

## 유전자 알고리즘을 이용한 영상 특징 추출

박상성\*, 안동규\*\*

### Image Feature Extraction using Genetic Algorithm

Sang-Sung Park\*, Dong-Kyu A\*\*

#### 요약

컴퓨터 정보기술의 발달로 멀티미디어 데이터가 급증하고 있다. 특히, 영상검색 분야에서는 영상 데이터의 신속, 정확한 처리 및 분석이 요구된다. 그러나 일반적으로 신속성과 정확성을 모두 보장하는 데는 어려움이 있다. 본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위하여 유전자 알고리즘을 이용해 영상의 대표 특징치를 추출하는 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 영상이 가지고 있는 대표적인 특징치 뽑아냄으로써 검색의 신속성과 정확성을 보장한다. 영상의 특징으로는 색상과 질감을 사용하였다. 실험결과, 기존의 연구에 비해 제안된 특징 추출법이 더 좋은 정확성을 보임으로서 제안된 방법의 타당성을 입증하였다.

#### Abstract

Multimedia data is increasing rapidly by development of computer Information technology. Specially, quick and accurate processing of image data is required in image retrieval field. But it is difficult to guarantee both quickness and accuracy. This article suggests the algorithm that extracts representative features of image using genetic algorithm to solve this problem. This algorithm guarantees quickness and accuracy of retrieval by extracting representative features of image. We used color and texture as feature of image. Experiment shows that feature extracting method that is proposed is more accurate than existing study. So this study establishes propriety of method that is proposed.

▶ Keyword : CBIR(Content Based Image Retrieval), 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)

---

• 제1저자 : 박상성  
• 접수일 : 2006.06.15, 심사일 : 2006.07.05, 심사완료일 : 2006.07.17  
\* 고려대학교 BK21 사업단 \*\* 경민대학 인터넷비즈니스과

## I. 서론

컴퓨터 정보기술의 발달로 멀티미디어 데이터가 급증하고 있다. 멀티미디어 기술 중 정보 검색은 사용자에게 정보 접근의 편리함을 제공해주고 있다. 기존의 키워드 검색에 의한 정보 검색은 사용자의 의미론적 접근과는 상반된 정보를 제공하고 있어 현재는 다른 매체에 비해 정보 전달의 효과가 큰 영상검색이 활발히 연구되고 있다. 대량의 이미지 데이터를 대상으로 검색을 할 경우, 신속성과 정확성은 검색을 위해 필수적이다[1][2]. 그러나 대량의 정보를 가지고 있는 이미지를 적절하게 검색하기에는 많은 어려움이 따른다. 기존의 연구에 의한 검색 방법은 검색의 정확도 또한 떨어지고 많은 검색 시간을 필요로 한다[3]. 그 첫 번째 문제점은 잘못된 대표 특징벡터 추출(국부해 추출)로 인한 검색 성능의 저하이다. 두 번째 문제점은 대량의 영상 특징치 추출로 인한 검색의 신속성 저하이다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 유전자 알고리즘을 이용하여 대표성을 가질 수 있는 최소의 영상 특징을 추출해 검색을 하는 알고리즘을 제안한다.

## II. 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘의 개념은 Holland에 의해 제안되었고, De Jong에 의하여 Darwin의 자연선택과 진화의 개념에 기본을 둔 최적화 알고리즘으로 확장되었다[4]. 유전자 알고리즘이 수행되는 동안 하나의 가능한 해집합이 선택되고, 이 해의 집합은 적합도 함수의 선택적 제약을 받으면서 최적의 해로 진화해 간다.

유전자 알고리즘에서 가능한 해의 집합은 한 개체군으로 나타난다. 그리고 각각의 가능한 해는 염색체로 부호화되고, 적합도 함수에 의하여 적합도를 부여받는다. 적합도는 적합도 함수에 의해 각 개체에 할당된 주어진 문제에 대한 결과값을 나타내며, 최적화 대상의 문제와 유전자 알고리즘을 서로 연결시키는 역할을 한다[5].

유전자 알고리즘이 다양한 분야에 적용되는 가장 큰 이유는 알고리즘의 간단명료함 때문이다. 아무리 복잡한 문제라도 염색체 형태로 표현가능하고 염색체의 재생산, 교배 및 적합도의 평가 등 비교적 단순한 과정의 반복으로 계산이 수행된다. 기본적인 유전자 알고리즘의 흐름은 (그림 1)과 같다[6]. 기본적인 유전자 알고리즘에서 최적화하려는

값들은 여러 개의 개체로 나타내어지는데, 염색체라고도 불리는 각 개체는 N비트 길이의 이진수(Binary Number)로, 유전자 알고리즘의 기본 구성요소인 이진부호형태의 유전인자(Gene)에 의해 다른 개체와는 독립적으로 자신만의 특징을 가지고 있다. 임의로 만들어진 이 개체들의 집합은 하나의 가능한 해의 집합 즉, 개체군으로, 특정 시간에 존재하는 개체군을 세대(Generation)라고 한다. 이렇게 초기화된 세대에 속하는 개체들은 적합도 함수에 의해 주어진 문제의 최적해(Optimum Solution)에 얼마나 근접해 있는가에 대한 평가를 받는데 이것을 적합도라고 한다. 적합도는 각 개체의 최적화 정도를 판별하고 유전자 알고리즘의 종결 조건으로도 쓰인다. 재생성과정을 거치며 세대가 거듭될수록 다음 세대가 현재 세대보다 평균 적합도와 그 세대의 최고 적합도가 항상 증가하도록 설정하면 유전자 알고리즘은 최적해에 수렴하게 된다. 다음 세대가 현재 세대보다 우수하게 하는 방법이 바로 자연 진화의 원인인 적자선택이다. 여기서 적자선택이란 적합도가 높은 개체가 높은 확률로 재생성, 즉 부모개체로 선택되어 자녀개체를 생성할 수 있는 기회를 더 많이 얻게 된다는 것이다. 이러한 교배 및 돌연변이 등의 재생성 과정을 거쳐 다음 세대의 개체들이 만들어지고, 위의 과정이 반복된다. 알고리즘이 원하는 종결조건을 만족하거나 정해진 반복회수를 수행하고 나면 종료되는데, 이때 가장 큰 적합도를 갖는 개체가 우리가 구하고자 하는 최적 해가 된다.

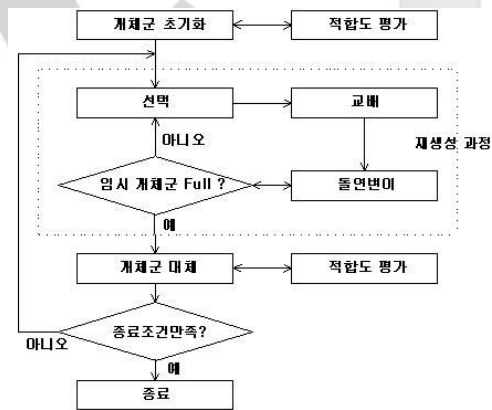


그림 1. 유전자 알고리즘 흐름도  
Fig 1. Genetic algorithm flow chart

이렇게 유전자 알고리즘은 크게 개체 형성과 적합도 평가, 그리고 재생성 단계로 나눌 수 있고, 다시 재생성 과정은 적자선택과 교배, 그리고 돌연변이 과정으로 이루어진다.

이 각각의 과정에는 여러 가지 방법이 있는데, 주어진 문제에 따라 적절한 방법을 선택하여야 한다. 또한, 적합도 함수에 의해 결정되는 적합도 평가는 종결조건과 직자선택에 사용될 뿐만 아니라, 수렴 속도를 결정하는 매우 중요한 역할을 한다. 따라서 적합도 함수는 주어진 문제의 특성을 정확히 반영하여야 한다. 그러므로 유전자 알고리즘을 적용하는데 있어서 핵심적인 부분을 차지하고 있는 적합도 함수를 찾기 위해서는 각 개체들의 특성을 잘 파악하고 있어야 한다.

### III. 내용기반 영상 특징

일반적으로 내용기반 영상 검색에서는 색상, 질감, 모양의 3가지 특징치가 있다. 본 논문에서는 주로 자연영상의 검색이 이뤄지므로 검색에 쓰일 특징치로 모양은 제외한다.

#### 3.1 색상 특징 추출

내용기반 영상검색에서 대표적인 특징으로는 RGB, HSV, YIQ, YUV 등과 같은 모델이 있다[7][8][9]. 본 논문에서는 이 중에서도 특히 인간의 시각 능력에 유사한 색상 모델인 HSV모델을 사용하여 영상의 색상 정보 추출을 하였다.

논문에서는 GA에 의한 대표 특징치 추출을 위하여 영상을 150 x 150 영상으로 사이즈를 고정시킨 후 15 x 15 블록으로 영상을 일정한 크기의 영역으로 나뉘었으며 각 영역에서 HSV의 연합된 히스토그램(Joint Histogram)을 구하고 그중에 가장 두드러진 h, s, v를 구해서 그 영역에서의 대표적 특징값으로 삼았다.

#### 3.2 질감 특징 추출

영상에 있어서 질감의 분석은 컴퓨터 비전에서 상당히 중요한 분야이다. 대부분의 자연 영상은 질감을 포함하고 있으며 이러한 영상으로는 나무, 잔디가 포함된 영상을 들 수 있다. 이러한 영상들은 색상과 모양 정보보다는 질감정보를 사용하여 구분하는 것이 매우 편리하다. 따라서 질감의 특징을 영상검색에 사용하였다.

질감 특징으로는 gray-level co-occurrence matrix를 이용하여 얻을 수 있는 여러 개의 질감 특징 중 영상의 혼잡도를 나타내는 엔트로피 특징을 추출하였다. 질감 특징을 얻기 위해 한 영상을 15x15영역으로 나누어 각 영역의 4방향(0°,90°,45°,135°)에 대해 정규화된 gray-level co-occurrence matrix를 계산해야 한다.

각 엔트리(Entry)의 값(Frequency)을 통해 각 방향 당

엔트로피를 구한 후 값들을 정규화하여 특징치를 얻는다.

### IV. 제안된 알고리즘

유전자 알고리즘은 최적의 해를 찾는 도구로써 사용되고 있다. 기존의 임의 탐색 알고리즘은 탐색과정에서 얻어진 정보를 이용할 수 없지만 유전자 알고리즘은 탐색 과정의 정보를 이용하여 새로운 탐색에 참고하는 기능과 주어진 판단기준에 따라 해를 탐색하는 적응(Adaptive) 기능을 가지고 있다. 유전자 알고리즘은 일종의 진화를 해나가면서 결과를 산출해 내는 방법이다. (그림 2)는 최소의 대표성을 가진 영상의 특징치를 찾기 위해 제안된 알고리즘의 흐름도이다.

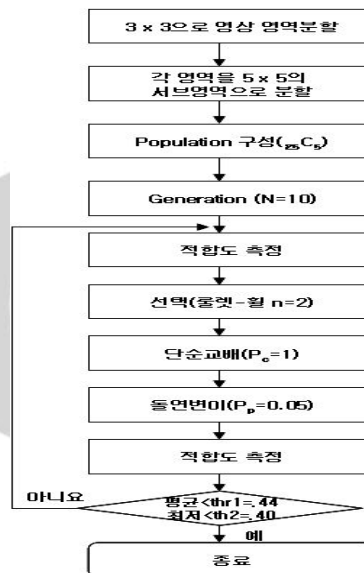


그림 2. 제안된 알고리즘의 흐름도  
Fig 2. Proposed algorithm flow chart

제안된 알고리즘은 영상의 대표성을 지닌 유효 특징치를 유전자 알고리즘을 통하여 추출한다. 추출된 특징치는 영상 검색을 위한 입력 데이터로 쓰인다.

#### 4.1 특징벡터 인코딩

특징은 색상특징치인 h, s, v, 질감 특징치인 entropy 각각에 대해 인코딩하여 최적의 대표 특징치를 찾아낸다. (그림 3)은 특징벡터의 염색체 구조이다.

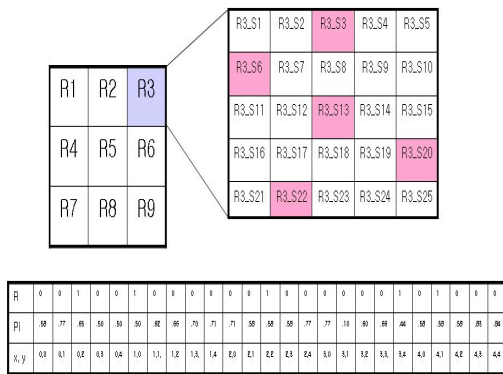


그림 3. 염색체 구조  
Fig 3. Chromosome structure

선택된 서브 영역은 1비트로 해당 비트에 들어가고 선택되지 못한 서브영역은 0이 들어간다. 이렇게 하여 25개 중 5개만을 랜덤하게 대표 특징치를 뽑는다. 총 25비트 중 1의 값을 갖는 비트 수는 5개가 되는 것이다.

4.2 적합도 평가(Fitness function)

일반적으로 각 영역의 특징치는 영역 내의 픽셀값들의 평균치나 히스토그램의 최빈수를 이용하는 것이 일반적이다. 하지만 이러한 방법으로 구한 값들은 local minima에 빠지기 쉽다. 왜냐하면 픽셀의 평균치 방법은 영상에 왜곡된 정보가 일부 영역에 집중되어 있을 경우 대표 특징치가 local minima에 빠지며 히스토그램 최빈수 방법은 영상에 일정한 패턴의 노이즈가 있을 경우 이러한 노이즈를 대표 특징치로 수렴한다면 역시 local minima에 빠진다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하면서 각 샘플 서브 영역간의 유사도를 보증할 수 있는 다음의 조건을 적합도 평가로 제안한다.

1) 일관성을 위한 조건

균질성은 분할된 각 영역들의 내부 성질 즉, 밝기 성분, 질감 등이 서로 비슷하고 일관성이 있어야 한다는 것이다. 이러한 성질을 만족하려면 수치로 표현할 수 있는 분산을 균질성의 척도로 사용한다. 만약 이 영역이 같은 픽셀 값을 많이 가지는 영역이라면 분산의 값은 작은 값을 가질 것이다. 그리고 모든 영역에 대한 분산의 합을 구하여 가장 작은 값을 가지는 것이 균질성을 잘 만족하는 분할이 된다. 영역 r의 분산을 Q<sub>r</sub>라 하면 다음 식으로 구할 수 있다.

$$Q_r = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 (p_i - \bar{p})^2 \dots\dots\dots (식 1)$$

숫자 5는 각 영역에 해당하는 서브영역의 수를 말하고 p<sub>i</sub>는 i번째 뽑힌 해당 서브 영역의 평균 또는 최빈수 픽셀 값이다. 마지막으로  $\bar{p}$ 는 5개의 서브 영역의 값의 평균이다. Q<sub>r</sub>의 값이 작아질수록 그 영역은 비슷한 픽셀들을 많이 포함하고 있으므로 Q<sub>r</sub>의 값이 작아지는 방향으로 진화시켜야 한다.

2) 노이즈에 강건하기 위한 조건

랜덤하게 뽑힌 서브 영역이 노이즈에 집중된 것을 막기 위해 각 영역간의 거리를 유클리디안 디스턴스를 이용하여 구한 뒤 합한다. 이것은 영상의 일부 영역에 섞여 있는 노이즈만 샘플링 단계에서 뽑히는 것을 방지하기 위한 값이다. 다시 말하면 서브 영역이 전 영역에서 골고루 뽑히도록 함이다.

만약, 노이즈 영역만 샘플링하여 평균값을 구할 경우 정보검색 시 결과가 local minima에 빠진다.

즉, Q<sub>r</sub>값이 커지면 커질수록 샘플은 영상 전역에서 골고루 뽑힌 것이라 볼 수 있다. 반대로 Q<sub>r</sub>값이 작아지면 작아질수록 샘플은 한 영역에서 조밀하게 샘플링된 것이라 볼 수 있다.

$$Q_r = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \dots\dots\dots (식 2)$$

여기서 (x<sub>i</sub>, y<sub>i</sub>)는 서브 영역 P<sub>i</sub>의 좌표값이다.

3) 일정한 패턴에 강건하기 위한 조건

히스토그램 최빈수를 이용하면 영상 특징치와는 무관하게 패턴이 있는 경우에선 다수에 패턴을 최빈수로 수렴하여 부적합한 대표 특징치를 추출하게 된다. 예를 들어 영상의 외곽 테두리에 검은색의 띠가 있을 때 대표 특징치는 이 패턴에 수렴하게 된다. 이러한 수직수평간의 인접성을 배제하기 위하여 다음과 같은 수식을 제안하였다.

$$Q_r = \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 \min(x_i - x_j, y_i - y_j) \dots\dots\dots (식 3)$$

Q<sub>r</sub>가 커지면 인접성이 적은 것이고 Q<sub>r</sub>가 작아지면 인접성이 많아지는 것이다.

유전자 알고리즘에서 문제의 해를 찾는 기준은 바로 적

합도 혹은 목적함수이다. 본 논문에서는 최적의 대표 특징치 추출을 위하여 적합도는 다음과 같이 정의한다.

$$F = \lambda Q_{r1} + \frac{1}{Q_{r2}} + \frac{1}{Q_{r3}} \dots\dots\dots(식 4)$$

F는 적합도 함수이고 서로 다른 성격의 값을 합하므로 상대적으로 가중치  $\lambda$ 를 주었고 실험에서  $\lambda$ 의 값은 1로 하였다.

### 4.3 유전자 연산

개체군의 경우 서브영역 별로 25C5개의 Population이 염색체로 구성된다. 이렇게 구성된 개체군에서 랜덤으로 10개의 제 1세대의 염색체를 추출한다.

▶ **선택**

염색체 선택은 적합한 염색체일수록 생존 확률이 높도록 하기 위해, 순위 기반의 룰렛 휠 방법을 사용한다. 룰렛 휠은 전체 모집단에 있는 각 개체의 적합도를 구하고 이들을 모두 합한 후 그 값으로 각 개체의 적합도를 나누어 상대적인 비를 구하게 하여 선택확률로 사용하는 방법이다. 이러한 가정을 통해 두 개의 부모 염색체를 선택한다.

▶ **교배**

일반적으로 교배는 초기 진화를 주도하는데 여기서는 단순 교배를 사용한다. 모집단 전체 중에서 교배 확률에 따라서 두 개의 개체가 선택되면 이들에 대해서 하나의 포인트를 임의로 선택하고 이를 기준으로 두 염색체를 포인트를 기준으로 서로 교환하여 진화를 유도한다. 이 과정을 거치고 나면 선택된 두 개의 부모에 대하여 새로운 두 개의 자식 개체가 생긴다. 이때 교배 확률은 1로 하였다.

▶ **돌연변이**

국부 최적에 빠지는 것을 방지하기위해 one-포인트 돌연변이를 실시 하였다. 단, 여기서 만약 최종적으로 돌연변이한 비트열에 '1'의 개수가 다섯 개가 넘으면 돌연변이를 다시 실시한다. 이것은 비트행렬의 '1'의 개수가 5개가 될 때까지 계속 수행한다. 돌연변이 확률은 0.05로 하였다.

### 4.4 매개변수 선언과 학습 중지

▶ **교배확률 = 1.0**

▶ **돌연변이 확률 = 0.05**

GA 알고리즘을 통하여 1세대가 만들어지고 이렇게 만들어진 세대는 적합도 측정을 통하여 선택, 교배, 돌연변이를 하게 된다. 과정을 모두 거친 후 1세대의 개체군의 평균 적

합도가 threshold1=0.44보다 작고 최저 적합도가 threshold2=0.40보다 작다면 이 알고리즘은 학습을 중지하고 최저값을 가지는 염색체를 선택하게 된다. 만약 위의 조건을 만족하지 못하면 적합도 측정, 선택, 교배, 돌연변이를 다시 수행하게 된다.

## V. 실험 및 결과 분석

### 5.1 실험환경

실험은 7가지 영상 카테고리에 각각 50개씩, 총 350개의 영상을 이용하였다. 영상의 검색 결과 측정을 위한 정확도는 (식 5)와 같이 정의하였다.

$$\text{정확도} = \frac{\text{식별된영상의수}}{\text{클래스내 전체 영상의 수}} \dots\dots\dots(식 5)$$

(표 1)은 실험에 쓰인 영상을 나타낸 것이다.

표 1. 실험 영상  
Table 1. Test image

image class	샘플개수
Eagle	50
Horse	50
Rose	50
Polar Bear	50
Sunset	50
Valley	50
Tiger	50
Total	350

### 5.2 실험결과 및 성능 분석

본 논문에서는 유전자 알고리즘의 성능분석을 위하여 기존에 범용적으로 사용되어진 평균/최빈수를 이용한 영상 특징 추출법[9,10]과 비교연구를 하였다. (표 2)는 평균/최빈수 특징 추출법과 GA 특징 추출법의 성능 비교의 결과이다.

표 2. 실험결과  
Table 2. Experimental result

image class	기존방법(%)	제안된 방법(%)
Eagle	84	90
Horse	90	94
Rose	82	90
Polar Bear	94	98
Sunset	90	90
Valley	84	82
Tiger	78	84
Average	86	90

(그림 4)는 평균/최빈수 특징 추출법과 GA 특징 추출법의 성능 비교를 보여주는 그래프이다.

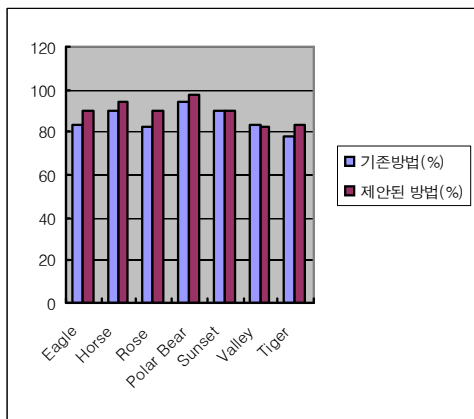


그림 4. 실험결과  
Fig 4. Experimental result

실험결과 제안된 방법이 기존방법에 비해 평균 4%의 높은 정확도를 보였다. 실험 결과의 타당성 검증을 위하여 대응비교에 의한 두 모평균의 추론을 해보면, 기존 특징 추출법과 제안된 특징 추출법에 의한 결과 값이 같다는 귀무가설과 제안된 특징 추출법이 기존 특징 추출법 보다 정확도가 좋다는 대립가설을 세울 수 있다.

즉, 기본 가설은  $H_0 : \mu_1 - \mu_2 = 0$ ,  $H_1 : \mu_1 - \mu_2 < 0$  이다. GA 추출법을 쓴 방법이 더 좋은 정확도를 보이는지 유의수준 5%에서 검정해 보면, 검정통계량은 약 -2.7684이다.

$$t = \frac{\bar{D} - \delta_0}{S_D / \sqrt{n}} = \frac{-3.71 - 0}{3.5456 / \sqrt{7}} = -2.7684 \dots\dots\dots (식 6)$$

이때, t-분포 표에서 기각역을 구해보면 유의수준 5%의 기각역은  $t < -t_{0.05}(9) = -1.943$ 이고 그러므로 귀무가설을 기각할 수 있다. 따라서 GA 추출법이 기존 추출법 보다 더 좋은 정확도를 보임을 알 수 있다.

## VI. 결론

대용량 데이터를 다루는 멀티미디어 정보검색에서는 데이터 처리량 감소와 정확도 향상을 요구한다. 이를 위해 본 논문에서는 영상의 특징치로 색상과 질감 정보를 이용하였다. 추출된 특징치는 유전자 알고리즘을 이용하여 대표성이 있는 최소의 데이터 추출함으로써 처리량 감소와 정확도 향상 보였다. 또, 적합도 평가의 정의 과정에서 영상의 재구성에서 흔히 발생할 수 있는 잡음에 강건하도록 알고리즘을 제안하였다. 향후 과제는 e-biz에서의 상품검색을 위한 검색시스템 구현과 영상 검색의 정확도를 높이기 위하여 유사도 피드백 적용이 필요하다.

## 참고문헌

- [1] 박신길, 주경수, "KEM 2.0을 이용한 MPEG-7 기반의 교육용 영상정보 검색시스템 개발", 한국컴퓨터정보학회논문지, 10권4호, pp.155-164, 2005
- [2] 천현재, 백승재, 이홍철, "혼합형 질의 방법에 의한 온톨로지 기반 유물 검색 시스템", 한국컴퓨터정보과학회지논문지, 10권5호, pp.17-26, 2005
- [3] S.-S. Park, K.-K. Seo, D.-S. Jang, Expert system based on artificial neural networks for content-based image retrieval, Expert Systems with Application, volume 29, issue 3, pages 589-597, 2005
- [4] J. M. Johnson, and Y. Rahmat-Samii, "Genetic algorithm optimization and its Application to antenna design," in 1994 IEEE-APS Int. Symp. Dig., pp. 326-329, 1994
- [5] Y. Rahmat-Samii and E. Michielssen, Electromagnetic Optimization By Genetic Algorithms, John Wiley & Sons, Inc., 1999

- [6] R. L. Haupt, "An Introduction to genetic algorithms for electromagnetics," IEEE Magazine, Antennas Propagation, vol. 37, pp. 7-15, 1995
- [7] Ioannis Pitas, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, England Cliffs, NJ, 1993
- [8] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1993
- [9] Sang-Sung Park, Hun-Woo Yoo, Man-Hee Lee, Jae-Yeon Kim and Dong-Sik Jang, Clustering Image Retrieval via Improved Fuzzy-ART, ICCSA2005, Lecture Note in Computer Science Vol. 3483, pp. 743-752, 2005
- [10] A. D. Bimbo, "Visual Information Retrieval", Morgan Kaufmann, 1999

저 자 소 개



**박 상 성**  
 2006년 2월 : 고려대학교  
 산업시스템정보공학과 박사  
 현재, 고려대학교 BK21  
 사업단 연구전임강사  
 관심분야: 패턴인식,  
 컴퓨터비전



**안 동 규**  
 경민대학 인터넷비즈니스과  
 부교수  
 한국미래포럼 e러닝분과  
 정회원  
 한국디지털정책학회 이사  
 (주)이노다임 자문위원  
 한국컴퓨터정보학회 지회장  
 관심분야: