

碩士學位論文

Wavelet 기반의 상표 영상
검출에 관한 연구



濟州大學校 大學院
情報工學科
제주대학교 중앙도서관
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

康 晋 碩

110.509

2000年 12月

Wavelet 기반의 상표 영상 검출에 관한 연구

指導教授 金壯亨
康晋碩

이 論文을 工學 碩士學位 論文으로 提出함



康晋碩의 工學 碩士學位 論文을 確認함

審査委員長

委 員

委 員

Handwritten signatures and official seals of the review committee members.

濟州大學校 大學院

2000年 12月

**A Study on Wavelet based Trade Mark
Retrieval**

Jin-suk Kang

(Supervised by professor JangHyeong Kim)



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENTS FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING**

**DEPARTMENT OF INFORMATION ENGINEERING
GRADUATE SCHOOL
CHEJU NATIONAL UNIVERSITY**

2000. 12.

목 차

SUMMARY	I
I. 서 론	1
II. 내용 기반 기술	3
1. 부호화 기술의 필요성 및 원리	3
2. 부호화의 성능 평가	3
3. 부호화 기법 및 요소기술	5
4. 웨이블릿 기반 기술	7
III. 웨이블릿 변환 알고리즘	12
1. 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)	12
2. 검색 알고리즘	17
3. 알고리즘 흐름도	22
IV. 구현 및 결과 고찰	35
1. 실험 환경	35
2. 영상의 영역 검출과 특징점 추출	36
3. FCM을 이용한 클러스터링	37
4. 인식률 계산과 비교	38
5. 실험 결과 및 고찰	42
V. 결 론	44
[참고문헌]	46

SUMMARY

As the growth of digital encoding technologies and computing power, it is increased that the amounts of the requested multimedia informations that are images, audio and video. Furthermore, many people requests the new search technologies to search information in the multimedia contents by the indexing and the keyword searching.

For the purpose, we supposes the new search algorithm which supports the contents based indexing and searching. In the first step, preprocessing is processed to solve the problem of edge extraction and range division in the given image. And the next, the multiple filter are used to decide all edge on the extracted subrange. The last step, it finds the information locations on the given image using extracted range information.

The suggested algorithm is tested by the use of 256 by 256 pixel size image and extracts the informations on the image correctly.

I. 서론

컴퓨터와 네트워크의 기술 혁신, 그리고 정보화 마인드의 확산에 따라 정보 시스템의 구축이 급속하게 진행되고 있다. 정보 시스템의 구축에서 “정보의 저장과 검색[Steinmentz, 1994]이라는 관점에서 볼 때, 멀티미디어 정보가 차지하는 비중은 아주 빠른 속도로 증가하고 있다. 이는 우리가 살고 있는 실세계(Real World)에서 시각적 정보는 정보량의 측면에서 지배적인 위치를 점한다는 것에서 일견 자연스러운 흐름이다. 수년이 지나온 지금 컴퓨터 비전의 연구 분야는 기초적인 디지털 영상 처리 기술로부터 영상 물체의 형상 인식, 자연계 물체의 자동 인식 그리고 생물학적 영상정보의 모델링 처리 등의 범위에 걸쳐 지속적인 발전이 이루어졌다. 최근 멀티미디어 혁명으로 대변되는 컴퓨팅 환경하에서 구축되는 멀티미디어 정보시스템은 종래의 데이터베이스 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(Acquisit), 조직(Organize), 저장(Storage), 검색(Search), 처리(Processing), 전송(Transmit), 분배(Distribute) 할 수 있는 통합 기능의 지원이 요구되는 것이다. 부연하면, 이미지 검색/관리 시스템은 기존의 데이터베이스 시스템이 갖는 저장과 접근 면에서의 편리성, 유연성과 적어도 동등하거나 또는 더 나은 능력을 필요로 하는 것이다.

본 논문은 이미지의 특징을 추출하고, 추출된 내용을 데이터 형식으로 표현하여 특정 물체[김,정, 1997]를 추출해 낼 수 있는 방법을 제안한다.

이러한 내용을 위해 영상을 쉽고 정확하게 검출하기 위해서 색상 정보와 윤곽선 정보를 동시에 이용할 수 있는 웨이블릿 변환을 적용하여 입력된 256×256 컬러 영상에 저주파 성분이 포함된 영역과 고주파 성분이 포함된 영역으로 분할한다. 고주파 성분에서는 수직, 수평 그리고 대각방향의 윤곽선이 검출되고 이 세 영역을 합쳐서 모든 방향의 윤곽선을 검출[정, 1997]한다. 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 영상의 영역을 정사각형으로 검출한다. 이 검출된 영상의 영역을 3계층까지 웨이블릿 변환을 수행하여 입력 영상의 처리해야 할 영역의 차원을 감소시키고 벡터 형태로 변환시킨다.

또한, 본 연구에서는 다양한 웨이블릿 변환들 중에서 가장 많이 사용되는 몇 개의 변환들에 대하여 특징 벡터 추출에 따르는 성능을 비교 분석한다.

II. 내용 기반 기술

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

1. 부호화 기술의 필요성 및 원리

숫자나 문자로 된 텍스트 데이터들로부터 정보를 얻어내는 기존의 방식 대신, 오디오나 이미지 등 좀더 인간의 감각에 접근한 형태로 표현된 데이터들로부터 직관적으로 정보를 얻어 내려는 욕구가 강해졌다. 이러한 요구는 관련된 기술들, 즉 센싱, 신호처리, 통신 디스플레이에 관련된 기술과 이들의 기초가 되는 소재 및 반도체, 그리고 소프트웨어 기술의 결합에 힘입어 현실 응용화되는 등 날로 충족되어 가고 있다. 따라서 이들을 저장, 처리, 전송하기 위해서는 이들은 부호화하는 기술이 필연적이다.

2. 부호화의 성능 평가

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

1) 부호화 율

부호화의 성능은 부호화 과정의 입력과 출력된 데이터 양의 비율로 나타낸다. 그러나 이 방법은 입력된 것과 출력된 것의 데이터 형식이 다를 경우 정확한 척도라고 볼 수 없다. 예를 들어 512×240 해상도, 24bpp(bits-per-pixel) 영상을 입력으로 받아 256×240 해상도의 영상을 15,000 바이트로 출력한 부호화 시스템이다. 부호화율은 단순히 입/출력 데이터의 크기 비율로 나타낼 경우, 이 예와 같은 부호화 시스템은 입력이 $512 \times 480 \times 3 = 737,280$ 바이트이므로 $737,280 : 15,000 = 49 : 1$ 의 부호율을 제공한다. 그런데 부호화 시스템은 영상 해상도의 감소, 즉 영상의 크기를 작게 함으로써 영상을 표현하기 위하여 사용된 저장 공간의 크기를 $(512 \times 480) : (256 \times 240) = 4 : 1$ 로 감소시켰다. 입/출력 영상의 해상도가 같을 경우 이 부호화 시스템은 대략 12 : 1의 부호화율을 제공할 것이다. 이 예에서와 같이 단순히 입/출력 데이터 양의 비율은 출력된 영상의 해상도가 같지 않을 경우 부호화 성능의 정확한 척도가 될 수 없다. 앞서 언급한 방법보다 더 좋은 것은 픽셀당 소요되는 데이터의 양을 비교하는 것이다. 예를 들어 256×240 해상도와 24bpp의 영상을 상영하기 위하여 15,000바이트가 사용되었다면 출력된 영상은 $(15,000 \times 8) / (256 \times 240) = 2\text{bpp}$ 를 사용하므로 12 : 1의 부호화율을 나타낸다.

2) 영상의 품질

영상의 품질은 원천 영상의 표현을 효율적으로 하여 사용하는 저장 공간을 감소시킬 뿐 영상의 정보를 손실하지 않아야 하며 이러한 영상의 품질을 위해서는 부호화에 따라 품질이 평가된다. 이러한 부호화는 무손실 부호화와 손실 부호화로 나누어 생각한다. 무손실 부호화 영상은 원천 영상과 정확하게 일치한다. 반면에 손실 부호화는 원천 영상과 정확하게 일치하지는 않으며 복원시 사람이 인식하지 못할 정보의 근소한

차이만을 가진 영상을 상영할 수 있도록 하는 것을 목적으로 하고 있다.

3)부호화/복호화 속도

많은 응용에서 부호화와 복호화는 다른 시점에서 발생한다. 심지어 다른 장소, 완전히 다른 시스템에서 발생할 수 있다. 이러한 이유로 부호화와 복호화 과정에서 영상의 저장과 전송이 있으며, 우선적으로 부호화 과정을 필요로 하고 있다. 따라서 부호화와 복호화의 속도는 별도로 평가할 필요가 있다.

4)특별한 하드웨어/소프트웨어의 필요 유무

어느 정도의 부호화와 복호화는 소프트웨어 만으로도 가능하다. 그러나 단순한 알고리즘은 부호화율이 좋지 않으며, 복잡한 알고리즘은 입력된 각 픽셀당 수십, 수백 심지어 수 천개의 연산을 필요로 하기 때문에 소프트웨어적인 압축은 많은 시간을 필요로 한다. 이것은 컴퓨터의 발전에 따라 해결될 수도 있지만 현재 대부분의 시스템은 DSP보드 등의 특별한 하드웨어의 도움으로 속도를 향상시키고 있다.

3. 부호화 기법 및 요소기술

부호화는 여러 가지 응용에 따라 다양한 기법이 존재하지만 크게 무손실 부호화 기법과 손실 부호화 기법으로 분류할 수 있다. 본 절에서는 이와 같은 부호화 기법을 영상 데이터 부호화를 중심으로 기술하였다.

1)무 손실 부호화 기법

무손실 부호화 기법이란 부호화한 데이터를 복원했을 때 복원한 데이

터가 부호화 전의 데이터와 완전히 일치하는 것을 말한다. 이 기법은 부호화 할 데이터에 어떤 변경이나 수정은 가하지 않는다. 따라서 정확성을 요하는 의료 영상의 부호화에 사용할 수 있다. 무손실 부호화의 경우 복원시 원래의 데이터와 동일한 정보를 얻을 수 있지만, 손실 부호화 기법에 비해 부호화율이 낮다는 단점이 있다.

2) 손실 부호화 기법

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

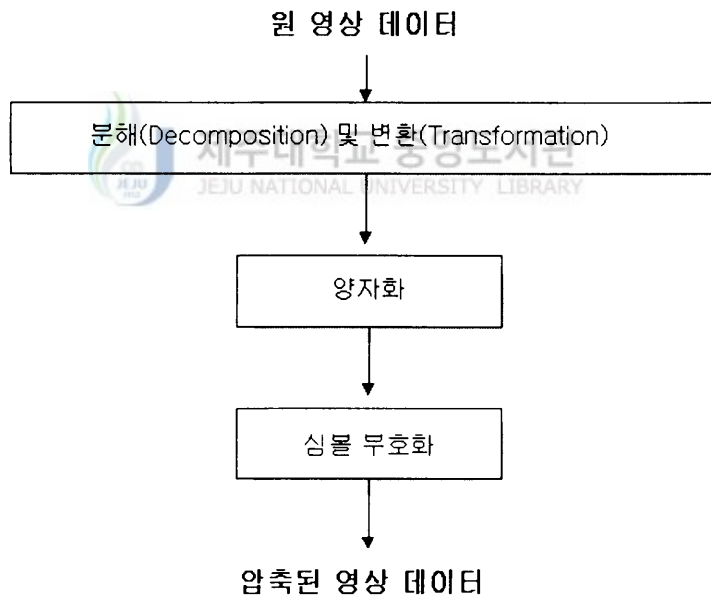


Fig. 1 Processing Steps on Coding

이와 같은 손실 부호화 기법[Luong, 1993],[정, 1995]으로는 색상표 (Color Lookup table)를 이용하는 방식, 보정 부호화(Interpolative Coding)기법, 예측 부호화(Predictive Coding)기법, 변환 부호화

(Transform Coding) 기법 등이 있다.

4. 웨이블릿 기반 기술

멀티미디어 정보란 영상과 음향을 중심으로 문자, 도형, 음성 등이 결합된 다중 정보로서 이 정보의 단순 PCM(Pulse Code Modulation) 데이터 양은 방대하여 고속 통신망으로도 감당하기 어렵게 된다. 특히, 멀티미디어 정보 중 영상의 데이터는 대용량으로 한정된 대역폭을 통하여 영상을 전송하거나 저장하기 위해서는 압축을 필요로 한다. 영상 압축에 있어서 국제 표준의 근간이 되는 움직임 보상/이산 여현 변환을 이용하는 방법을 비롯하여 벡터 양자화, 부대역 부호화 등이 주류를 이루었고, 차세대 고능률 부호화 기법으로는 프랙탈(Fractal) 부호화 기법, 모델 기반 부호화 기법, 객체 지향 부호화 기법, 웨이블릿 변환을 이용한 부호화 방법이 많이 연구되고 있다. 특히 웨이블릿 변환은 초저속 동영상 부호화를 위한 표준인 MPEG-4의 정지 영상 압축 기법에 채택되었고 현재 차세대 정지영상 부호화를 위한 표준화가 진행 중인 JPEG 2000에서도 채택될 가능성이 크다. 그러나, 압축으로 인하여 전송 비트율은 낮아지지만 고압축률에서는 여러 가지 화질 열화가 발생한다. 이런 열화의 종류에는 이산 여현 변환을 수행하는 MPEG-4의 동영상 부호화 영상을 비롯하여 JPEG, H.261, MPEG-1, MPEG-2, H263의 부호화 영상에서 나타나는 블록킹 현상 또는 모기잡음이 있고 웨이블릿 변환을 쓰는 MPEG-4의 정지영상 부호화 영상에서는 블록킹 현상은 없지만 에지 부근에 보이는 링잉 현상(Ringing artifact)이 있다.

블록킹 현상은 블록 단위의 양자화 과정에서 생기는 오차 때문에 나타나는 것으로 압축률이 높아지면 블록 경계에서 불연속성이 마치 타일을 깔 것처럼 규칙적으로 나타나는 화질 열화이다. 블록킹 현상을 제거하기 위한 후처리 기법들은 다양하게 연구되어 왔다. 대표적인 블록킹

현상을 제거하는 방법은 공간 영역에서 저주파 대역 필터링을 하는 방법, 부호화 및 복호화시 블록간의 약간의 중복을 허용함으로써 블록 경계에서의 불연속성을 줄이는 방법, 공간 영역 또는 DCT 영역에서 반복적으로 처리하는 방법, 변환 계수의 최적 추정 방법, 그리고 웨이블렛 변환 영역에서 처리하는 방법 등이 있다. 한편 모기 잡음은 DCT 기반의 부호화에서 양자화로 인한 고주파수 데이터의 손실로 생기며 에지 부근에서 잡음이 보이는 현상이다.

링잉 현상은 고주파수 대역의 웨이블렛 변환 계수들이 양자화로 인해 손실됨으로써 에지 부근에 허상의 에지가 보이는 것으로 깁스 현상(Gibbs effect)이라고도 하며 강한 에지 부근에서 잘 나타난다. 이러한 현상은 화소들에서 대표값을 추출하고 대표값과 현재의 화소값과의 차가 임계값 이내이면 링잉 현상으로 간주한다. 이는 처리 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 이러한 점을 감안하여 실시간 처리를 요구하는 응용 분야 등에 있어서는 후처리 할 때 좋은 화질을 갖게 하는 것만큼 시간이 많이 걸리지 않도록 하는 것 또한 중요하다. 그래서, 본 논문에서는 웨이블렛 변환에서 인간의 시각이 링잉 현상을 느끼는 부분이 에지 부근인 것과 평탄한 영역은 후 처리하지 않는 것을 이용하여 후처리 속도를 빠르게 하면서 기존의 방법과 비교하여 비슷한 화질을 가지는 방법이 적절하여 이 기술을 적용한다.

1) 다중해상도 신호처리

신호분석의 목적은 그 신호를 변환시켜 상관성을 추출하는데 있다. 그리고 이를 위해서 여러 가지 변환을 사용하게 된다. 이런 변환들은 정상(stationary) 신호의 해석에 매우 우수한 특성을 나타낸다. 여기서 정상 신호란 신호의 통계적인 특성이 시간 혹은 공간에 따라서 변화하지 않는 신호를 나타내며 이런 신호의 해석에 쓰이는 대표적인 변환이 푸리에 변환(Fourier transform)이다. 푸리에 변환은 기저함수들이 복

소정현파이므로 그 기저함수들이 주파수의 전 영역으로 확장된다. 따라서 비정상 신호에서와 같이 시간 혹은 공간 국부적으로 발생하는 급격한 변화는 주파수의 전 영역에 영향을 주어 좋지 않은 특성을 나타낸다. 다중해상도 신호처리는 계층적인 필터뱅크에 속하며 웨이블릿은 다중해상도 근사화의 개념으로 제시되었다.

2) 웨이블릿

웨이블릿 변환에서 하나의 기저함수를 웨이블릿이라 부르며 웨이블릿은 하나의 대역 통과 필터이다. 웨이블릿은 유한 길이를 가지는 기저함수이므로 웨이블릿 변환은 모 웨이블릿이라 불리는 원형의 웨이블릿의 수축과 팽창에 의해 얻어지는 웨이블릿들의 집합에 의해 구성된다. 웨이블릿 변환에서는 주파수라는 용어 대신에 스케일이라는 용어를 사용하며 하나의 웨이블릿을 통과한 신호를 스케일의 상세 신호라 한다. 신호처리에서는 에너지가 유한인 신호들 즉, 제곱적분 가능한 함수들을 주로 다루는데, 이를 $L^2(R)$ 로 표시한다. 즉, 어떤 함수의 절대값을 제곱한 것의 적분 값이 무한대로 가지 않고 임계치에 근접하는 평면공간을 의미한다. 다시 말해서 임의의 함수 $f(x)$ 를 시간-주파수 공간에서 동시에 지역성(Locality)을 갖는 웨이블릿 기저함수의 선형 결합으로 표현하는 것으로써 (식 1)과 같이 ψ 로 정의되는 원형 웨이블릿을 변이시키고 수축 팽창, 그리고 이동 시킴으로써 얻어진 함수들의 집합을 의미한다.

ψ : wavelet

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (\text{식 1})$$

$$j, k \in \mathbb{Z}$$

j: 스케일 변수(scaling variable)

※ j가 커짐에 따라 저주파 함수 형성하며 j가 작아짐에 따라 고주파 함수 형성

k: 이동 변수(translation variable)

3) 웨이블릿 기저함수(Wavelet basis function)

주어진 신호 또는 함수 $f(t)$ 를 분석하거나 그의 특성을 파악하기 위해서 정현파(sine wave)나 여현파(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 또는 빌딩블록 $\phi_n(t)$ 를 이용하여 주어진 신호를 재구성하는 것이다. 즉,

$$f(t) = \sum_n a_n \phi_n(t) \quad (\text{식 2})$$

이다. 여기서 a_n 는 실수의 확장계수이고, $\phi_n(t)$ 는 확장집합이라고 불리는 실수의 함수집합이다. 만약에 위의 확장이 유일하다면, 그 집합을 기저라고 하고 Fig. 2은 이러한 기저를 나타내며 기저에 대한 변환을 나타낸다.

그리고 확장 계수들의 집합을 Discrete Wavelet Transform(DWT)라 한다.

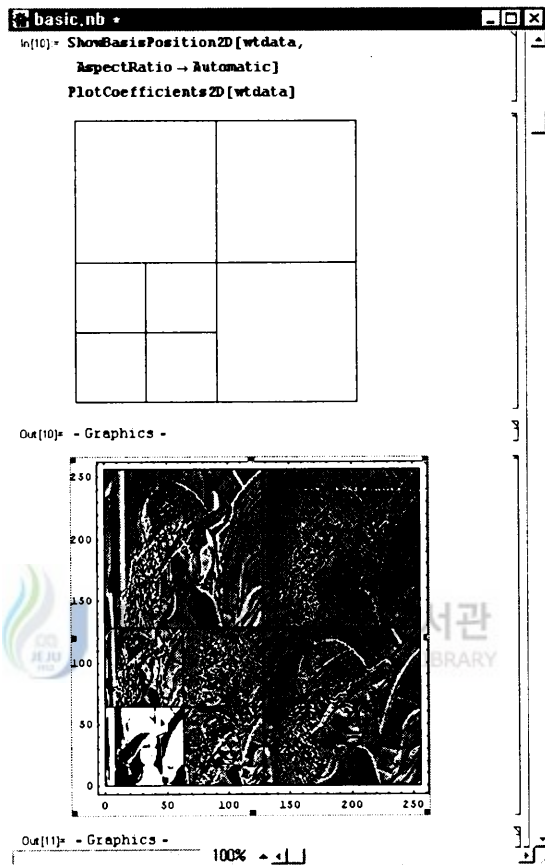


Fig. 2 Basis Level vs. Transform Level

웨이블렛 변환에 사용되는 기저함수의 집합은 하나의 기본 웨이블렛 기저함수(mother wavelet basis function)에 대한 시간축 방향으로의 확대 및 축소, 그리고 평행이동을 통해 얻어진다. 기본 웨이블렛 기저함수는 특별한 형태의 밴드 필터로 생각할 수 있다.

Ⅲ. 웨이블릿 변환 알고리즘

1. 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)

1) 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)

웨이블릿 해석[김,정, 1997]은 신호처리 계통에 속하는 여러 분야에서 각자의 특수한 목적에 부합되도록 개별적으로 발전시켜온 특수한 기술들을 하나로 통합하면서 등장하였다. 컴퓨터 비전에서 이용된 다해상도 분석 방법이나 음성과 영상압축에서 사용되던 서브밴드 코딩 기법, 응용 수학에서 사용된 웨이블릿 시리즈 전개등 많은 기본 기법들이 최근에 들어 웨이블릿 이론의 특수한 응용으로 밝혀졌다. 웨이블릿 해석은 연속 신호와 이산 신호의 경우에 모두에 적용될 수 있으며 다양한 분야에서 그 응용 가능성을 인정받고 있다. 웨이블릿 변환은 특별히 비정상형(nonstationary) 신호의 분석에 유리한 특징을 가져서 고전적인 단구간 푸리에 변환(STFT : short time fourier transform)이나 가보 변환(gabor transform)을 대체할 새로운 대안으로 대두되고 있다. 웨이블릿 변환이 고전적인 단구간 푸리에 변환과 구별되는 근본적인 차이점은 안구간 푸리에 변환의 경우 모든 주파수 대역에 대하여 동일한 크기의 필터 윈도우를 사용하는 반면 웨이블릿 변환은 고주파 대역에서는 폭이 좁은 윈도우를, 저주파 대역에서는 폭이 넓은 윈도우를 사용한다는 것이다 <Fig. 3 참조>. 따라서 웨이블릿 해석은 상대 대역폭 불변 해석이라고도 일컬어지며, 주파수 대역의 변화 폭은 항상 주파수 값에 비례한다.

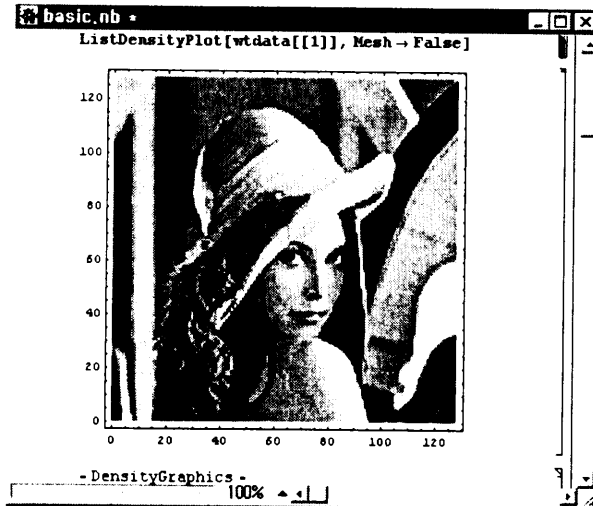


Fig. 3 Low Frequency Element

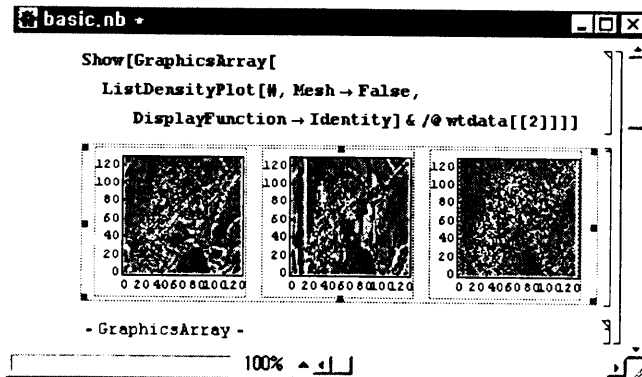


Fig. 4 High Frequency Element

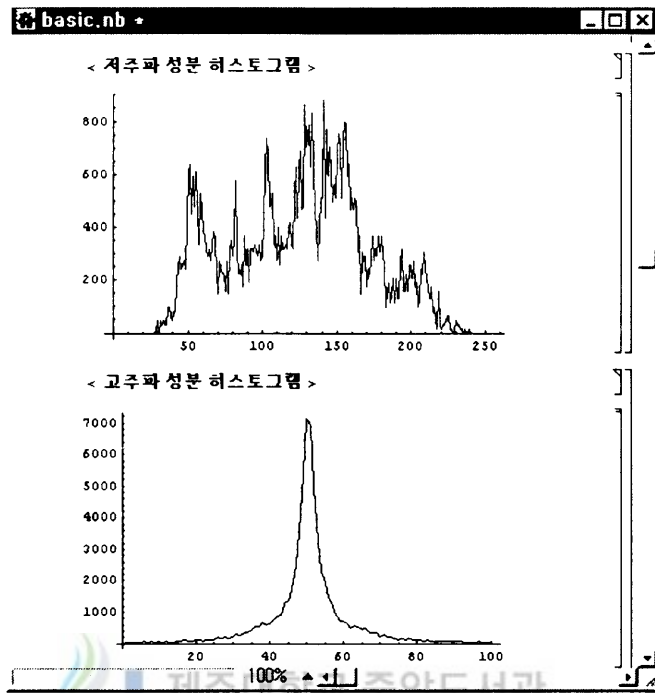


Fig. 5 Histogram

웨이블렛 변환은 입력 신호를 특정 기저 함수의 집합으로 분리하는 과정으로도 이해될 수 있다. 웨이블렛 변환의 상대 대역폭 불변성은 기본 웨이블렛 기저에 대한 시간축 방향 축소 및 확대에 의해 충족되어진다. 입력 신호에 대한 웨이블렛 변환을 다른 말로 원신호의 시간, 스케일 공간 표현이라 일컫는다. 웨이블렛 변환은 데이터나 함수들을 서로 다른 주파수 성분들로 분해하고, (식 3)은, 각 스케일에 해당하는 분해와 연관된 각각의 성분들을 조사할 수 있게 해주는 식이라 할 수 있다.

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{2}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (\text{식 3})$$

- a : 원형 웨이블렛을 신축, 팽창시키는 스케일(scale) 변수
- b : 이동(translation)을 나타내는 변수

2)다 해상도 분해(Multiresolution Analysis)

최근 여러 분야에서 연구되고 있는 신호처리 분야가 웨이블릿 변환 방법이다. 그 이유는 영상으로부터 정보를 얻기 위해 좋은 방법들을 제공해주기 때문이며 대표적인 방법은 Fig. 6와 Fig. 7과 같다.



Original Image



Fig. 6 Two-Band Analysis

Fig. 7 The Down Sampler


이것은 영상을 필터에 통과시켜 영상의 집합으로 만드는 것을 말한다. 각각의 부 영상은 공간적 주파수의 제한된 구간을 포함하고 있으며 이들 각각의 영상 집합을 서브밴드(Subband)라고 부른다. 이렇게 변환된 서브밴드는 원 영상(Full Band Image)과 비교하였을 때, 대역폭이 줄어들게 되므로 이들을 다운 샘플 할 수 있다. 서브밴드 코딩은 원 영상을 2개의 서브밴드로 나누는 예를 Fig. 6과 같이 표현하였다. 그 구성을 살펴보면 분석 단계, 코딩 단계, 합성 단계로 나눌 수 있다.

먼저 분석 단계는 필터링과 다운 샘플링을 통해서 원 영상을 여러 개의 서브밴드로 나누는 과정이다. 그 다음 코딩 단계는 각각의 서브밴드 특성에 따라 한 가지 또는 여러 가지 코딩 기법을 적용하여 코딩한다.

마지막으로 합성 단계는 업 샘플링과 필터링을 거쳐 서브밴드를 합침으로써 영상을 복원하는 부분이다. 서브밴드는 코딩은 원 영상보다 좀더 효율적으로 인코딩 될 수 있는 장점이 있는데, 채널 상에서 서브밴드에 나타나는 에러를 복원 했을 경우 원 영상에 미치는 영향이 적기 때문에 필요하다. 1차원 신호를 두 개의 서브밴드로 나누기 위해서 필터 뱅크를 Low Pass 필터와 High Pass 필터로 구성한다.

Fig. 6에서 Low Pass 필터를 통과해서 나온 신호를 B , High Pass 필터를 통과해서 나온 신호를 C 라고 하면 $B(z)$, $C(z)$ 는 다음과 같다.

$$B(z) = \sum_m L(m-2z)A(m) \quad (\text{식 4})$$

$$C(z) = \sum_m H(m-2z)A(m) \quad (\text{식 5})$$


제주대학교 중앙도서관
JEJU NATIONAL UNIVERSITY LIBRARY

다해상도 분해를 하기 위해서는 (식 4, 5)의 식을 진행한 다음 다운 샘플링(Down sampling)을 해주어야 한다. 다운 샘플링의 k 변환은,

$$Y_D(z) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} X(z^{M/1} W^k) \quad (\text{식 6})$$

이다. 이러한 방법으로 다운 샘플링 후, 분석 필터 뱅크(Analysis Filter Bank)를 거친 후 출력 신호를 발행한다. 그리고 다해상도 분해를 한 다음 원 영상으로 복원을 하는 경우에는 위의 진행을 역으로 진행하여 주면 된다. Fig. 8는 전체적인 다해상도 분해과정을 나타 내고 있다.

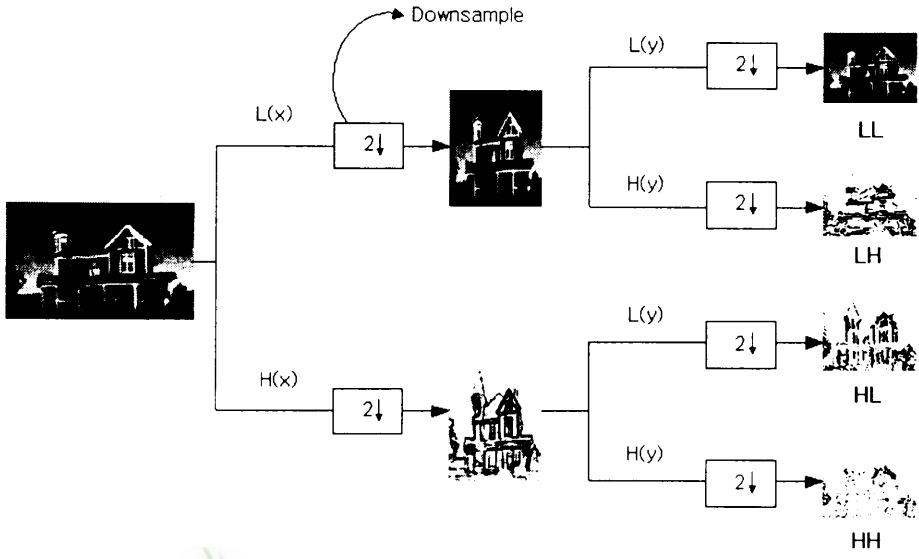


Fig. 8 First step of Wavelet analysis

2. 검색 알고리즘

1) 내용기반 검색을 위한 이미지의 속성

내용 기반 이미지 검색 시스템의 가장 큰 특징들 중의 하나는 이미지로부터 특징 데이터를 자동으로 추출하는 데에 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.

첫째, 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.

둘째, 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.

셋째, 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. 실제로 이러한 모양에 의한 유사성 검사는 모델-기반 비전 응용과 같은 전문 분야에서도 아직도 어려운 연구 중의 하나로, 최근에는 많은 통계학적 방법을 이용하여 보다 효율적인 방법들을 연구하고 있다. 그외에도, 2-D String 기법을 이용하여 이미지 안에 있는 객체들의 공간적인 관계(Spatial Relation)에 대한 속성을 추출하여 특징데이터로 사용한다.

2) 웨이블릿 변환

일반적으로 이미지의 모양을 표현하는 스킴은 다음과 같은 특징을 만족해야 한다.

첫째, 유일성(Uniqueness) - 이미지 객체의 모양을 유일하게 표현해야 한다.

둘째, 완전성(Completeness) - 명확하고 완전한 표현이어야 한다.

셋째, 불변성(Invariance under geometrical transformation) - 이동, 회전, 스케일링 등의 기하학적 변환에 대해서 변하지 않는 표현이어야 한다.

넷째, 민감도(Sensitivity) - 비슷한 이미지들간의 차이를 쉽게 표현해야 한다.

다섯째, 추상화(Abstraction from detail) - 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. 특히, 여러 가지 기하학적인 변환에 대해서 불변적인 특성을 만족하는 것이 어려웠다. 컴퓨터 비전이나 이미지 프로세싱 연구에 자주 사용되는 푸리에 변환(Fourier Transform)은 위의 성질을 비교적 잘 만족하지만 기본 함수(Basis Function)로 사인과 코사인만을 사용하고 지역적인 특성이 없기 때문에 신호 데이터가 불연속성을 포함하고 있거나 특별히 날카롭게 도출된 부분이 있을 경우, 이러한 지역적인 특징을 분석하기가 어렵다. 따라서, 적용할 수 있는 이미지 도메인이 한정된다는 단점이 있다. 반면에, 웨이블릿 변환은 기본 함수로서 사인, 코사인 함수 뿐만 아니라 좀더 복잡한 모 웨이블릿 함수를 사용할 수 있고, 푸리에 변환에는 없는 공간에 대한 지역적인 특성을 가지고 있어서, 이러한 물리적 상황에서 전체적인 특징뿐만 아니라 지역적인 특징까지도 분석이 가능하다. 또한, 웨이블릿 변환은 이미지에 대하여 다해상도 분석이 가능하다. 즉, 웨이블릿 변환으로 나온 계수들은 이미지의 본래 해상도에 대하여 독립적인 정보를 제공한다. 이러한 이유로 질의 이미지와 데이터베이스에 저장된 이미지 간의 해상도가 서로 다르더라도 검색이 가능하게 된다. 이렇듯 웨이블릿 변환 방법은 영상의 변환 후 생성되는 부 밴드들을 분석함으로써 다양한 영상 정보를 얻을 수 있다. 이는 웨이블릿이라고 불리는 기저 함수를 이동하고 확장함으로써 저대역 부밴드와 고대역 부밴드로 주

과수 영역을 얻을 수 있기 때문이다.

3) 웨이블릿 변환을 수행하는 부호화 알고리즘

웨이블릿 변환을 수행하는 부호화 알고리즘에 관한 연구는 현재 차세대 압축 방법으로써 활발히 연구되고 있는 분야이다. Fig. 9은 웨이블릿 변환을 수행하는 일반적인 부호화 알고리즘을 나타낸 것이다. 영상이 입력으로 들어오면 먼저 웨이블릿 변환을하고 웨이블릿 변환 계수들을 양자화 한 뒤 엔트로피 부호화와 같은 적당한 처리를 통해 영상의 데이터 양을 줄인다.

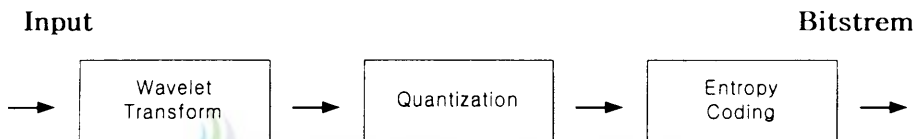


Fig. 9 General Coding Algorithm of Wavelet Transform

양자화 과정에서는 스칼라 양자화(Scalar Quantization : SQ)나 벡터 양자화(Vector Quantization : VQ) 또는 트렐리스 부호 양자화(Trellis Coded Quantization : TCQ) 방법이 쓰인다. 이 양자화 과정으로 데이터 손실이 발생하며 전체적으로 손실 부호화가 된다. 스칼라 양자화는 가장 흔히 사용되는 양자화 방법으로써 각각의 심별들을 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 맵핑한다. 그리고 맵핑된 벡터의 인덱스 정보를 최종적으로 보낸다. 트렐리스 부호 양자화는 큰 코드북을 수많은 분할된 코드북들로 나누는 방법이다.

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

4)RGB 좌표계의 정규화

모든 색은 세가지 성분의 색을 이용하여 재구성할 수 있다는 것은 오래 전부터 알려져 온 사실이다. 이 중에서도 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.

$$D = R + G + B \quad (\text{식 7})$$

$$r = \frac{R}{D}, \quad g = \frac{G}{D}, \quad b = \frac{B}{D} \quad (\text{식 8})$$

색을 나타내는 좌표계는 RGB 좌표계 뿐만 아니라 색채요소와 명암요소가 분리된 YIQ 좌표계와 휘도치 성분을 하나의 주성분으로 취하는 CIE 좌표계가 있다. 그렇지만 실험과정에서 입력된 RGB 좌표계의 영상을 변환시켜주는 과정이 수반되므로 본 논문에서는 R, G, B 값의 정규화를 통해 조명에 대해 비교적 안정적인 결과를 얻을 수 있도록 하였다. 이런 R, G, B 값의 정규화를 통해 다른 조명 환경에서 획득한 영상에 대해서 픽셀 당 정규화된 R, G, B의 값은 큰 편차가 없게 된다.

3. 알고리즘 흐름도

1) 흐름도

색상의 공간적 분포와 질감 특성을 이용한 내용기반 영상 색인 및 검색 알고리즘을 Fig. 10과 같이 구성하였다.

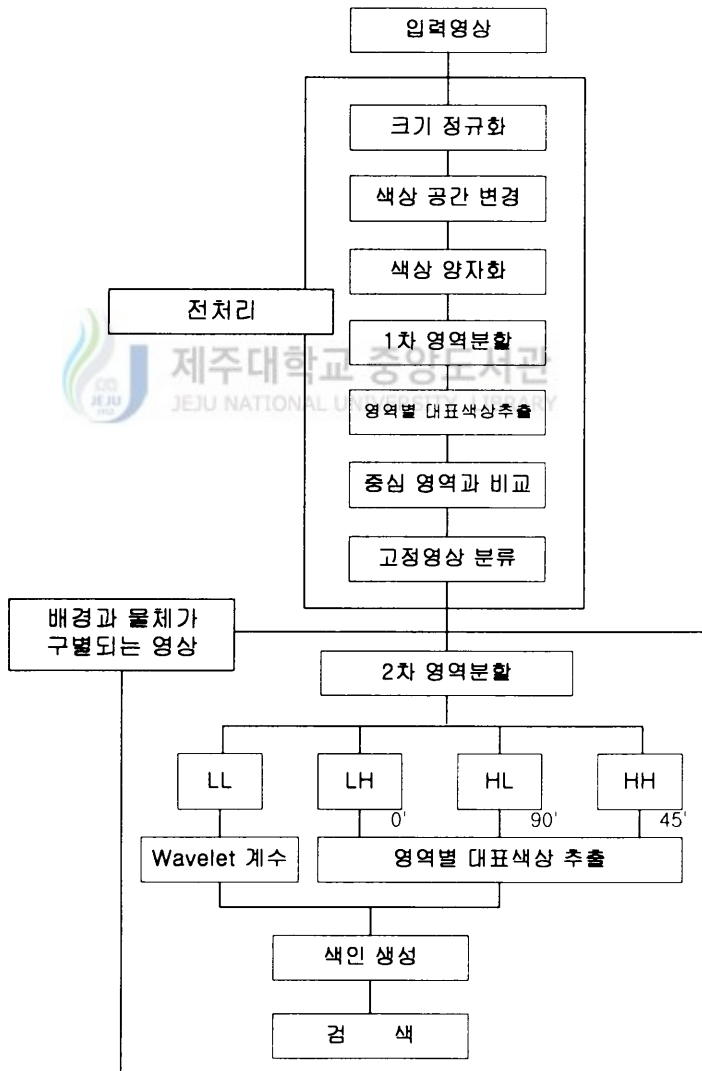


Fig. 10 Suggested Algorithm

전체를 2부분으로 나뉘어 입력 영상은 배경과 물체가 뚜렷하게 구분되는 영상과 배경과 물체가 뚜렷하게 구분되지 않고 색상 정보가 영상 전체에 걸쳐 분포되어 있는 영상으로 나누어 각각 처리한 다음 특징 인자를 추출하여 검색하게 된다. 검색은 입력 영상을 분류하고 특징을 추출한 다음 데이터베이스의 영상과 비교하여 이루어진다.

(1) 전처리

전처리 단계에서는 RGB 칼라모델로 구성되어 있는 영상의 폭을 256×256 으로 정규화하고 질감의 통계적인 분석을 위해 입력 영상을 그레이 레벨로 변환한다.

(2) 영상 크기 정규화

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

(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. HSV 색상 좌표계에서도 밝기 값이 너무 크거나 낮은 경우는 색채영역을 얻을 수 없다. 따라서 유효한 색상 영역을 얻기 위해 HSV 색상 좌표계를 V축을 기준으로 밝기 값에 따라 한정한다. White를 1로 두고 Black를 0으로 보았을 때 $V > 0.8$ 이거나 $V > 0.2$ 인 영역은 배제하고 $0.2 < V < 0.8$ 인 영역을 유효한 색상 영역으로 한정한다. 또한 본 논문에서는 입력되는 화상의 처리의 효율성과 인간의 감각에 미치는 색상의 중요도를 고려하여 S 성분을 배제한 H와

V성분만으로 색상을 나타내며, H 성분을 8개의 bin으로 표현하고 V성분을 3개의 bin으로 표현하여 전체 24개의 bin으로 영상의 색상을 나타낸다.

(4) 고정물체의 영상 구분

상표와 같은 영상과 같이 배경과 물체가 뚜렷하게 구분되는 영상일 경우는 Fig. 11에서 제안된 것과 같은 영역으로 영상을 분할하여 나타낸다.

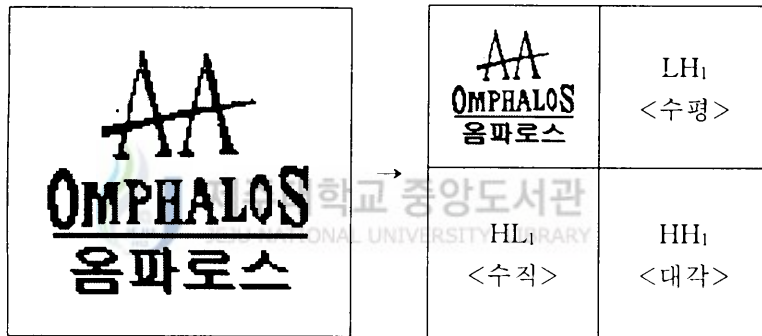


Fig. 11 First step of Image Segmentation

Fig. 11와 같이 배경과 물체가 뚜렷하게 구분되는 영상에서 분할된 영상의 영역별 색상 히스토그램을 구하여 주도되는 색상을 순차적으로 구한 다음 중심 영역을 비교하여 영상의 특징을 추출한다.

(5) 2차 영역분할 및 색상 특징 추출

우선 전체 영역에 대해 Fig. 12에서 제안된 것과 같이 영역을 분할한다.

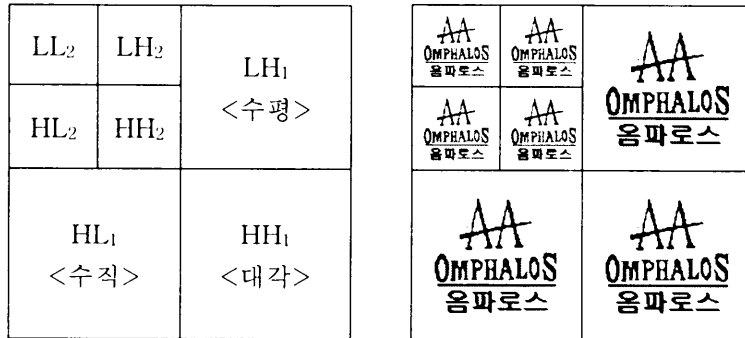


Fig. 12 Second step of Image Segmentation

영상의 회전에도 강건한 질감 특징을 얻기 위하여 웨이블렛 변환을 적용하여 영상을 수평, 수직 방향으로 저대역 통과 필터(Low Pass Filter)와 고대역 통과 필터(High Pass Filter)를 통과한 후 건축(Downsampling) 함으로서 크기가 다른 분할된 부밴드들을 얻는다. Fig. 12는 원 영상을 2단계 웨이블렛 분할 형태를 보인 것이다. 2단계 분할에서 하나의 저대역 부밴드와 수평, 수직, 대각선의 방향성분을 가지는 6개의 고대역 부밴드 LH_{1,2}, HL_{1,2}, HH_{1,2}가 생성된다. 영상의 고대역 부밴드의 LH_{1,2}에는 수평성분, HL_{1,2}에는 수직 성분, HH_{1,2} 대각선성분의 에지가 남게되므로 이러한 성분들을 합한 값은 영상이 회전되더라도 크게 변하지 않는다.

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

첫째, 웨이블렛 타입 - 웨이블렛 변환은 사용하는 기본 함수의 종류

에 따라 다양한 웨이블릿 타입이 존재하게 된다. [3]의 연구에서는 가장 단순하고 구현이 쉬운 Haar 웨이블릿 변환만을 사용하여 특징 데이터를 추출하였지만, 본 연구에서는 Haar 웨이블릿 변환뿐만 아니라 Burt-Adelson이나 Battle-Lemarie, Coiflet, Daubechies 와 같은 다양한 종류의 웨이블릿 변환들을 사용하여 특징 데이터를 추출할 수도 있다.

둘째, 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.

셋째, 절단 - 만약 128×128 의 해상도를 갖는 이미지 데이터에 대하여 웨이블릿 변환을 적용하면 $128^2 = 16382$ 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. 추출된 특징 벡터들을 이용하여 질의 이미지와 데이터베이스에 저장된 이미지들간의 유사성을 계산하기 위하여 가장 많이 사용되는 수식은 다음과 같은 L_p 행렬이다.

$$L_p(\vec{x}, \vec{y}) = \left| \sum_i (x_i - y_i)^p \right|^{1/p} \quad (\text{식 9})$$

2) 2차원 측면 영상과 3차원 영상을 사용하는 방법

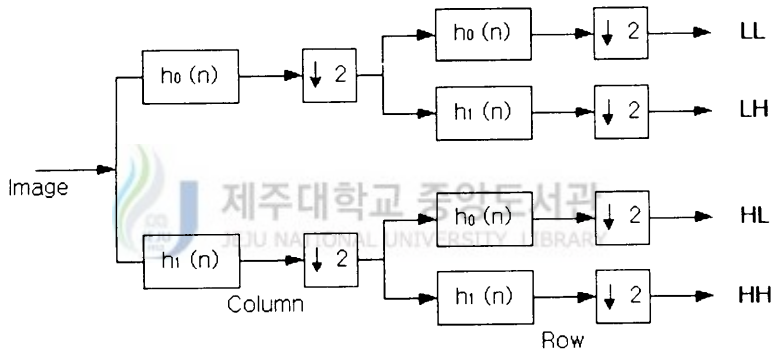
측면영상은 정면 영상에서 보이지 않는 내용(그림:검색할 그림파일)의 자세한 구조를 제공한다. 따라서 측면 내용 영상을 사용한 내용 인

식에서는 기준 점들을 찾는 문제가 매우 중요하며, 인식을 위해서는 이러한 기준 점들간의 관계 정의가 필요하다. 지금까지의 연구된 내용을 살펴보면 측면 윤곽 추출을 사용한 영상 인식 시스템과 영상 내에서 각각의 기준점들을 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.

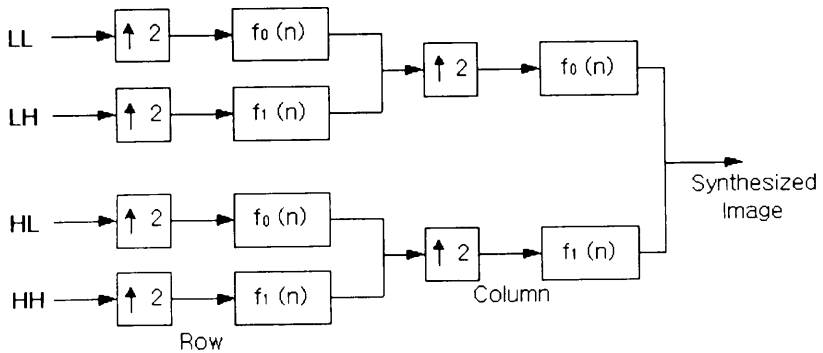
본 논문에서는 입력된 영상 256×256 의 상표 영역을 Haar 웨이블릿 필터를 이용한 웨이블릿 변환을 수행하여 4개의 대역으로 분할하였다. Fig. 14(a)와 같이 저역 통과 필터 $h_0(n)$ 는 원 영상의 고주파 성분의 입력 신호를 제거시키고 고역 통과 필터 $h_1(n)$ 는 저주파 성분의 입력 신호를 제거한 후 출력하여 입력 신호를 두 개의 주파수 영역으로 분리한다. 그러나 두 개의 필터를 통과한 각 신호의 길이는 필터를 통과하기 전의 신호의 길이와 같기 때문에 총 신호의 길이는 두 배가 된다. 이것을 해결하기 위해서 데시메이터와 같은 샘플링 연산자를 사용하여 다운 샘플링을 함으로써 두 영역으로 분리된 신호의 길이를 줄일 수 있다. 이러한 과정을 수직 방향과 수평 방향으로 수행함으로써 서로 다른 주파수 성분을 가지면서 차원이 128×128 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 Fig. 15 처럼 저주파 영역과 고주파 영역으로 분할되며 저주파 성분이 포함된 LL 대역에는 대부분의 에너지가 집중되고 고주파 성분들이 포함된 LH대역에서는 수평, HL 대역은 수직, 그리고 HH대역은 대각선의 윤곽선을 나타내게 된다.



Fig. 13 Original Image of Smaple Trade Mark



(a) Analysis Process



(b) Combination Process

Fig. 14 First step of Wavelet Transform

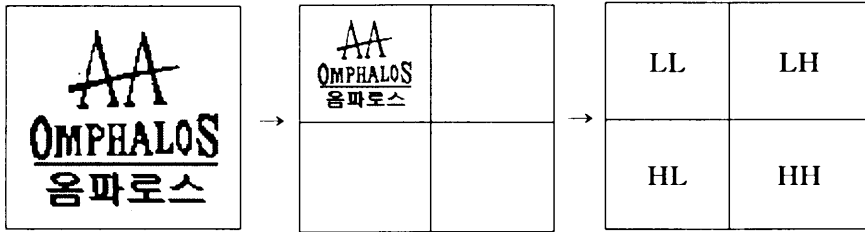


Fig. 15 Wavelet Transformed Image

3) 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 얼굴 검출이 불가능하다. 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 최대값의 좌표값을 찾고 수직 방향으로 상측 최대값의 좌표값, 아래쪽으로는 영상의 가장 하측의 좌표값을 찾는다. 구해진 좌표값을 이용하여 저주파 대역을 통과한 영상을 잘라낸다. Fig. 16는 배경이 있는 영상에서의 상표 영역 검출 과정을 보여주고 있다.

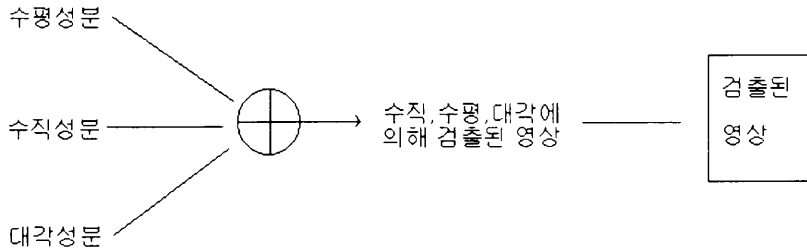


Fig. 16 Location Retrieval of Trade Mark

4)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 방향으로 는 히스토그램에서 영상 좌우 끝 부분이 최대값을 갖는다는 좌표값을 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 웨이블릿 변환을 하여 검출된 영상 차원(14×14)을 줄인다. Fig. 17는 영상의 검출 과정을 보여주고 있다.

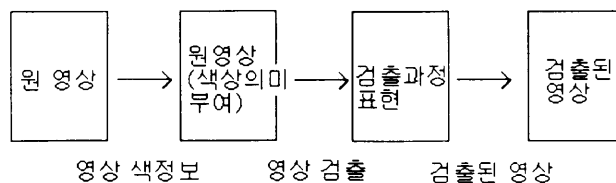


Fig. 17 Image Retrieval



Fig. 18 Original Image of Sample Trade Mark

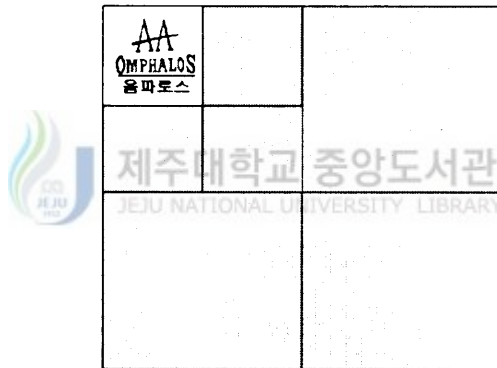


Fig. 19 Second step of Wavelet Analysis

LL ₂	LH ₂	LH ₁
HL ₂	HH ₂	
HL ₁		HH ₁

Fig. 20 Wavelet Transform

Fig. 20과 같이 텍스처 영상의 방향 성분을 구하기 위하여 Fig. 19와 같이 2단계 웨이블릿 변환을 하게 되며, 저대역 부밴드와 고대역 부밴드로 나뉘게 된다. 고대역 부밴드 LH_{1,2}에는 수평 성분이, HL_{1,2}에는 수직 성분이, HH_{1,2}에는 대각선 성분이 주로 남게 되는데, 이들의 Energy 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 웨이블릿 부밴드의 Energy를 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 특징값으로는 해당 방향의 고대역 부밴드 Energy 값만을 사용한다. 즉, 방향 성분이 수평일 경우에는 LH_{1,2} 부밴드, 수직일 경우에는 HL_{1,2} 부밴드, 대각선일 경우에는 HH_{1,2} 부밴드들의 Energy들을 특징으로 사용하였고, 랜덤일 경우에는 모든 고대역 부밴드들의 Energy들을 특징값으로 사용하였다. 여기서, 수평방향은 0°, 수직방향은 90°, 대각선방향은 45°, 랜덤 영상에 대해서는 135°의 방향으로 저주파 영역에서의 영역 검출을 하였다.

5)영상의 특징점 추출

(1)영상의 벡터 생성

웨이블렛 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 픽셀값은 B, G, R의 순서로 이루어져있다. 따라서 벡터 성분의 총 수는 상표 영상들을 이루는 데이터의 총 픽셀 수의 3배가 된다. Fig. 21에서와 같이 왼쪽에 있는 사각형 모양의 격자는 추출된 영상의 픽셀들을 나타내며 오른쪽에 있는 일렬로 정렬된 격자는 오른쪽 영상으로부터 얻어진 1차원 벡터를 가리킨다.

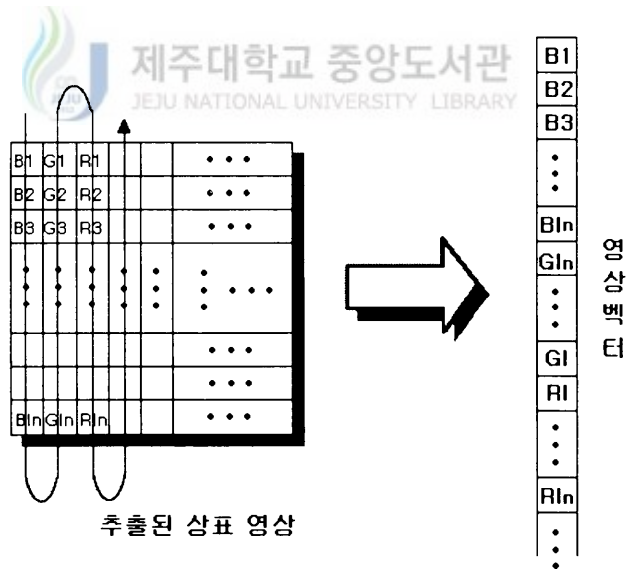


Fig. 21 Image Vector Creation of Trade Mark

이렇듯 공간상에 고유값이 만들어지고 각 고유값에 따라 각각의 고유 벡터가 만들어진다. 고유값은 고유벡터의 방향을 향하는 벡터들의 퍼짐

정보(분산)를 나타내며 정보(엔트로피)의 양이 분산과 함께 증가하기 때문에, 고유값이 큰 순서대로 임의의 수만큼 가지고 있는 고유 벡터들은 정보의 대부분을 가지고 있다. 따라서 가장 큰 고유값을 기준으로 고유벡터들을 형성하고 이 고유벡터를 통해서 공간상에 분포한 값들을 특징 점으로 사용하여 분류하는 것이 훨씬 효과적임을 유추할 수 있다.



IV. 구현 및 결과 고찰

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

1. 실험 환경

본 논문에서 제안된 상표검색 시스템의 내용은 정지영상 또는 CCD 카메라를 통해 얻어진 영상을 256×256 의 크기를 가지고 있는 RGB 컬러영상이다. 전체 시스템을 관리하는 컴퓨터 시스템 및 호스트 컴퓨터는 P-III 750을 사용한다. 이 컴퓨터는 CCD 카메라로부터 영상을 입력 받아 웨이블릿 변환과 상표를 인식하는 기능을 수행한다. Table. 1은 상표검색 시스템의 실험에 사용되는 영상과 실험 환경을 요약한 것이다.

Table. 1 Simulation Environments

학습영상의 개수	100개
입력영상의 해상도	256×256
1차웨이블릿 변환 후의 영상의 해상도	128×128
영상영역 검출 후의 영상의 해상도	56×56
2차 웨이블릿 변환 후의 영상의 해상도	14×14
영상 벡터의 크기	$14 \times 14 \times 3(588 \times 1)$
실험에 사용되는 색 좌표계	RGB 좌표계

2. 영상의 영역 검출과 특징점 추출

1) 실험 영상 획득

입력 영상은 256×256 크기의 24비트 RGB 컬러 영상들이다. 입력 영상의 하나의 픽셀값은 R, G, B의 세 개의 값을 가지고 각각 성분이 8비트씩 구성되어 있으므로 0~255사이의 값을 가진다. 또한 테스트 데이터는 다른 영상 데이터를 15개의 데이터로 구분하여 실험을 하였으며 각각의 영상이 다른 데이터를 예를 보여준다. <Fig. 22 참조>



Fig. 22 Simulation Results

2) 윤곽선 이용 유무에 따른 상표 영역 검출

Fig. 23는 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 Fig. 24은 고주파 대역들의 윤곽선 정보

와 저주파 대역의 색 정보를 이용한 영상 검출 방법을 이용하여 검출한 상표 영상을 보여주고 있다.

Fig. 25은 Fig. 24을 이용한 웨이블릿 변환의 저주파 대역 성분과 고주파 대역 성분을 이용하여 검출된 상표 영역 영상들의 예를 보여주고 있다. 검출된 영상은 56×56 해상도를 가진다.



Fig. 23 Trade Mark Retrieval using Color informations

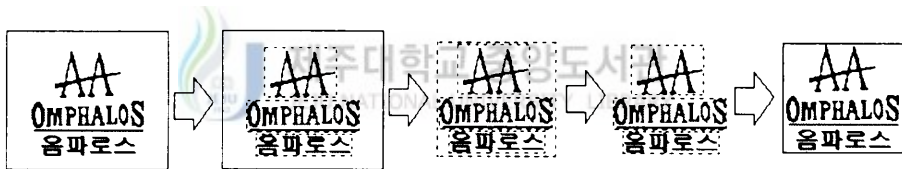


Fig. 24 Trade Mark Retrieval using Contour and color Informations

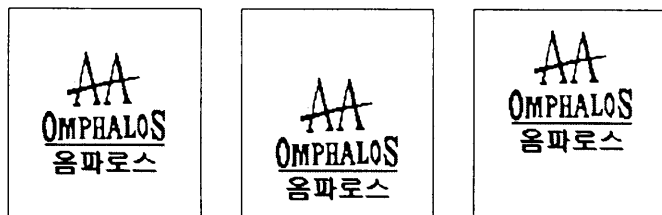


Fig. 25 Retrieved range by the Wavelet Transform

3. FCM을 이용한 클러스터링

클러스터링은 흩어져있는 데이터 군을 몇 가지 그룹으로 분할하는 방

법이다. 이때 동일 그룹내의 데이터는 유사한 성질을 갖고, 그룹간의 평균적 성질은 되도록 다르게 분할한다. 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. 클러스터링 과정에서 m (고유벡터의 갯수)값이 클러스터링의 성능에 중요한 역할을 한다. 따라서 고유값의 수와 m 값을 비교해 가면서 가장 좋은 클러스터링 성능을 나타내는 경우를 조사한다. 각 FCM 과정에서 생성되는 각 클러스터 안의 평균벡터를 코드북(Codebook)으로 사용하고 코드북과 가장 거리가 가까운 상표 벡터를 클러스터를 대표하는 상표 영상으로 간주한다. 그리고 코드북 영상의 종류의 수와 c 값(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 나타나있다.

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

Table. 2 Image number of Clustering samples

4. 인식률 계산과 비교

클러스터링을 수행한 후에 각 클러스터의 평균 벡터와 해당 클러스터 안의 벡터들간의 상관계수와 유클리디안 거리를 이용하여 임계치를 결

정한다. 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. Fig. 26~29의 상관계수 임계치 들을 이용한 학습 영상과 검사영상의 인식률 계산을 보여준다. 또한 학습영상과 검사 영상을 입력 한 후에 임계치들과 비교하여 인식 여부를 결정한다. Table. 3 은 인식률 계산에 사용할 상관계수 임계치들을 나타낸다.

	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

Table. 3 Correlation Coefficient of Threshold Value

검사 영상(testing image)으로서는 학습 영상에 포함되었던 상표의 영상으로서 유사한 영상을 10개씩의 영상을 이용하였다. Fig. 30는 상관계수 임계치들을 이용한 학습 영상과 검사 영상의 인식률 계산을 통계 내어 보여준다.

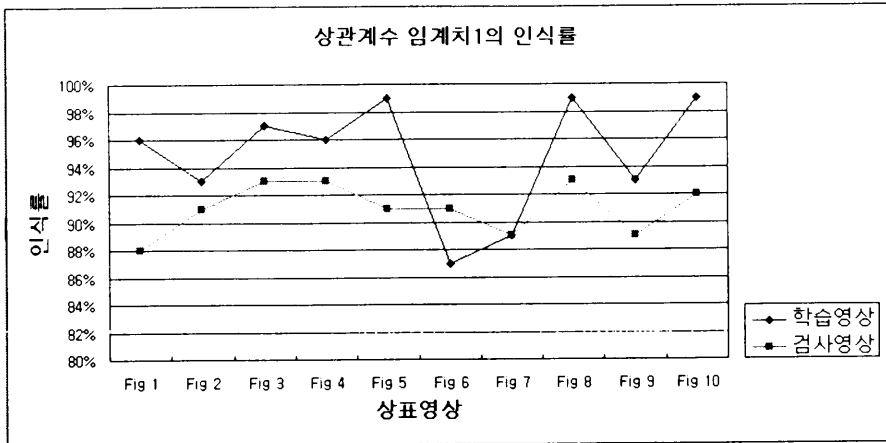


Fig. 26 Results 1 (Correlation Coefficient of Threshold value = 1)

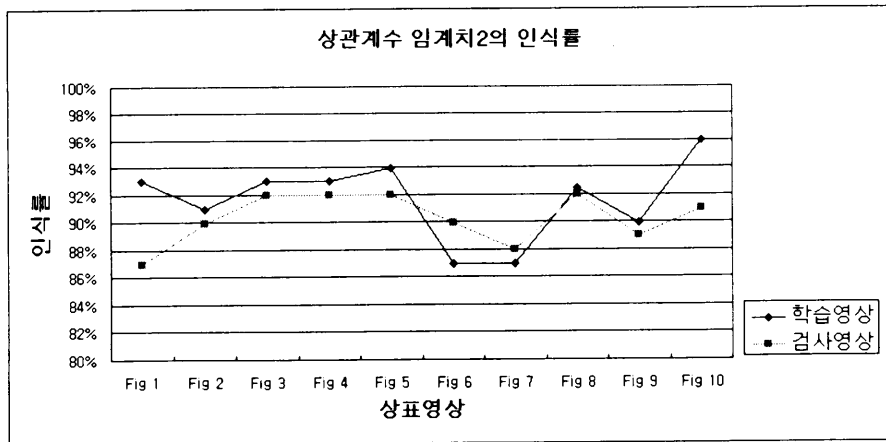


Fig. 27 Results 2 (Correlation Coefficient of Threshold value = 2)

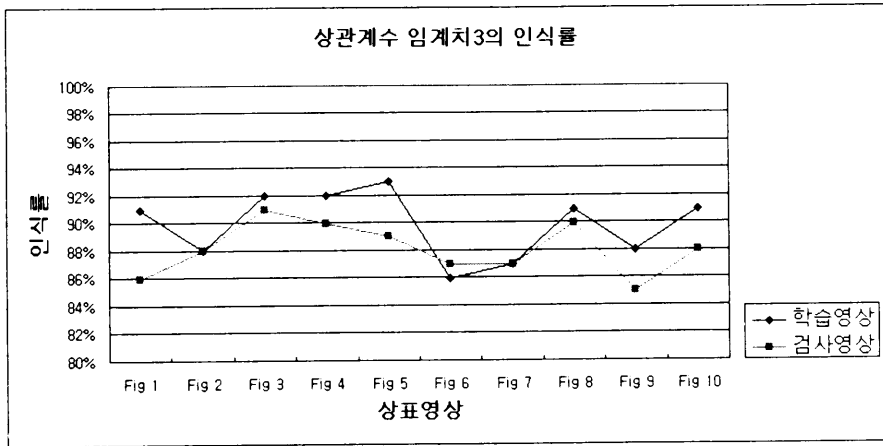


Fig. 28 Results 3 (Correlation Coefficient of Threshold value = 3)

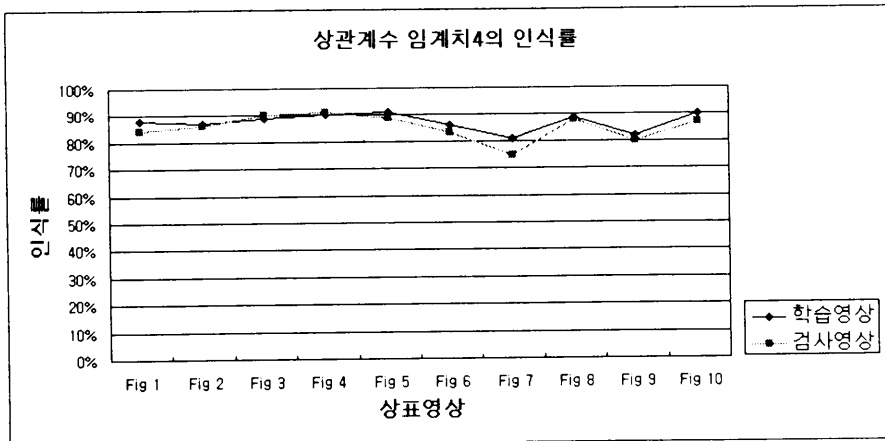


Fig. 29 Results 4 (Correlation Coefficient of Threshold value = 4)

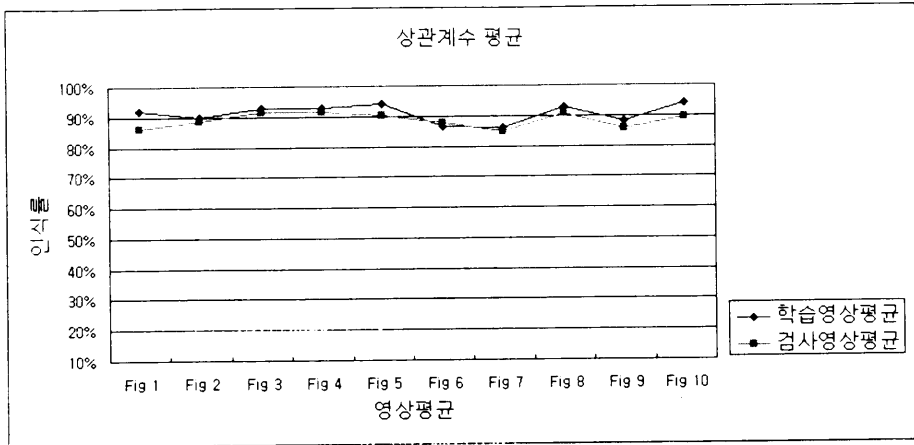


Fig. 30 Average Result
(Correlation Coefficient of Threshold Value)



5. 실험 결과 및 고찰

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

Fig. 23는 웨이블릿을 통과시킨 저주파 대역에서의 상표의 영역을 검출하여 시도하였지만 동일 및 유사 상표가 있을 때는 상표 영역을 잘못 검출되었다. 그래서 이러한 점을 보완하기 위해서 웨이블릿의 고주파 영역들을 이용하여 색 정보로 인하여 상표 영역보다 많은 윤곽선이 생기게 되는데 수직, 수평 방향으로 투영을 시켜서 윤곽선 히스토그램이 최대값으로 나오는 부분을 잘라낸다. Fig. 24과 같이 윤곽선 정보와 상표색 정보를 이용한 상표 검출 과정을 입증하였다. 또한 클러스터링의 성공률을 향상시켰으며 10개의 상표를 대상으로 상관계수 임계치를 적용하였는데 처음에 실시 할 경우의 임계치는 적중율이 낮은 반면에 계

속적인 임계치를 적용하였을 때는 최종적인 임계치 4에서는 우수한 적중율을 보였다.



V. 결 론

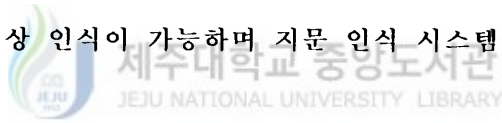
본 논문에서는 CCD카메라 또는 정지영상을 입력받아 학습된 10개의 영상 중에서 어떤 영상인지를 가려내는 새로운 상표 영상 인식 알고리즘을 제안하였다. 상표 영역 검출, 특징점 추출, 상표 색상 인식의 3단계로 구성된 인식 단계를 구현해 보았다. 2차원 영상은 웨이블릿 변환을 하면 128×128 차원으로 감소한 한 개의 저주파 대역과 고주파 성분이 포함된 3개의 대역으로 나누어진다. 이 저주파 대역에서는 원 영상의 대부분의 에너지 값이 존재하며 나머지 고주파 대역들에서는 수평, 수직, 대각 방향의 윤곽선이 추출된다. 이 고주파 대역의 윤곽선과 저주파 대역의 픽셀 값(색 정보)을 이용하여 상표 영역을 검출하기 위해 웨이블릿 변환을 사용하였으며 실험 결과 웨이블릿 변환은 위에 열거된 모든 특징을 잘 만족함을 보였다. 특히, 동일한 이미지 데이터를 이동시키거나, 회전, 스케일링시켜도 거의 유사한 특징 데이터를 얻을 수 있었다.

또한, 웨이블릿 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, 100개의 영상에서 15개의 상표 데이터를 대상으로 검색하였으며 검색된 10개의 대상 데이터를 갖고 임계치를 적용하였다. 그리고 영상의 인식을 위한 특징점들의 분류는 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 계산

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. 추후과제로는 배경이 있는 상표를 대상으로 또한 더욱 더 복잡한 영상에서 보다 더 정밀한 상표영상 검출 알고리즘 개발과 효율적인 클러스터링을 위한 최적의 m 값을 미리 예측할 수 있는 방법에 대한 연구가 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 하며 특히 동영상 내에서의 영상 인식의 가능과 실시간 영상 인식이 가능하며 지문 인식 시스템에도 사용되어질 수 있다.



[참고문헌]

- Q. T. Luong, Color in computer vision, Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, pp.311-368, 1993
- 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
- M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for Recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, 3: pp71-86, 1991.
- 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.
- D. Le Gall, "MPEG: A Video Compression Standard for Multimedia Applications", Communications of ACM, 34(4), pp. 46-58, 1991.
- R. Steinmetz, "Data Compression in Multimedia Computing-Standards Systems", Multimedia Systems 1(4), pp. 187-204, 1994.
- M. J. Swain and D. H. Ballard. Color Indexing. International Journal of Computer Vision, 1991.

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

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

정제창, 그림으로 보는 최신 MPEG, 교보문고, 1995

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

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

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

H. S. Malvar and D. H. Staelin, "The LOT : transform coding without blocking artifacts," *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 37, no.4, pp. 553-559, Apr. 1989.

장익훈, 김대호, 이동준, 김남철, "웨이블렛 변환을 이용한 블록 부호화 영상에서의 블록화 현상제거," 대한전자공학회 논문지, 제33권 B편, 제 5호, pp. 83-93, 1996년 5월.

S. Mallat and S.Zhong, "Charaterization of signals from multiscale edges," IEEE Trans. on PAMI, vol. 14, no. 7, pp. 710-732, Jul. 1992.

Stephen A. Martucci, Iraj Sodagar, Tihao Chiang, and YaQin Zhang, "A Zerotree Wavelet Video Coder," IEEE Trans. on CSVT, vol. 7, no. 1, pp. 109-118, Feb. 1997.

Y. Wang, Q. F. Zhu, L. Shaw, "Maximally Smooth Image Recovery in Transform Coding," IEEE Trans. on Comm, vol. 41, no. 10, pp. 1544-1551, Oct, 1993.

J. W. Park, D. S. Kim, and S. U. Lee, "On the Error Concealment Techniques for DCT based Image Coding," IEEE ICASSP, vol. 3, pp. 293-296, 1994.

감사의 글

살아가면서 시작과 끝을 분명히 매듭짓도록 하는 편가를 한다는 건 참으로 뿌듯한 일임을 느낍니다. 돌이켜 보면 대학원 2년 간의 생활이 어려웠던 생각과 즐거웠던 생각이 교차했던 시간이었지만 그 모든 것이 아주 중요한 인생의 이정표가 되리라 믿습니다.

이 논문을 열매라고 한다면, 풍성한 뿌리가 되어주신 김장형 교수님과 변상용 교수님께, 진정으로 발전하기를 기원하며 아낌없이 베풀어 주신 지도와 편달에 대하여 무한한 감사의 말씀을 올립니다. 또한 군센 가지가 되어 오늘의 이 길을 열어주신 안기중 교수님, 박호영 교수님, 이상준 교수님, 송왕철 교수님, 이동희 교수님께 깊은 감사의 말씀을 올립니다.

멀리서 벤처와 학문의 길을 걷고 계시며 항상 조언을 아끼지 않으셨던 군산대학교의 최연성 교수님과 전주대학교의 김동우 교수님께 감사의 말씀을 드립니다.

그리고, 이 열매를 위해 나뭇잎처럼 감싸주고 키워주신 김무영, 김정희, 양행진, 박재필 선배님께 감사하고, 또, 나와 함께 싱그러운 열매를 맺어온 동기 심민 형, 병휘, 동현에게 감사하며 김희선 선생님, 강길봉 선생님, 변태보 선생님, 허동진 선생님, 강명화 선생님께도 고마운 마음을 전합니다. 새로이 싹을 틔우고 있는 후배인 양 영수를 비롯한 후배들 모두에게 고맙다는 말을 전합니다

보이지 않는 곳에서 저모르게 도와 주셨던 모든 분들께도 감사의 말씀을 전합니다.

마지막으로 탄생에서 성장까지 모든 면에서 사랑의 마음으로 일관해 주신 부모님과 언제나 바른 조언을 아끼지 않았던 우석이형, 중국에서 몸과 마음으로 지켜봐주신 은석이 형에게도 감사의 마음으로 이 결실을 올리오며 이 결실을 위해 가장 수고와 격려를 아끼지 않았던 나의 사랑하는 아내 강경순씨에게 사랑한다는 말과 장인, 장모님께도 감사의 글을 올립니다.

4월이면 저도 아빠가 됩니다. 세상을 모르고 무럭 무럭 자라고 있는 우리의 고귀한 생명에게 보잘 것 없지만 이 논문을 바칩니다.