

---

# Wavelet을 이용한 내용기반 검색에 관한 연구

강진석\*, 박재필\*, 나인호\*\*, 최연성\*\*, 김장형\*

## A Study on Contents-based Retrieval using Wavelet

Jin-Suk Kang, Jae-Pil Park, In-Ho Ra, Yeon-Sung Choi, Jang-Hyung Kim

---

본 연구는 1999학년도 제주대학교 발전기금 학술 연구비에 의해 연구되었음.

---

### 요약

디지털 압축기술의 발달과 컴퓨팅 능력이 발전함에 따라서 많은 양의 이미지, 그래픽, 오디오, 비디오 정보가 인터넷을 통한 멀티미디어 시스템에서 활발히 이용되고 있다. 이에 따라 사용자가 원하는 멀티미디어 콘텐츠를 탐색하기 위한 다양한 검색기법이 요구되고 있으며, 특히 단순한 텍스트형 키워드에 의한 검색보다는 내용에 의한 검색 기법이 절실히 요구되고 있다. 본 논문에서는 여러 가지 전처리 과정을 통해 영상을 분류하고, 여기에 색상의 공간적, 질감적 특징을 선별적으로 적용함으로써 처리 효율을 높이면서 검색 성능을 증가시킬 수 있는 내용기반 색인 및 검색 알고리즘을 제안하였다. 또한, 특정 상표에 대한 내용기반 데이터 검색요청 및 수행 결과 분석을 통해 제안된 기법의 성능을 평가하였고, 그 결과를 기술하였다.

### Abstract

According to the recent advances of digital encoding technologies and computing power, large amounts of multimedia informations such as image, graphic, audio and video are fully used in multimedia systems through Internet. By this, diverse retrieval mechanisms are required for users to search dedicated informations stored in multimedia systems, and especially it is preferred to use contents-based retrieval method rather than text-type keyword retrieval method.

In this paper, we propose a new contents-based indexing and searching algorithm which aims to get both high efficiency and high retrieval performance. To achieve these objectives, firstly the proposed algorithm

---

\* 제주대학교 정보공학과

\*\* 군산대학교 전자정보공학과

접수일자 : 2001. 1. 9.

classifies images by a pre-processing process of edge extraction, range division, and multiple filtering, and secondly it searches the target images using spatial and textural characteristics of colors, which are extracted from the previous process, in a image. In addition, we describe the simulation results of search requests and retrieval outputs for several images of company's trade-mark using the proposed contents-based retrieval algorithm based on wavelet.

## I. 서론

컴퓨터와 네트워크의 기술 혁신, 그리고 정보화 마인드의 확산에 따라 정보 시스템의 구축이 급속하게 진행되고 있다. 정보 시스템의 구축에서 “정보의 저장과 검색”이라는 관점에서 볼 때, 멀티미디어 정보가 차지하는 비중은 아주 빠른 속도로 증가하고 있다. 최근 멀티미디어 혁명으로 대변되는 컴퓨팅 환경하에서 구축되는 멀티미디어 정보시스템은 종래의 DB 시스템의 한계를 넘어 다양한 모드의 정보 즉, 텍스트만이 아닌 이미지/비디오 정보로 구성되고 있다. 그러므로 컴퓨터는 그래픽, 이미지, 비디오, 오디오 정보 등의 통합 처리가 가능해야 한다. 즉, 사용자가 멀티미디어 정보를 획득, 조직, 저장, 검색, 처리, 전송 및 분배할 수 있는 통합 기능의 지원이 요구되는 것이다. 즉, 이미지 검색/관리 시스템은 기존의 DB 시스템이 갖는 저장 및 검색 성능보다 보다 나은 편리성과 유연성을 제공할 수 있는 능력이 요구되고 있다.

본 논문에서는 보다 쉽고 정확하게 영상을 검색하기 위해 색상 정보와 윤곽선 정보를 동시에 이용할 수 있는 웨이블릿 변환을 적용한다.

입력된 256×256 컬러 영상에 웨이블릿 변환을 수행하여 저주파 성분이 포함된 영역과 고주파 성분이 포함된 영역으로 분할한다. 고주파 성분에서는 수직, 수평 그리고 대각방향의 윤곽선이 검출되고 이 세 영역을 합쳐서 모든 방향의 윤곽선을 검출한다. 검출된 윤곽선 성분의 히스토그램을 이용하여 영상이 존재하는 위치를 찾아내고 저주파 성분에 적용시켜 영상의 영역을 잘라낸다. RGB 컬러영상은 조명에 상당히 민감한 영향을 받기 때문에 조명에 대한 영향을 줄이기 위해서 저주파 성분의 영상을 휘도치 정규화시킨 후 영상의 색 정보를 이용하여 영상 영역을 검출한다. 이 검출된 영역을 수직, 수평 방향으로 투영시킨다. 이것을 히스토그램으로 나타내어 적당한 임계치를 주어 본 논문의 실험에서 처리할 영상

의 영역을 정사각형으로 검출한다. 이 검출된 영상의 영역을 3계층까지 웨이블릿 변환을 수행하여 입력 영상의 처리해야 할 영역의 차원을 감소시키고 벡터 형태로 변환시킨다.

## II. 내용 기반 기술

메모리 IC의 급격한 발전과 반도체 기술인 메모리와 마이크로프로세서를 중심으로 한 디지털 신호 처리용 반도체(DSP: Digital Signal Processor)의 기술, 부호화 기술과 통신 기술의 발전, 여러 개의 시스템이 통신망에 연결되어 정보의 수신, 수신 공유가 가능한 네트워크 기술의 발전 등으로 멀티미디어 시스템 기반 조성이 되고 있다. 그 기반 조성을 살펴보면 다음과 같다.

### 1. 부호화 기술의 필요성 및 원리

숫자나 문자로 된 텍스트 데이터들로부터 정보를 얻어내는 기존의 방식 대신에 오디오나 이미지와 같이 좀더 인간의 감각에 근접한 형태로 표현된 데이터들로부터 직관적으로 정보를 얻어내려는 욕구와 정보획득, 신호처리, 통신 디스플레이에 관련된 기술, 그리고 반도체 및 소프트웨어 기술의 결합에 힘입어 멀티미디어 데이터의 사용이 지속적으로 증가하고 있다. 이러한 멀티미디어 데이터를 효과적으로 저장, 처리 및 전송하기 위해서는 이것들은 각각의 처리과정에 적합한 형태로 부호화하는 기술이 필수적으로 요구된다. 특히, 영상에 대한 부호화 기술에는 중복성 제거의 원리, 가시성·가청성의 원리, 명도 및 색상의 묘사와 같은 원리가 적용된다.

### 2. 부호화의 성능 평가

부호화 시스템을 비교하기 위해서는 이를 평가

할 수 있는 방법이 있어야 한다. 이를 위해서 부호화 정도, 영상의 품질, 부호화/복호화 속도 그리고 부호화/복호화를 위하여 특별한 하드웨어, 소프트웨어가 있는가를 고려해야 한다.

3. 부호화 기법 및 요소기술

부호화는 여러 가지 응용에 따라 다양한 기법이 존재하지만 크게 무 손실 부호화 기법과 손실 부호화 기법으로 분류할 수 있으며, 부호화 기법을 영상 데이터 부호화를 중심으로 기술하였다.

3.1 무 손실 부호화 기법

무손실 부호화 기법이란 부호화한 데이터를 복원했을 때 복원한 데이터가 부호화 전의 데이터와 완전히 일치하는 것을 말한다. 이 기법은 부호화한 데이터가 부호화 할 데이터에 어떤 변형이나 수정은 가하지 않으며 복원시 원래의 데이터와 동일한 정보를 얻을 수 있다.

3.2 손실 부호화 기법

손실 부호화 기법은 높은 효율의 부호화율을 얻기 위하여 부호화시 화질 열화를 허용하는 기법으로 기본 구성은 그림 1과 같다.

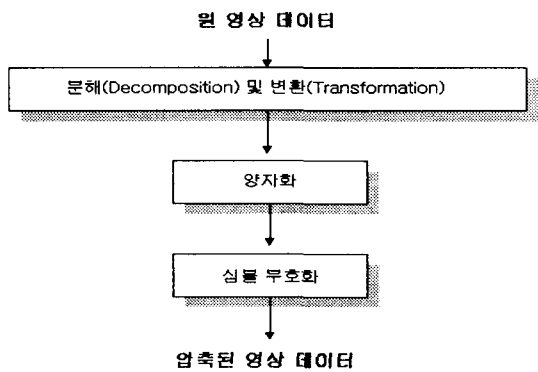


그림 1. 손실 부호화의 구조  
Fig 1. Lossy encoding structure

이와 같은 손실 부호화 기법으로는 색상표(color lookup table)를 이용하는 방식, 보정(interpolation)

기법, 예측 부호화(predictive coding)기법, 변환 부호화(transform coding) 기법 등이 있다.

III. 웨이브렛 함수 변환

주어진 신호 또는 함수 f(t)를 분석하거나 그의 특성을 파악하기 위해서 정현파(sine wave)나 역현파(cosine wave)와 같은 단순 주기신호들을 제외하고는 그 신호자체를 직접 다루는 것은 효과적이지 못하다. 신호를 효율적으로 다루는 방법 중에 하나는 적당한 신호의 모임을 정하여 그에 적절한 기저신호(basic signal) 또는 빌딩블록(building block)  $\Psi_n(t)$ 를 이용하여 주어진 신호를 재구성하는 것이다. 즉,

$$f(t) = \sum_n a_n \Psi_n(t) \dots\dots\dots (1)$$

이때  $a_n$  은 위 급수전개식의 계수이고,  $n \in Z$ 은 정수 첨자이다. 신호처리에서는 에너지가 유한인 신호들 즉, 제곱적분 가능한 함수들을 주로 다루는데, 이를  $L^2(R)$ 로 표시한다.

신호 및 영상처리에서 전통적으로 많이 이용된 방법인 푸리에 변환은 1807년 푸리에가 열방정식의 해법을 연구하면서 소개하였는데, 이는 적당한 주파수 간격으로 얻는 푸리에 계수를 통하여 신호의 스펙트럼 정보를 분석할 수 있게 한다. 푸리에 계수 또는 푸리에 변환을 이용해 신호를 분석하는 방법을 푸리에 해석이라고 한다. 푸리에 해석은 신호처리 및 미분방정식의 해법에 많이 사용되었으나, 그 특성상 주파수 영역에서만 신호를 분석할 수밖에 없어 신호의 시간 정보와 주파수 정보를 동시에 파악할 수 없다는 단점을 갖고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 푸리에 기본 함수에 시간에 의존하는 가중함수를 붙인 국소 푸리에 변환(windowed Fourier transform 또는 Short-time Fourier transform)이 도입되었는데, 그 대표적인 것이 가우시안 함수를 가중함수로 이용한 가보 변환(Gabor transform)이 있다.

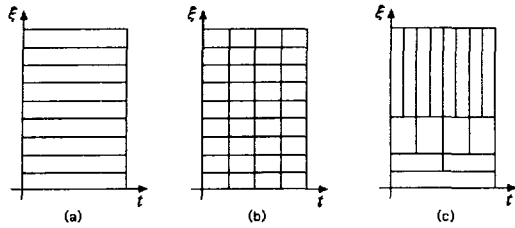


그림 2. (a) 푸리에 변환  
(b) 국소 푸리에 변환  
(c) 웨이블릿 변환에 의한 시간-주파수 분석 영역

Fig 2. (a) Fourier transform  
(b) Windowed fourier transform  
(c) Time-frequency analysis area with wavelet transform

국소 푸리에 변환은 주파수 영역과는 독립적인 창문함수를 기존의 푸리에 변환에 가중함수로 붙여 사용하므로, 분석 영역이 시간-주파수에 대한 항상 일정하다. 따라서 시간의 변화에 따라 확률적인 특성이 변하는 약정상 신호(non-stationary signals)를 효율적으로 분석할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 웨이블릿 변환은 이러한 단점을 보완하여 국소 푸리에 변환보다 더 효율적인 시간-주파수 분석을 가능하게 한다. 웨이블릿 변환은 적절히 주어진 기본함수를 축척(팽창/축소)시키고 이동(shift)한 결과로 생기는 함수들을 쌍대적(dual) 빌딩 블록으로 이용하기 때문에 분석 영역이 시간-주파수축에 대해 유연하다. 팽창은 축척 인자(scaling parameter)에 의해 조절되고, 이것은 적당한 주파수대역에 대응되는데 이동 간격은 축척 인자에 따라 달라진다.

웨이블릿 기본 함수의 구조는 식 (2)와 같이 적당하게 선택된 함수  $\Psi(t)$ 의 축척도와 이동에 의해 결정된다.

$$\Psi_{k,j}(t) = 2^{k/2} \Psi(2^k t - j), k, j \in Z \dots\dots\dots (2)$$

이때, 기본함수  $\Psi(t)$ 를 웨이블릿 또는 모-웨이브릿(mother wavelet)이라고 부른다.

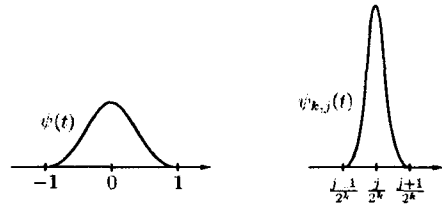


그림 3.  $\Psi(t)$ 의 축척도와 이동  
Fig 3. Scaling and shift of

#### IV. 검색 알고리즘

##### 1. 내용기반 검색을 위한 이미지의 속성

내용 기반 이미지 검색 시스템의 가장 큰 특징들 중의 하나는 이미지로부터 특징 데이터를 자동으로 추출하는데 있다. 실제로 이미지 데이터로부터 내용으로 추정될 수 있는 데이터를 추출하기 위하여 기존의 이미지 프로세싱이나 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽과 같은 분야에서 연구되어 왔던 이미지 변환 기법, 외곽선 추출기법, 이미지 패턴 인식 기법, 그리고 이미지 데이터의 색상 및 질감 분석 기법과 같은 다양한 방법들이 이용된다. 이러한 방법들로 추출될 수 있는 이미지의 속성으로는 크게 다음과 같은 것들이 있다.

① 색상 특징(color feature) : 대부분의 내용 기반 이미지 검색 시스템은 이미지로부터 색상에 대한 특징 데이터를 추출하기 위하여 이미지의 색상에 대한 히스토그램을 사용하고 있다. 이 방법은 이미지를 구성하고 있는 색상들을 수치 데이터로 바꾼 후, 이를 기반으로 그 이미지의 색상 구성에 관한 특징을 추출하여 검색에 이용하는 방법이다.

② 질감 특징(texture feature) : 이미지의 질감은 이미지 표면에 나타나 있는 시각적인 굴곡을 분석하여 나온 특징 데이터로서, 이러한 특징 데이터를 추출하기 위해서 이미지 프로세싱이나 컴퓨터 비전 등의 연구 결과를 이용하고 있다.

③ 모양 특징(shape feature) : 이미지나 이미지 안에 있는 객체의 모양을 일정한 수치 데이터로 변환하여 이를 기반으로 검색을 한다. 이러한 모양 특징 데이터는 내용기반 이미지 검색에서 가장 응용이 어려운 부분 중의 하나이다.

2. 웨이브렛 변환

일반적으로 이미지의 모양을 표현하는 기법은 다음과 같은 특징을 만족해야 한다.

- ① 유일성(uniquness) : 이미지 객체의 모양을 유일하게 표현해야 한다.
- ② 완전성(completeness) : 명확하고 완전한 표현이어야 한다.
- ③ 불변성(invariance under geometrical transformation) : 이동, 회전, 축척 등의 기하학적 변환에 대해서 변하지 않는 표현이어야 한다.
- ④ 민감도(sensitivity) : 비슷한 이미지들간의 차이를 쉽게 표현해야 한다.
- ⑤ 추상화(abstraction) : 이미지의 세부적인 사항으로부터 모양에 대한 추상적인 기본 특징까지 모두 표현할 수 있어야 한다.

기존의 내용 기반 검색 기법은 이미지 데이터로부터 외곽선을 추출한 후 몇 개의 점만을 이용하여 특징 데이터로 사용하였는데, 이 방법으로는 위의 성질들을 충분히 만족시키지 못하였다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 웨이브렛 변환을 사용하였으며 실험 결과 웨이브렛 변환은 위에 열거된 모든 특징을 잘 만족함을 보였다. 특히, 동일한 이미지 데이터를 이동시키거나, 회전, 스케일링시켜도 거의 유사한 특징 데이터를 얻을 수 있었다. 웨이브렛 변환은 기본 함수로서 사인, 코사인 함수뿐만 아니라 좀더 복잡한 모-웨이브렛 함수를 사용할 수 있고, 푸리에 변환에는 없는 공간에 대한 지역적인 특성을 가지고 있어서, 이러한 물리적 상황에서 전체적인 특징뿐만 아니라 지역적인 특징까지도 분석이 가능하다. 또한, 웨이브렛 변환은 이미지에 대하여 다해상도 분석이 가능하다. 즉, 웨이브렛 변환으로 나온 계수들은, 이미지의 본래 해상도(original resolution)에 대하여 독립적인 정보를 제공한다. 이러한 웨이브렛 변환을 살펴보면, 우선 웨이브렛 변환을 정의하기 위해서는 스케일링 함수  $\phi$ 와 모-웨이브렛 함수  $\psi$ 가 필요하다. 스케일링 함수  $\phi$ 와 모웨이브렛  $\psi$ 는 각각 식 (3)과 식 (4)로 나타낼 수 있다.

$$\phi(t) = \sum_n h(n)\sqrt{2}\phi(2t-n) \dots\dots\dots (3)$$

$$\psi(t) = \sum_n g(n)\sqrt{2}\phi(2t-n) \dots\dots\dots (4)$$

스케일링 함수  $\phi$ 와 모-웨이브렛 함수  $\psi$ 가 결정되면  $2^j$  만큼 축척하고  $2^{-j}k$  만큼 천이한 함수가 다음과 같이 정의된다.

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\phi(2^j t - k) \dots\dots\dots (5)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\psi(2^j t - k) \dots\dots\dots (6)$$

여기서,  $\phi_{j,k}(t)$ 에서  $j, k$ 는 정수이며  $L^2$ 의 정규화된 직교기저함수(orthogonal basis function)가 된다.  $k$ 에 의해 시간 혹은 공간을 매개변수화하였고,  $j$ 에 의해 주파수 혹은 축척도를 매개변수화 하였다.

웨이브렛 변환에 의해 신호  $f(t)$ 의 계수들은 식 (7)과 식 (8)을 이용해서 구할 수 있다.

$$c_j(k) = \langle \phi_{j,k}, f(t) \rangle = \int f(t)\phi_{j,k}(t) dt \dots\dots\dots (7)$$

$$c_j(k) = \langle \psi_{j,k}, f(t) \rangle = \int f(t)\psi_{j,k}(t) dt \dots\dots\dots (8)$$

컴퓨터를 이용하는 경우는 오직 이산적인 연산만을 할 수 있으므로 실질적으로 사용할 수 있는 웨이브렛 시스템인 DWT(Discrete Wavelet Transform)를 고려해야만 한다. 신호  $f(t)$ 을 샘플링하여 얻은  $N=2^M$ 개의 이산 신호를  $c_0^M, \dots, c_{N-1}^M$ 이라고 가정하면 이산 웨이브렛 변환(DWT: Discrete Wavelet Transform)을 정의할 수 있다. 해상도  $J$ 에서  $J-1$ 로의 분해(Decomposition)는 식 (9)와 같이 저대역 통과 필터계수에 의해 구해지는 부분인 스케일링 계수와 식 (10)과 같이 고역 통과 필터 계수에 의해 구해지는 부분인 웨이브렛 계수를 표현한다.

$$c_k^{J-1} = \sum_{m=0}^{N-1} h(m) c_{m+2k}^J \dots\dots\dots (9)$$

$$d_k^{J-1} = \sum_{m=0}^{N-1} g(m) c_{m+2k}^J \dots\dots\dots (10)$$

DWT의 결과는  $(c_0, d_0, d_1, \dots, d_{N-1}, \dots, d_{M/2-1})$  로 주어지는데 이들은 신호  $f(t)$ 를 다음 식으로 웨이브렛 전개하였을 때 나타내는 계수들과 가깝게된다.

$$f(t) = \sum_k c_{0,k} \phi_{0,k}(t) + \sum_{i \geq 0} \sum_k d_{i,k} \psi_{i,k}(t) \dots\dots\dots (11)$$

3. 웨이브렛 변환을 수행하는 부호화 알고리즘

웨이브렛 변환을 수행하는 부호화 알고리즘에 관한 연구는 현재 차세대 압축 방법으로써 활발히 연구되고 있는 분야이다. 그림 4는 웨이브렛 변환을 수행하는 일반적인 부호화 알고리즘을 나타낸 것이다. 영상이 입력으로 들어오면 먼저 웨이브렛 변환을 하고 웨이브렛 변환 계수들을 양자화 한 뒤 엔트로피 부호화와 같은 적당한 처리를 통해 영상의 데이터 양을 줄인다.

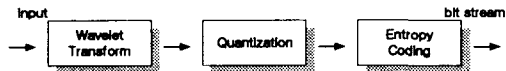


그림 4. 웨이브렛 변환을 수행하는 일반적인 부호화 알고리즘

Fig 4. General coding algorithm for processing of wavelet transformation

양자화 과정에서는 스칼라 양자화(SQ: Scalar Quantization)나 벡터 양자화(VQ: Vector Quantization) 또는 트렐리스 부호 양자화(TQ: Trellis Coded Quantization) 방법이 쓰인다. 이 양자화 과정으로 데이터 손실이 발생하며 전체적으로 손실 부호화가 된다. 스칼라 양자화는 가장 흔히 사용되는 양자화 방법으로써 각각의 심볼들을 개별적으로 양자화한다. 최적의 양자화기 설계를 위한 방법으로 입력 정보원의 확률밀도함수를 최대한 활용한 Lloyd-Max 양자화가 있다. 벡터 양자화는 입력 정보원들을 k 개수로 묶는 벡터화 단계를 수행한 뒤, 코드워드라고 하는 N 개의 출력 벡터들로 매핑(mapping)한다. 그리고 매핑된 벡터의 인덱스 정보를 최종적으로 보낸다. 트렐리스 부호 양자화는 큰 코드북을 다수의 분할된 코드북으로 나누는 방법이다.

엔트로피 부호화는 무손실 압축으로 입력 정보가 가지는 발생확률의 편중을 이용하여 압축을 실현한다. 대표적인 엔트로피 부호화로는 허프만(Huffman) 부호화, 산술(Arithmetic) 부호화, 런 길이(Run-Length) 부호화, LZW(Lempel, Ziv and Welch) 부호화 등이 있다.

4. RGB 좌표계의 정규화

RGB 좌표계는 빨강, 녹색, 파랑의 세 가지 색을 이용하여 물체의 색을 표현하는 좌표계로 색 좌표계에서 가장 많이 사용되어지고 있다. 본 논문에서는 획득한 영상은 256×256 크기의 24bit 컬러 RGB 영상이다.

보통 컬러 RGB 영상은 조명에 상당히 민감한 영향을 받기 때문에, 실제 정확하고 정밀한 연산을 수행하기 위해서는 얻어진 R, G, B 값을 정규화 하는 과정이 필요하다.

R, G, B 값들이 정규화 과정은 다음과 같다.

$$D = R + G + B \dots\dots\dots(12)$$

$$r = \frac{R}{D} , g = \frac{G}{D} , b = \frac{B}{D} \dots\dots\dots(13)$$

색을 나타내는 좌표계는 RGB 좌표계 뿐만 아니라 색채요소와 명암요소가 분리된 YIQ 좌표계와 휘도치 성분을 하나의 주성분으로 취하는 CIE 좌표계가 있다.

V. 제안된 시스템의 구현 및 모의실험

웨이브렛 변환은 사용하는 웨이브렛 함수의 타입과 분해 타입에 따라 특징 데이터 추출시 성능의 차이를 보이게 된다. 또한, 변환 결과로 얻어진 수많은 계수들을 모두 특징 벡터로 사용하는 것은 매우 비효율적이므로, 절대값이 가장 큰 몇 개의 계수만을 추출하는 절단(truncation) 작업을 하게 된다. 따라서, 본 논문에서는 다음과 같은 사항을 고려하여 특징 벡터를 추출한다.

① 웨이브렛 타입 : 웨이브렛 변환은 사용하는 기본 함수의 종류에 따라 다양한 웨이브렛 타입이

존재하게 된다. 예를 들어 Haar 웨이블릿 변환, Burt-Adelson, Battle- Lemarie, Coiflet, Daubechies 와 같은 다양한 종류의 웨이블릿 변환들을 사용하여 특징 데이터를 추출할 수도 있다. 본 연구에서는 다양한 웨이블릿 변환들 중에서 가장 많이 사용되는 몇 개의 변환들에 대하여 특징 벡터 추출에 따르는 성능을 비교 분석한다.

② 분해 타입 : 각 웨이블릿 변환에는 표준 분해와 비표준 분해가 존재한다. Haar 웨이블릿 변환의 경우 표준 분해 기본 함수는 사각형 모양이고, 비표준 분해 기본 함수는 정사각형 모양이어서 이미지가 선이나 사각형의 특징을 포함하고 있을 때는 비표준 Haar 웨이블릿 변환을 이용하는 것이 특징 추출에 효율적이다.

③ 절단 : 만약  $128 \times 128$ 의 해상도를 갖는 이미지 데이터에 대하여 웨이블릿 변환을 적용하면  $128^2 = 16384$ 개의 계수가 얻어진다. 이러한 계수들을 모두 다 특징 벡터로 사용하는 것은 데이터베이스 저장 측면에서나 유사성 계산 측면에서 상당히 비효율적이다. 따라서, 이러한 계수들 중에서 절대값이 가장 큰 몇 개의 계수만을 취하는 절단 작업을 통하여 적절한 크기의 특징벡터를 구성한다.

1. 2차원 측면 영상과 3차원 영상을 사용하는 방법  
측면 영상은 정면 영상에서 보이지 않는 내용에 대한 자세한 구조를 제공한다. 따라서 측면 내용 영상을 사용한 내용 인식에서는 기준 점들을 찾는 문제가 매우 중요하며, 인식을 위해서는 이러한 기준 점들간의 관계 정의가 필요하다. 지금까지 연구된 내용을 살펴보면 측면 윤곽 추출을 사용한 영상 인식 시스템과 영상 내에서 각각의 기준 점들을 추출하기 위해 사용된 방법이 있었다.

3차원 영상은 물체의 깊이 구조를 포함하고 있다. 3차원 데이터들이 일반적인 영상 응용 프로그램에서는 이용 불가능하지만 2차원 영상에서는 얻을 수 없는 매우 중요한 정보를 가지고 있다. 본 연구는 2차원 영상에서 곡률 반경 계산을 하여 형판에 바탕을 둔 인식 방법을 제시하며 실험한다.

영상과 같은 2차원 이상의 신호는 행 방향으로 웨이블릿 변환을 하고 결과를 열 방향으로 한번

더 웨이블릿 변환을 수행하여 변환을 하게 된다.

본 논문에서는 입력된 영상  $256 \times 256$ 의 상표 영역을 Haar 웨이블릿 필터를 이용한 웨이블릿 변환을 수행하여 4개의 대역으로 분할하였다. 그림 6과 같이 저대역 통과 필터  $h_0(n)$ 은 원 영상의 고주파 성분의 입력 신호를 제거시키고 고역 통과 필터  $h_1(n)$ 은 저주파 성분의 입력 신호를 제거한 후 출력하여 입력 신호를 두 개의 주파수 영역으로 분리한다. 그러나 두 개의 필터를 통과한 각 신호의 길이는 필터를 통과하기 전의 신호의 길이와 같기 때문에 총 신호의 길이는 두 배가 된다. 이것을 해결하기 위해서 데시메이터(decimator)와 같은 샘플링 연산자를 사용하여 다운-샘플링(down sampling)을 함으로써 두 영역으로 분리된 신호의 길이를 줄일 수 있다. 이러한 과정을 수직 방향과 수평 방향으로 수행함으로써 서로 다른 주파수 성분을 가지면서 차원이  $128 \times 128$ 로 감소한 4개의 대역으로 나뉘어지게 된다. 다운 샘플링은 샘플링 연산자인 데시메이터를 사용하여 필터를 통과한 신호의 길이를 줄이는 과정이다. 이 과정을 통하여 짝수 번째의 입력 신호만을 출력으로 얻을 수 있고 홀수 번째 신호는 제거된다. 2차원 영상을 웨이블릿 변환을 시킨 결과는 그림 7처럼 저주파 영역과 고주파 영역으로 분할되며, 저주파 성분이 포함된 LL 대역에는 대부분의 에너지가 집중되고 고주파 성분들이 포함된 LH 대역에서는 수평, HL 대역은 수직, 그리고 HH 대역은 대각선의 윤곽선을 나타내게 된다. 본 논문의 영상은 0~255의 픽셀 값을 갖는 비트맵 파일을 사용하였으므로 변환을 취한 LL 대역에 에너지 값이 집중되지만 전반적인 픽셀 값의 증가로 인한 원래의 정보의 손실이 발생하고 변환 후의 고주파 대역 정보만큼의 손실이 발생한다. 따라서 필터를 통과시킬 때마다 픽셀 값이 가질 수 있는 최대 값(360)으로 나눈 다음 255값을 곱해주어 픽셀 값을 보정하였다. 이 LL 대역의 픽셀 값을 이용함으로써 처리할 영역의 차원을 줄이는 압축의 효과를 얻을 수 있다.

2. 고주파 영역의 윤곽선을 이용한 위치 검출.

본 영상에서는 특정 상표의 영역이 많은 부분을

차지하고 있다. 그러나 주변 배경이 상표 영역의 색과 비슷한 색 정보를 갖는 물체가 배경에 흩어져 있는 경우에는 상표 영역 정보만을 이용한다면 정확한 영상 검출이 불가능하다.



그림 5. 상표 원 영상  
Fig 5. Original image of a sample trade mark

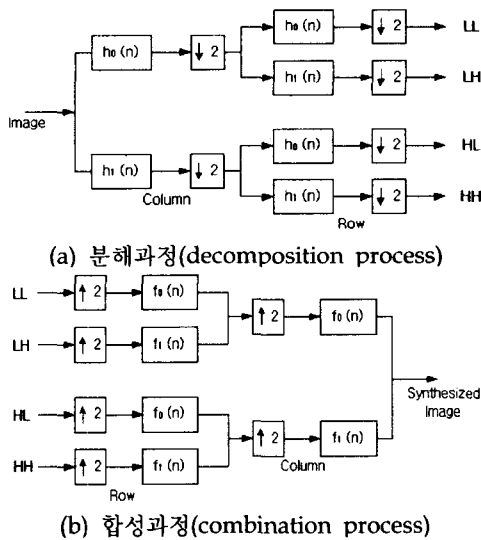


그림 6. 1 단계 웨이블릿 분해/합성 과정  
Fig 6. 1 step of wavelet transform

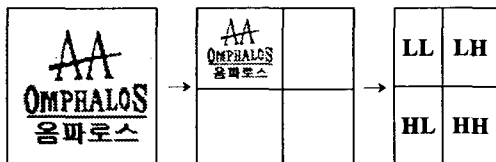


그림 7. 변환시킨 영상  
Fig 7. Transformed image

따라서 본 논문에서는 주변 배경에서 상표영역의 정보와 비슷한 값을 최대한 줄이고 영상에서 상표 영역이 존재하는 위치를 검출하기 위해서, 상표의 색상 정보를 이용하기 전에 영상의 윤곽선 정보를 이용하였다.

고주파 필터를 통과시킨 세 영역을 합하여 입력 영상의 경계선을 검출한 후 그레이 영상으로 변환시킨다. 상표 영역보다는 주변 배경에서 픽셀 값의 변화가 심하게 발생되므로 많은 경계선이 생기고 수평, 수직 방향으로 투영을 시키면, 상표 영역이 위치한 영역이외의 부분에서 큰 히스토그램 분포를 갖는다. 히스토그램 분포에서 수평 방향으로 좌, 우 최대 값의 좌표 값을 찾고 수직 방향으로 상측 최대 값의 좌표 값, 아래쪽으로는 영상의 가장 하측의 좌표 값을 찾는다. 구해진 좌표 값을 이용하여 저주파 대역을 통과한 영상을 잘라낸다. 그림 8은 배경이 있는 영상에서의 상표 영역 검출 과정을 보여주고 있다.

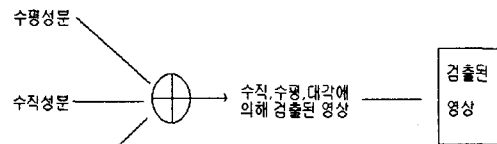


그림 8. 상표 영역 위치 검출과정  
Fig 8. Process of location retrieval for the trade mark

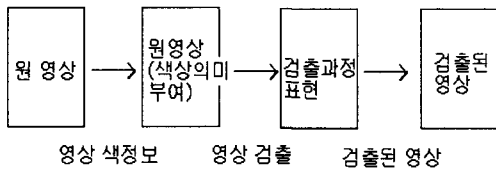
### 3. 저주파 영역의 정보 값을 이용한 영역 검출

저주파 영역에서 상표 영역의 위치를 검출한 후에 조명에 대한 영향을 줄이기 위해서 휘도치 정규화를 수행한다. 이 정규화된 영상에서 검색할 영상에서 영상의 색이 RGB 정보를 이용해서 영역의 윤곽선을 검출한다. 검출된 영역의 윤곽을 이진 영상(T=210)으로 바꾸고 수직, 수평 방향으로 투영을 시킨다. 이 투영된 영상의 히스토그램에서 임계치를 적용하여 수평방향의 좌, 우 최소 좌표 값을 구한다. 수직 방향으로는 히스토그램에서 영상 좌우 끝 부분이 최대 값을 갖는다는 좌표 값을 취한 후 뒷 배경이 잘 보이지 않도록 사각형으로 잘라낸다.



검출된 영상은 카메라의 영상이나 정지영상과 거리에 따라 크기가 약간 다를 수 있으므로 어떤 변환(affine transform)의 선형 보간법을 이용해서 영상의 차원(56×56)을 맞추어준다. 동일한 차원으로 구성한 다음 2차, 3차 웨이브렛 변환을 하여 검출된 영상 차원(14×14)을 줄인다. 그림 9는 영상의 검출 과정을 보여주고 있다.

텍스처 영상의 방향 성분을 구하기 위하여 그림 12와 같이 2단계 웨이브렛 변환을 하게 되며, 저대역 부밴드와 고대역 부밴드로 나뉘게 된다.



영상 색정보    영상 검출    검출된 영상

그림 9. 영상의 검출 과정

Fig 9. Process of image retrieval



그림 10. 상표 원 영상

Fig 10. Original image of a sample trade mark

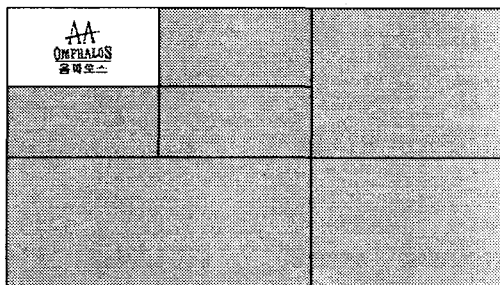


그림 11. 2단계 웨이브렛으로 분해한 영상

Fig 11. Decomposited image by 2 step wavelet transform

LL <sub>2</sub>	LH <sub>2</sub>	LH <sub>1</sub>
HL <sub>2</sub>	HH <sub>2</sub>	
HL <sub>1</sub>		HH <sub>1</sub>

그림 12. 웨이브렛 변환

Fig 12. Wavelet transform

고대역 부밴드 LH<sub>1,2</sub>에는 수평 성분이, HL<sub>1,2</sub>에는 수직 성분이, HH<sub>1,2</sub>에는 대각선 성분이 주로 남게 되는데, 이들의 에너지 값을 비교하여 영상의 방향 성분을 결정한다. 영상의 방향 성분을 구하는 방식은 다음과 같고, 방향 성분은 수평, 수직, 대각선, 랜덤의 4가지 종류로 분류하였다. 여기서  $W$ 는 웨이브렛 부밴드의 에너지를 말하며,  $T_D, T_H, T_V$ 는 각각 대각선, 수평, 수직의 방향 성분을 결정하기 위한 임계값이다.

if  $W_{HH} > T_D$  then Feature = "대각선"  
 else  
 if  $\frac{W_{LH}}{W_{HL}} > T_H$  then Feature = "수평"  
 else if  $\frac{W_{LH}}{W_{HL}} > T_V$  then Feature = "수직"  
 else Feature = "랜덤"

위 알고리즘을 통하여 영상의 방향 성분을 결정한 후에 고대역 부밴드의 특징 값으로는 해당 방향의 고대역 부밴드 에너지 값만을 사용한다. 즉, 방향 성분이 수평일 경우에는 LH<sub>1,2</sub> 부밴드, 수직일 경우에는 HL<sub>1,2</sub> 부밴드, 대각선일 경우에는 HH<sub>1,2</sub> 부밴드들의 에너지를 특징으로 사용하였고, 랜덤일 경우에는 모든 고대역 부밴드들의 에너지를 특징 값으로 사용하였다. 여기서, 수평방향은 0°, 수직방향은 90°, 대각선방향은 45°, 랜덤 영상에 대해서는 135°의 방향으로 저주파 영역에서의 영역 검출을 하였다.

5. 영상의 특징점 추출

5.1 영상의 벡터 생성

웨이브렛 변환에 의해서 검출된 영상인 사각형 모양의 영역은 일련의 한 벡터로 만들 수 있다. 검출된 영역(14×14)은 비트맵 영상으로써 한 픽셀의 경우 R, G, B 3개의 값 정보를 갖게된다. 한 픽셀에 들어가 있는 픽셀 값은 B, G, R의 순서로 이루어져있다. 따라서 벡터 성분의 총 수는 상표 영상들을 이루는 데이터의 총 픽셀 수의 3배가 된다. 그림 13에서와 같이 왼쪽에 있는 사각형 모양의 격자는 추출된 영상의 픽셀들을 나타내며 오른쪽에 있는 일렬로 정렬된 격자는 오른쪽 영상으로부터 얻어진 1차원 벡터를 가리킨다.

VI. 실험 결과 및 고찰

본 장에서는 제안된 시스템에 대한 여러 가지 실험 및 성능 확인 및 분석에 대해서 논한다.

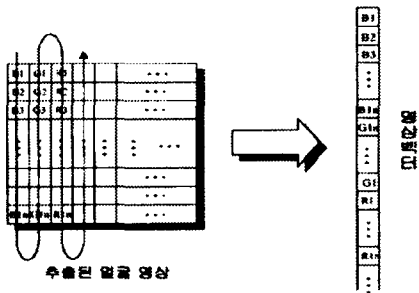


그림 13. 상표 영상 벡터의 생성  
Fig 13. Creation of image vector for the trade mark

1. 실험환경

본 논문에서 제안된 상표검색 시스템의 내용은 정지영상 또는 CCD카메라를 통해 얻어진 영상을 256×256의 크기를 가지고 있는 RGB 컬러영상이다. 전체 시스템을 관리하는 컴퓨터 시스템 및 호스트 컴퓨터는 P-III 750을 사용한다. 이 컴퓨터는 CCD 카메라로부터 영상을 입력받아 웨이브렛 변환과 FCM을 사용하여 상표를 인식하는 기능을 수행한다. 아래의 표 1은 상표검색 시스템의 실험에

사용되는 영상과 실험 환경을 요약한 것이다.

표 1. 실험 환경

Table 1. Simulation environment

학습영상의 개수	100개
입력영상의 해상도	256×256
1차웨이브렛 변환 후의 영상의 해상도	128×128
영상영역 검출 후의 영상의 해상도	56×56
2차, 3차 웨이브렛 변환 후의 영상의 해상도	14×14
영상 벡터의 크기	14×14×3(588×1)
FCM 변환 후의 영상 벡터의 크기	10×1
실험에 사용되는 색 좌표계	RGB 좌표계

2. 알고리즘 흐름도

색상의 공간적 분포와 질감 특성을 이용한 내용 기반 영상 색인 및 검색 알고리즘을 그림 14와 같이 구성하였다.

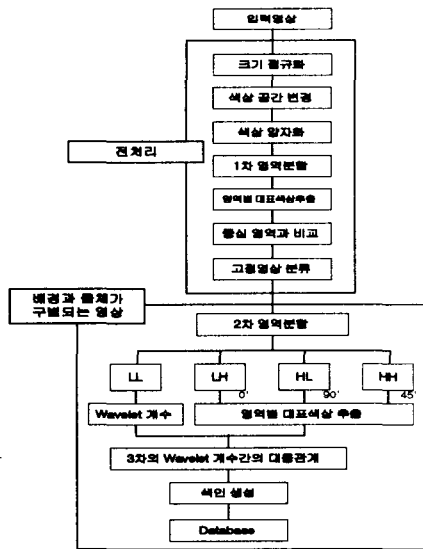


그림 14. 알고리즘의 구조도  
Fig 14. Structure of the proposed algorithm

2.1 전처리

전처리 단계에서는 RGB 칼라모델로 구성되어

있는 영상의 폭을 256×256으로 정규화한다.

2.2 영상 크기 정규화

영상의 크기는 각각의 영상마다 다르고 영상의 크기가 클 경우 처리속도의 증가로 실시간 응답이 어려우며 지나치게 많은 저장공간이 필요하게 된다. 이러한 필요로 본 논문에서는 내부적으로 처리되는 모든 영상의 크기를 256×256의 고정된 크기로 정규화 하였다.

2.3 색상 공간의 한정 및 색상 양자화

입력되는 영상의 색상 좌표계를 RGB에서 사람들이 인지하고 있는 색상을 표현하기에 용이하고 비교적 규칙적이며 선형성을 갖는 HSV 색상좌표계로 변환한다.

2.4 고정물체의 영상 구분

상표와 같은 영상과 같이 배경과 물체가 뚜렷하게 구분되는 영상일 경우는 그림 15에서 제안된 것과 같은 영역으로 영상을 분할하여 나타낸다.

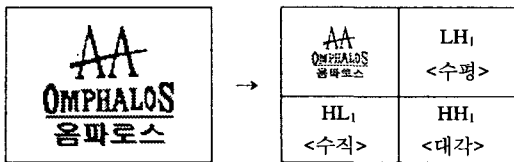


그림 15. 1차 영상 분할  
Fig 15. 1 step of image segmentation

2.5 2차 영역분할 및 색상 특징 추출

우선 전체 영역에 대해 그림 16에서 제안된 것과 같이 영역을 분할한다.

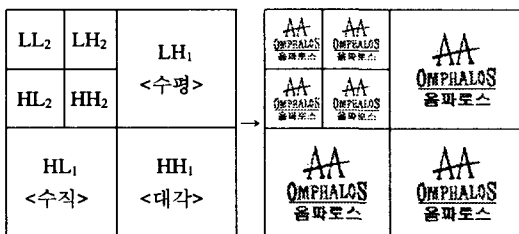


그림 16. 2차 영상 분할  
Fig 16. 2 step of image segmentation

영상의 회전에도 강건한 질감 특징을 얻기 위하여 웨이브렛 변환을 적용하여 영상을 수평, 수직 방향으로 저대역 통과 필터(low pass filter)와 고대역 통과 필터(high pass filter)를 통과한 다운-샘플링(down sampling) 함으로서 크기가 다른 분할된 부밴드들을 얻는다.

2.6 3차의 웨이브렛 계수 간의 대응관계

일반적으로 배경과 물체가 뚜렷이 구분되어 있는 경우 영상의 포인트는 물체이며 물체 중심부 표면의 질감 특징에서 많은 정보를 얻을 수 있다. 이러한 질감 특징을 얻기 위해 본 논문에서는 나뉘어진 영역의 중심부에 대해 다시 3차의 웨이브렛 분해를 수행하고 여기서 생긴 각각의 부밴드 영상에 대해 업-샘플링을 통해 정규화를 행하고 여기서 각각의 부밴드에서 엔트로피(entropy)를 구하여 영상의 특성인자로서 색인을 생성한 후 특성 데이터베이스에 저장한다.

3. 영상의 영역 검출과 특징점 추출

3.1 실험 영상 획득

입력 영상은 256×256 크기의 24비트 RGB 컬러 영상들이다. 입력 영상의 하나의 픽셀 값은 R, G, B의 세 개의 값을 가지고 각각 성분이 8비트씩 구성되어 있으므로 0~255사이의 값을 가진다.

3.2 윤곽선 이용 유무에 따른 얼굴 영역 검출

그림 18은 저주파 대역의 색상 정보만을 이용하여 영상을 검출하는 경우를 나타낸 것이다. 이 경우 배경에도 특정 상표 부분의 색과 같은 색 정보가 흩어져있는 관계로 상표 영역 검출 오류가 발생하였다. 이와 같은 단점을 보완하기 위해서 그림 19는 고주파 대역들의 윤곽선 정보와 저주파 대역의 색 정보를 이용한 영상 검출 방법을 이용하여 검출한 상표 영상을 보여주고 있다.

그림 20은 그림 19를 이용한 웨이브렛 변환의 저주파 대역 성분과 고주파 대역 성분을 이용하여 검출된 상표 영역 영상들의 예를 보여주고 있다. 검출된 영상은 56×56 해상도를 가진다.

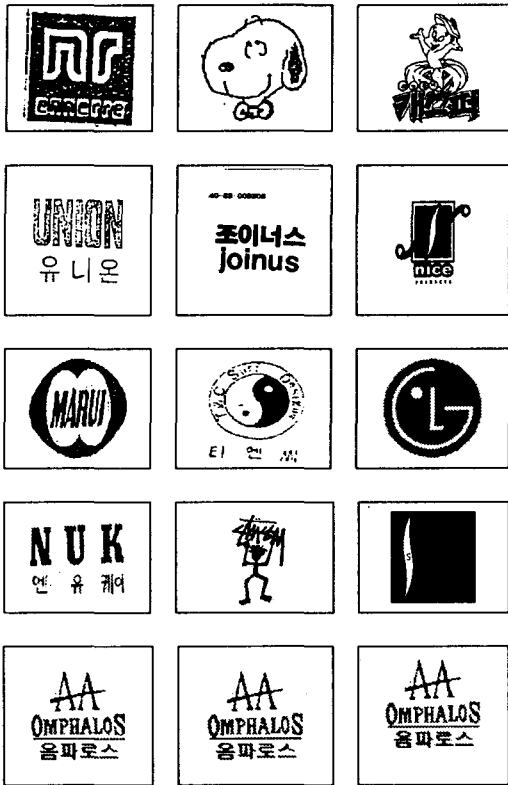


그림 17. 상표 이미지에 대한 실험 결과  
Fig 17. Simulation result for trade mark images



그림 18. 상표 색 정보만을 이용한 상표 검사과정  
Fig 18. Process of image retrieval for a trade mark with only color information

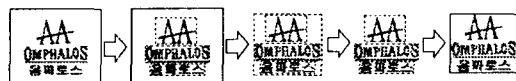


그림 19. 윤곽선 정보와 상표색 정보를 이용한 상표 검출 과정  
Fig 19. Process of image retrieval for a trade mark with color and contour information



그림 20. 웨이블릿 변환에 의해 검출된 상표 영역  
Fig 20. Retrieved range of a trade mark by wavelet transform

### 3.3 FCM을 이용한 클러스터링

영상 벡터들이 비슷한 특징을 가지는 것들끼리 잘 모여있는지를 나타내는 클러스터링 성능은 결국 인식률에 영향을 미치므로 클러스터링의 성공률을 향상시키는 것이 중요하고 인식률을 결정하는데 있어서 가장 중요하다고 할 수 있다. 본 장에서는 한 상표 당 유사한 영상을 10개의 클러스터로 형성하는 실험을 수행해 보았다. 또한 효과적인 클러스터링을 위해 FCM을 적용하였고 FCM 클러스터링 과정에서 퍼지 인덱스를 나타내는 m값이 클러스터링의 성능에 중요한 역할을 한다. 따라서 고유값의 수와 m값을 비교해 가면서 가장 좋은 클러스터링 성능을 나타내는 경우를 조사한다. 각 FCM 과정에서 생성되는 각 클러스터 안의 평균벡터를 코드북으로 사용하고 코드북과 가장 거리가 가까운 상표 벡터를 클러스터를 대표하는 상표 영상으로 간주한다. 그리고 코드북 영상의 종류의 수와 c값(상표의 수만큼의 클러스터의 개수)이 같은지의 여부 등을 조사하여 클러스터링 유효성을 조사한다. 이러한 클러스터링 대상 데이터는 다음과 같다. 여기서 전체영상 100개의 영상벡터를 FCM을 수행한 결과를 보여준다. 각 클러스터를 대표할 수 있는 영상과 각 클러스터 안에 포함된 영상의 수가 나타나 있다.

표 2. 클러스터링 대상의 영상 데이터와 데이터 수  
Table 2. Number of images for clustering

대표 영상	영상 1	영상 2	영상 3	영상 4	영상 5	영상 6	영상 7	영상 8	영상 9	영상 10	전체
영상 개수	6	4	19	10	8	7	13	9	17	7	100

3.4 인식률 계산과 비교

클러스터링을 수행한 후에 각 클러스터의 평균 벡터와 해당 클러스터 안의 벡터들간의 상관계수와 유클리디안 거리를 이용하여 임계치를 결정한다. 각 해당 클러스터의 모든 영상벡터를 그 클러스터에 속하는 내용으로 판정하는 값을 첫 번째 임계치로 정하고, 일정 비율로 각 클러스터의 임계치들을 변화시킨다. 그 결과 상관계수 임계치는 일정 비율로 증가하고 유클리디안 거리 임계치는 감소한다. 학습 영상과 검사영상을 입력한 후에 임계치들과 비교하여 인식여부를 결정한다.

검사 영상으로서는 학습 영상에 포함되었던 영상으로 한 영상 당 10개씩의 영상을 이용하였다. 아래의 그림은 상관계수 임계치 들을 이용한 학습 영상과 검사영상의 인식률 계산을 보여준다. 또한 학습영상과 검사 영상을 입력 한 후에 임계치들과 비교하여 인식 여부를 결정한다. 표 3은 인식률 계산에 사용할 상관계수 임계치들을 나타낸다.

표 3. 상관계수 임계치

Table 3. Threshold values of correlation coefficient

	Fig 1	Fig 2	Fig 3	Fig 4	Fig 5	Fig 6	Fig 7	Fig 8	Fig 9	Fig 10
임계치 1	0.1885	0.5323	0.3830	0.3830	0.4778	0.7063	0.6089	0.9190	0.9550	0.7572
임계치 2	0.2884	0.5875	0.4591	0.4591	0.5379	0.7417	0.6546	0.9287	0.9605	0.7865
임계치 3	0.3884	0.6428	0.5352	0.5352	0.5981	0.7770	0.7003	0.9384	0.9660	0.8158
임계치 4	0.4883	0.6980	0.6113	0.6113	0.6582	0.8124	0.7460	0.9481	0.9714	0.8451

검사 영상(testing image)으로서는 학습 영상에 포함되었던 상표의 영상으로서 유사한 영상을 10개씩의 영상을 이용하였다. 그림 21은 상관계수 임계치들을 이용한 학습 영상과 검사 영상의 인식률 계산을 통계 내어 보여준다.

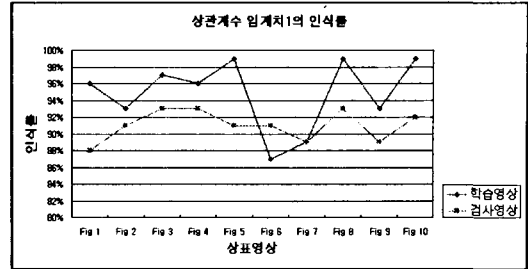


그림 21. 결과 1(상관계수 임계치 = 1)  
Fig 21. Results 1(threshold value of correlation coefficient = 1)

4. 결과 및 고찰

본 장의 실험에서는 100개의 영상 중 15개의 상표 데이터를 대상으로 검색하였으며 검색된 10개의 대상 데이터를 갖고 임계치를 적용하였다.

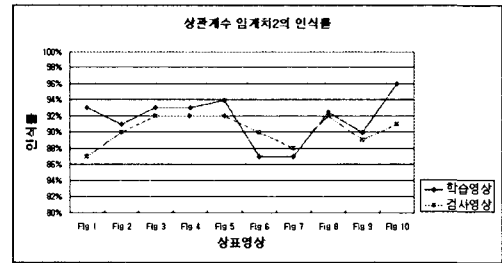


그림 22. 결과 2(상관계수 임계치 = 2)  
Fig 22. Results 2(threshold value of correlation coefficient = 2)

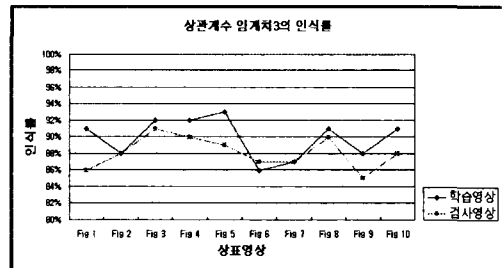


그림 23. 결과 3(상관계수 임계치 = 3)  
Fig 23. Results 3(threshold value of correlation coefficient = 3)

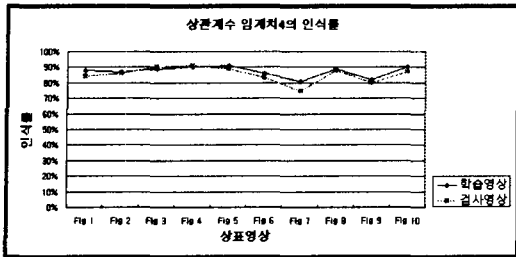


그림 24. 결과 4(상관계수 임계치 = 4)  
 Fig 24. Results 4(threshold value of correlation coefficient = 4)

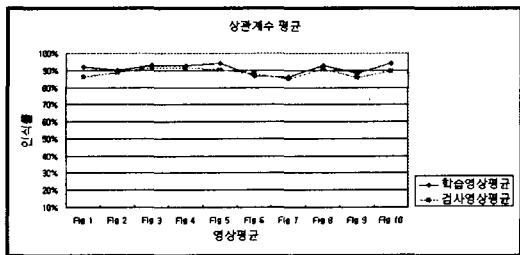


그림 25. 평균 결과(상관계수 임계치)  
 Fig 25. Average result(threshold value of correlation coefficient)

그림 18은 웨이브렛을 통과시킨 저주파 대역에서의 상표의 영역을 검출하여 시도하였지만 동일 및 유사 상표가 있을 때는 상표 영역을 잘못 검출되었다. 그래서 이러한 점을 보완하기 위해서 웨이브렛의 고주파 영역들을 이용하여 색 정보로 인하여 상표 영역보다 많은 윤곽선이 생기게 되는데 수직, 수평 방향으로 투영을 시켜서 윤곽선 히스토그램이 최대값으로 나오는 부분을 잘라낸다. 그림 19와 같이 윤곽선 정보와 상표색 정보를 이용한 상표 검출 과정을 입증하였다. 또한 FCM을 적용하여 클러스터링의 성공률을 향상시켰으며 10개의 상표를 대상으로 상관계수 임계치를 적용하였는데 처음에 실시 할 경우의 임계치는 적중률이 낮은 반면에 지속적인 임계치를 적용하였을 때는 최종적인 임계치 4에서는 우수한 적응율을 보였다. 추후과제로는 배경이 있는 상표를 대상으로 또한 더욱 더 복잡한 영상에서 보다 더 정밀한 상표영상 검출 알고리즘 개발과 효율적인 FCM을 위한 최적의 m값을 미리 예측할 수 있는 방법에 대한 연구

가 필요하다. 또한, 임계치의 반복적인 과정을 통하여 검색 또는 유사한 내용을 검색할 수 있는 기능보다 한 번에 사용자가 원하는 결과를 얻을 수 있는 과정을 개선할 필요가 있다. 또한 영상에 대한 인식률을 보일 수 있는 특징점 추출 방법 등의 연구가 이루어져야 할 것이다.

VII. 결론

본 논문에서는 CCD 카메라 또는 정지영상을 입력받아 학습된 10개의 영상 중에서 어떤 영상인지를 가려내는 새로운 상표 영상 인식 알고리즘을 제안하였다. 상표 영역 검출, 특징점 추출, 상표 색상 인식의 3단계로 구성된 인식 단계를 구현해 보았다. 2차원 영상은 웨이브렛 변환을 하면 128×128 차원으로 감소한 한 개의 저주파 대역과 고주파 성분이 포함된 3개의 대역으로 나누어진다. 이 저주파 대역에서는 원 영상의 대부분의 에너지 값이 존재하며 나머지 고주파 대역들에서는 수평, 수직, 대각 방향의 윤곽선이 추출된다. 이 고주파 대역의 윤곽선과 저주파 대역의 픽셀 값(색 정보)을 이용하여 상표 영역을 검출하였다. 따라서 웨이브렛 변환을 이용하면 처리할 영역의 차원을 감소시켜 계산량을 줄일 수 있고 색 정보와 윤곽선 정보를 동시에 얻을 수 있으므로 더 정밀한 영역을 검출을 할 수가 있었다.

또한, 100의 영상을 갖고 영상 중 15개의 상표 데이터를 대상으로 검색하였으며 검색된 10개의 대상 데이터를 갖고 임계치를 적용하였다. 그리고 영상 인식을 위한 특징점 분류는 FCM(Fuzzy C-Mean) 클러스터링을 이용하였는데 클러스터링 수행 후 학습 영상을 입력하여 평균 벡터들과 거리가 가장 가까운 클러스터를 찾아간다. 찾아간 클러스터 안에서 평균 벡터들과의 상관계수와 유클리디안 거리를 계산한 후에 적당한 임계치를 정한 후 임계치를 변화시키면서 학습 영상과 검사 영상에 대한 인식률을 계산을 하면 우수한 성능을 확인할 수가 있다.

본 논문에서는 상표 인식을 위한 3단계(상표 영역 검출, 특징점 추출, 상표 색상 인식)를 모두 고려한 알고리즘을 제안하였기 때문에 각 단계마다

발생할 수 있는 오차가 인식률에 영향을 주었기 때문에 이 오차를 줄이는 방법에 대해 개선되어야 할 것이다. 특히 배경과 조명이 있는 영상, 더 정밀한 영상들에 대해 특징점 추출 방법이 개선되어 진다면 인식률 향상뿐만 아니라 차후 동영상 내에서의 영상 인식의 가능과 실시간 영상 인식이 가능하며 얼굴 검색 및 지문 인식 시스템에도 사용되어질 수 있다.

참고문헌

[1] Q. T. Luong, Color in computer vision, Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, pp.311-368, 1993

[2] M. Stricker and A. Dimai, Color indexing with Weak Spatial Constraints, Storage and Retrieval for Image and Video Database IV, SPIE Proceedings Series Vol. 2670, 1996

[3] Greg Pass and Ramin Zabih, Histogram Refinement for Content-Based Image Retrieval, Third IEEE WACV Workshop on Applications of Computer Vision, pp.96-102, December 2-4, 1996.

[4] F. Arman, A. Hsu, and M.Y.Chiu, "Image Processing on Compressed Data for Large Video Database", Proc. ACM Multimedia 93, Anaheim, CA, pp.267-272, 1993.

[5] D. Le Gall, "MPEG: A Video Compression Standard for Multimedia Applications", Communications of ACM, 34(4), pp. 46-58, 1991.

[6] R. Steinmetz, "Data Compression in Multimedia Computing-Standards Systems", Multimedia Systems 1(4), pp. 187-204, 1994.

[7] M. J. Swain and D. H. Ballard. Color Indexing. International Journal of Computer Vision, 1991.

[8] <http://www.thinker.org/imagebase/index-2.html>

[9] Dawn, Xiaodong, Song, CBA-A New Content Based Comparison Algorithm, <http://www.cs.cornell/info/People/skyxd/paper1.html>

[10] 정제창, 그림으로 보는 최신 MPEG, 교보문고, 1995

[11] 정화자, DCT를 이용한 윤곽선 추출, 정보과학회 논문지 C, 제 3권 제1호, 97. 2

[12] 김진아, 정성환, "Wavelet 기반의 질감 특징을 이용한 영상 검색", 한국정보과학회 가을 학술 발표논문집 Vol.2, No.1, pp.74-83, 1997

[13] Charles E. Jacobs, Adam Finkelstein, David H Salesin. Fast Multiresolution Image Query. Proceedings of the 1995 ACM SIGGRAPH, New York, 1995



강진석(Jin-Suk Kang)  
1999년 2월 제주대학교 정보공학과(공학사)  
2001년 2월 제주대학교 대학원 정보공학과(공학석사)  
2001년 2월~현재 제주대학교

정보공학과 대학원 박사과정  
1999년 2월~현재 제주대학교 정보공학과조교  
※ 관심분야 : 멀티미디어 시스템, 영상처리



박재필(Jea-Pil Park)  
1986년 2월 제주대학교 통신공학과(공학사)  
2001년 2월 제주대학교 산업대학원 전기전자공학부(공학석사)

2001년 2월~현재 제주대학교 정보공학과 대학원 박사과정  
1998년 2월~현재 제주산업정보대학 겸임강사



나 인 호(In-Ho Ra)

1988년 2월 울산대학교 전자계산학과(공학사)

1991년 2월 중앙대학교 대학원 전자계산학과(공학석사)

1995년 8월 중앙대학교 대학원 전자계산학과(공학박사)

1995년 9월~현재 : 군산대학교 전자정보공학부 조교수

1997년 7월~현재 : 전주 첨단영상산업 추진협의회 위원

1997년 7월~현재 : 한국 해양정보통신학회 편집위원

1997년 12월~1998년 3월 : 전자통신연구원 초빙연구원

1999년 10월~2000년 10월 : 전주국제컴퓨터게임축제 조직위원

※ 관심분야 : 멀티미디어 통신시스템, 분산 시스템, 병렬처리



김 장 형(Jang-Hyung Kim)

1981년 2월 홍익대학교 정밀기계공학과(공학사)

1983년 2월 연세대학교 대학원 기계공학과 (공학석사)

1990년 8월 홍익대학교 대학원 기계공학과 (공학박사)

1995년 2월~현재 제주대학교 통신컴퓨터공학부 교수

1998년 3월~2000년 5월 제주대학교 전자계산소장

1999년~현재 해양정보통신학회 제주지부장

2001년 2월~현재 정보과학회 이사

※ 관심분야 : CAD/CAM, 멀티미디어, 인공지능



최 연 성(Yeon-Sung Choi)

1982년 2월 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1984년 2월 중앙대학교 대학원 전자공학과(공학석사)

1990년 2월 중앙대학교

전자공학과 대학원 졸업(공학박사)

1988년 3월-1991년 2월 제주대학교 정보공학과 조교수

1991년 6월-현재 군산대학교 전자정보공학부 부교수

1995년 - 1996년 군산대학교 전자계산소장

2000년 9월-현재 통일 IT 포럼 창립회원(전자 신문)

\* 관심분야 : 영상처리, 멀티미디어 시스템, 신호처리 시스템