는 제안한 검색 방법과 처음부터 전체 영상 데이터베이스에 대하여 차례로 검색한 직접 검색의 결과에 대하여 240개의 질의 영상을 사용하여 얻은 실험 결과이다. 질의 영상은 데이터베이스를 구성하고 있는 16 클래스의 영상으로부터 각기 15개씩 개별 영상들을 무작위로 선택하여 구성하였다.

<표 3> 직접 검색과 제안된 검색의 비교

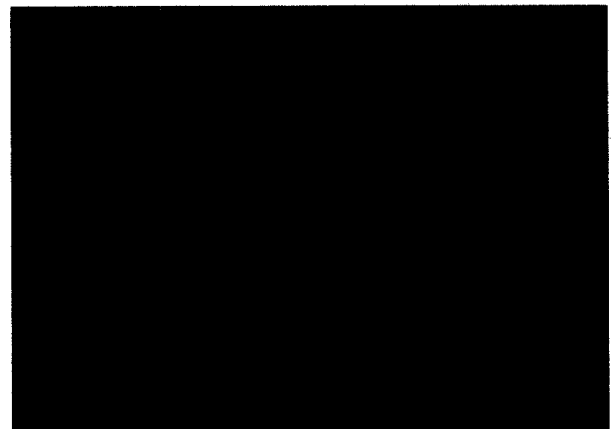
	직접 검색	제안된 검색
Time(sec)	7.49	0.42
Precision_16(%)	44.77	45.16
Precision_32(%)	58.23	56.93
Simil Rate_16(%)	75.83	78.88
Simil Rate_32(%)	67.88	75.18

<표 3>에서 Time은 Silicon Graphics Workstation O2에서의 10개의 연속 질의를 주었을 때, 각 방법들의 걸린 시간을 나타낸 것이다. Precision\_16, 32는 최종 검색 결과로서, 16개 혹은 32개의 영상을 출력했을 때, 질의 영상과 같은 512×512원 영상에 속한 영상의 검색 비율을 각각 나타낸 것이다[12]. 그리고 Simil Rate\_16, 32는 질의의 결과로서, 16개 그리고 32개의 영상을 출력했을 때, 같은 클래스(Class)에 속한 영상들의 검색 비율을 나타낸 것이다.

본 실험에서는 <표 3>에서와 같이 검색에 걸린 시간은 제안된 검색이 약 18배 빠른 것으로 나타났다. 그리고 Pre-

cision\_16에서는 제안된 방법이, Precision\_32에서는 직접 검색이 약간 높은 값을 보이지만 전체적으로 비슷한 성능을 나타내었다. 그러나 Simil Rate\_16, 32에서는 제안된 방법이 직접 검색 방법보다 유사한 영상들을 더 많이 검색하는 것으로 보인다. 이는 제안된 검색이 유사한 영상들이 모인 해당 클러스터에서 검색하므로 직접 검색보다 유사한 결과 영상들을 더 많이 검색하는 것으로 판단된다.

다음 (그림 2)과 (그림 3)는 영상 데이터베이스 내의 영상을 차례대로 검색하는 직접 검색의 결과와 제안한 검색의 결과의 예들을 질의 영상을 포함하여 16개의 결과 영상들을 나타낸 것이다.



(a) 직접검색

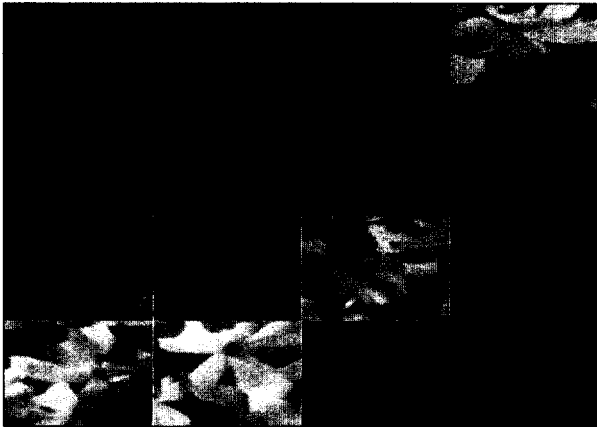


(b) 제안된 검색

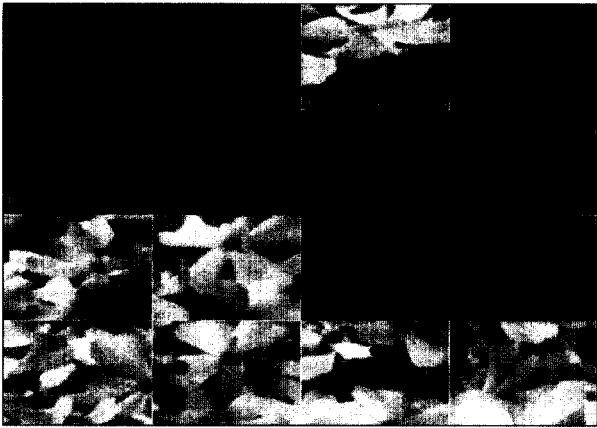
(그림 2) 직접 검색과 제안한 검색 결과의 예 - I

각 그림에서 좌측 상단의 첫 영상이 질의 영상이고, 나머지 영상들은 질의 영상과의 유사도에 따라 좌우상하의 차례로 보인 것이다.

(그림 2)과 (그림 3)에서 알 수 있듯이 제안된 검색이 직접 검색보다 같은 클래스에 속한 유사한 영상들을 검색하는 것을 확인할 수 있다. 예로서 (그림 3)의 예-II의 직접 검색의 경우에 '꽃' 영상을 질의 영상으로 주었을 때, 직접 검



(a) 직접검색



(b) 제안된 검색

(그림 3) 직접 검색과 제안된 검색 결과의 예 - II

색은 전체 영상 데이터베이스에서 검색한 결과로서 질의 영상과 수치적인 특징 값이 매우 유사하지만 완전 다른 클래스의 '블럭' 영상의 일부를 검색하였다. 그러나 제안된 검색의 경우는 같은 클러스터 내에서 검색하므로 '꽃' 영상들을 검색하였다. 결과적으로 <표 2>의 실험 결과에서 나타난 제안된 방법의 Simil Rate에서의 우수성을 확인할 수가 있다.

## 5. 결 론

본 연구는 RAGMD 기법을 사용한 클러스터 기반의 영상 검색 기법을 연구한 것이다. 성능이 우수한 것으로 알려진 RAGMD 기반의 클러스터링을 수행하여 적절한 수의 클러스터와 클러스터의 기준 멤버십을 구하고, 이를 사용하여 영상 검색을 수행한다. 질의 영상에 대하여 차례대로 전체적인 영상 데이터베이스를 검색하지 않고 질의 영상과 유사한 클러스터로부터 검색함으로써 빠르고 효과적인 검색 결과를 얻을 수 있다.

실제로 16 클래스의 다양한 영상으로 구성된 약 2,400개의 영상 데이터베이스로부터 실험한 결과, 약 18배의 빠른 검색시간과 검색의 정확성을 나타내는 Precision 척도에서

제안된 검색 방법이 직접 검색 방법과 거의 같은 검색 효과를 확인할 수 있었다. 그리고 유사한 영상을 검색하는 능력인 Simil Rate 척도에서는 제안된 검색 방법이 직접 검색 방법보다 우수한 것을 객관적 성능 비교뿐만 아니라 출력된 영상의 결과의 예들에서도 확인할 수 있었다.

차후 연구과제로서 본 영상 검색 기법을 좀더 확장된 계층적인 검색 방법으로 발전시키고, 비교가 가능한 다른 검색 방법을 찾아서 성능비교를 통하여 성능을 개선하는 문제와 실제 멀티미디어 데이터베이스에 본 기법을 적용하는 문제가 남아 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] Kato T, "Database Architecture for content based image retrieval," in Image Storage and Retrieval systems, Proc. SPIE 1662, pp.112-113, 1992.
- [2] J. P. Eakins and M. E. Graham, "Content-based Image Retrieval," Technical Report, University of Northumbria at Newcastle, UK, 1999.
- [3] A. Yoshitaka and T. Ichkawa, "A survey on content-based retrieval for multimedia databases," IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, Vol.11, No.1, pp.81-93, Jan., 1999.
- [4] S. Medasani and R. Krishnapuram, "Determination of the number of components in Gaussian mixtures using agglomerative clustering," In Proceedings of the ICNN, pp. 1412-1417, Houston, June, 1997.
- [5] R. Krishnapuram and S. Medasani, "A fuzzy approach to graph matching," Proceedings of the International Fuzzy Systems Association Congress, Taipei, pp.1029-1033, 1999.
- [6] S. Medasani, J. Kim and R. Krishnapuram, "An overview of membership function generation techniques for pattern recognition," International Journal of Approximate Reasoning, Vol.19, pp.391-417, 1998.
- [7] A. P. Dempster, N. M. Laird, and Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," Journal Royal Statistical Society B, Vol.39, No.2, pp.1-38, 1977.
- [8] B. S. Manjunath and W. Y. Ma, "Texture features for browsing and retrieval of image data," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.18, No.8, pp.837-842, Aug., 1996.
- [9] S. Medasani and R. Krishnapuram, "Categorization of image database for efficient retrieval using robust mixture decomposition," Proceeding of IEEE workshop on Content-based Access of Image and Video Library, Santa Barbara, pp.50-54, June, 1998.
- [10] S. Medasani and R. Krishnapuram, "A fuzzy approach to content-based image retrieval," Proceedings of the IEEE Conference on Fuzzy Systems, pp.1251-1257, Seoul, Aug., 1999.
- [11] 김진아, 이승훈, 우용태, 정성환, "내용기반 영상검색을 위한 특징 추출 및 영상 데이터베이스 검색 시스템 구현", 정보처리학회 정보처리논문지, 제5권 제8호, pp.1951-1958, 1998.
- [12] Y. Rui, T. S. Huang and S. Mehrotra, "Content-based image retrieval with relevance feedback in Mars," Proceeding of IEEE Conference on Image Processing, Santa Barbara, pp. II 815-818, Oct., 1997.



### 정 성 환

e-mail : sjung@sarim.changwon.ac.kr

1979년 경북대학교 전자공학과(공학사)

1983년 경북대학교 대학원 정보통신전공  
(공학석사)

1988년 경북대학교 대학원 영상처리전공  
(공학박사)

1992년~1994년 미국 캘리포니아 주립대학(UCSB) Post-Doc.

1986년 전자계산기 기술사

1992년 정보처리 기술사

1983년~1985년 한국전자통신연구원 연구원

1999년~2000년 미국 콜로라도 CSM주립대학 객원교수

1988년~현재 국립창원대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 영상정보처리, 멀티미디어 정보보호, 내용기반 영상검색 등



### 이 우 선

e-mail : wslee@sarim.changwon.ac.kr

1981년 고려대학교 전자공학과 졸업  
(학사)

1983년 고려대학교 대학원 전자공학과  
(석사)

1988년 고려대학교 대학원 전자공학과  
(박사)

1987년~현재 창원대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 신호처리