

축소 변환된 의료 이미지의 질감 특징 추출과 인덱싱

위희정*, 엄기현

동국대학교 대학원 컴퓨터공학과
{corewi, khum}@mail.dgu.ac.kr

An Extracting and Indexing Scheme of Compressed Medical Images

Heejeong Wi*, KyHyun Um

Dept. of Computer Engineering, Dongguk University

요 약

In this paper, we propose a texture feature extraction method to reduce the massive computational time on extracting texture features of large sized medical images such as MRI, CT-scan, and an index structure, called GLTFT, to speed up the retrieval performance. For these, the original image is transformed into a compressed image by Wavelet transform, and textural features such as contrast, energy, entropy, and homogeneity of the compressed image is extracted by using GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix). The proposed index structure is organized by using the textual features. The processing in compressed domain can give the solution of storage space and the reduction of computational time of feature extracting. And, by GLTFT index structure, image retrieval performance can be expected to be improved by reducing the retrieval range. Our experiment on 270 MRIs as image database shows that such expectation can be got.

1. 서 론

현재까지 발표된 대부분의 특징 추출 기법은 원래의 이미지에 대하여 수행되고 있으며 색상, 모양, 질감, 그리고 공간관계와 같은 이미지의 특징을 잘 표현하고 있다. 그러나, 특징 추출 알고리즘이 복잡하고 계산량이 크다는 단점을 가지고 있다. 특히 질감 특징은 픽셀들의 공간적인 상호 의존성을 분석하여 이미지 전체의 질감적 특징을 나타내므로 이미지의 크기가 커짐에 따라 질의 수행 시간에 특징 추출 과정에 소모되는 시간이 커져 전체 검색 성능은 떨어지게 된다. 예를 들어 의료 검진에 사용되는 MRI, CT 스캔과 같은 의료 이미지의 크기는 10Mbyte - 6.4Mbyte 정도로 일반 이미지에 비하여 매우 크기 때문에 원래의 이미지를 대상으로 질감의 특징을 추출하는 것은 효과적이지 못하다. 따라서 이미지 데이터의 저장 공간면에서나 검색 성능 향상을 위해서는 특징 추출시에 웨이블릿 변환과 같은 이미지 압축 기법을 적용하는 것이 필요하다.

질감은 이미지검색의 수단으로 사용될 수 있는 중요한 속성이다. 특히, 칼라 이미지 뿐만 아니라 그레이 레벨 이미지에서 추출할 수 있기 때문에, 위성 사진이나 항공 사진에 의한 지형이나 산림의 분석, 생체 조직과 세포의 현미경 사진 분석 등의 응용에도 이용된다. 최근에는 대부분이 그레이 레벨인 MRI나 CT 스캔과 같은 의료 이미지에 적용하는 연구가 활발히 진행 중이다.

특히, MRI의 티슈 세그멘테이션과 특성화에 이미지 질감 특징을 주로 이용한다. 광학 이미지와 의료 이미지의 질감은 풍부한 시각 정보원이고, MR 신호 집중도의 공간적 분포, 즉, 질감은 국부 티슈구조의 중요한 특징이나 병증을 표현한다. 일상적으로, 방사선의 병을 찾거나 진단할 때 집중도(intensity), 균일성(uniformity), 거칠(roughness), 규칙성(regularity), 방향성(directionality), 조약함(coarseness), 부드러움(smoothness), 과립성(granulation) 등과 같은 질감 특징을 주로 사용한다[1].

본 연구는 질감 정보를 이용하여 MRI, CT 스캔과 같은 의료 이미지의 내용기반 질의·검색을 위해 통계적 질감 분석 기법과 웨이블릿 변환 계수를 이용한 효과적인 질감 특징 추출 기법을 제시한다. 그리고 이미지 검색 범위를 줄여 빠르게 검색하기 위해 특징값을 분석하여 인덱스 키를 설정하고 인덱스 구조를 제시한다.

논문의 전체적인 구성은 다음과 같다. 먼저, 2 장에서는 질감 정보를 이용한 이미지 검색에 관한 기존의 관련 연구와 내용 기반 이미지 검색을 위한 인덱스 구조에 관한 관련 연구를 정리한다. 3 장에서는 질감 특징 추출을 위하여 웨이블릿 변환(Symmetric Wavelet Transform)과 통계적 질감 분석 기법을 결합한 질감 특징 추출 기법을 설명한다. 4 장에서는 추출된 질감 특징을 이용한 이미지 정보 표현 구조와 인덱스 구조를 설명한다. 5 장에서는 실험 방법 및 실험을 위한 구현 환경과 평가 척도를 기술하고 제안한 특징 추출 기법과 인덱스 구조의 검색 성능 효율을 비교·분석한다. 마지막으로 6 장에서는 결론을 맺는다.

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(1999-1-303-002-3) 과제를 수행한 연구 결과의 일부임.

2. 관련 연구

본 장에서는 질감 특징 추출을 위한 분석 기법, 질감 정보를 이용한 이미지 검색 그리고 내용기반 이미지 검색을 위한 인덱싱 기법들에 관한 관련 연구를 살펴 본다.

2.1 질감 특징 분석 기법

질감을 이용한 분석 방법은 크게 이미지 원형의 규칙적인 공간상의 배열을 다루는 구조적인 방법(Model based Method)과 이미지내 각 화소 사이의 상호 관계를 분석하는 통계적인 방법(Statistical Method)으로 나눌 수 있다[1]. 이미지의 구조적인 원형(primitive)과 그들의 위치 규칙을 정의함으로써 질감 정보를 표현하는 구조적 방법과 달리, 통계적인 방법은 질감 특징을 묘사하기 위한 가장 단순하고 효과적인 접근법의 하나로, 한 이미지를 대표하는 통계값을 얻기 위하여 일반적으로 화소들 간의 공간적인 상호 의존성을 분석한다[2][3][4]. 대표적인 기법으로는 픽셀의 동일한 그레이레벨 쌍의 빈도수를 이용한 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)[2][3][4][5]를 들수 있으며, 자체상관(Auto-correlation) 함수, 퓨리에 스펙트럼 그리고 질감 히스토그램 기법 등이 있다. 통계적인 방법은 한 이미지에 대한 특징값을 가지는 픽셀들의 분포를 표현 할수 있다. 그러나 이미지의 크기가 따라 계산량이 많으며, 통계 값을 구하는 알고리즘이 복잡하여 원래의 이미지에 적용한 체계적인 비교·분석이 미비한 실정이다.

2.2 질감 정보를 이용한 이미지 검색

이미지 검색 시스템에 질감 정보를 이용한 관련 연구들은 이미지 자체에서 질감 특징을 추출하는 방법과 압축 및 필터 뱅크를 이용하여 질감 특징을 추출하는 기법으로 나눌 수 있다.

이미지 자체에 대한 질감 연구로는 [5][6] 등이 그레이 레벨 변화 정도에 따른 Co-occurrence 매트릭스를 이용한 이미지의 통계적 질감 분석 방법이 있다. 그러나, 이미지에서 원형 질감이 크고, 단순한 구조로 이루어진 이미지를 대상으로하여 일반 이미지에 적용하기에 어려움이 있다.

QBIC에서는 각 이미지뿐만 아니라 이미지 안의 각 객체들에 대하여 질감 특징으로 거침(coarseness), 대비(contrast), 그리고 방향성(directionality)를 이용하였다. [5]은 특정 출현 명세(appearance-specific description)인 원형의 출현 변위를 나타내는 고유벡터를 질감 특징으로 이용하였다. 그러나 고유벡터 선택 과정시 그 적합성을 판별함에 있어 많은 계산량이 필요하다는 단점을 가진다. 의료 분야에선 폐질환 CT 이미지를 대한 질감특징 추출을 위해 [Kel94]는 Law의 질감 에너지 맵(texture energy map)을 사용하였으나 이미지 맵핑 과정의 정확도가 원 CT 이미지의 해상도에 많이 좌우되는 단점을 가진다. [7]은 색상과 질감을 이용하여 픽셀들을 그룹핑하여 색상, 질감, 위치와 형태 속성으로 영역을 기술한다. 그러나 동일한 질감 영역을 추출하기 여러 과정을 거쳐야하는 단점을 가진다.

질감 정보로서 Gabor 필터나 QMF 필터를 사용한 예지 정보를 이용하거나, 변환 계수의 중간값과 표준편차를 이용하기도 한다[8]. 하지만 이미지 내부의 질감 원형들의 크기가 크고 뚜렷한 이미지들을 대상으로 이루어졌으며, 이진 특징 벡터를 얻기 위해 패턴 매칭이 필요하다는 단점을 가진다. 웨이블릿을 이용한 질감 특징 추출은 대부분의 연구에서 부밴드의 에너지를 이용하거나[9], 원래의 이미지의 외곽선(countour) 정보를 이용한다. 그 밖에도 원래의 이미지의 색상 히스토그램과 웨이블릿 부밴드 변환 계수의 중간값과 표준편차를 이

지의 질감 특징으로 이용하거나[10][11], 극밀도치(extrema density)[12]를 이용하는 경우도 있다.

2.3 내용 기반 이미지 검색 시스템과 인덱싱

본 절에서는 프로토타입 또는 상용 시스템들을 살펴보고 이와 같은 시스템에서 사용하고 있는 인덱싱 구조를 분석한다.

QBIC에서는 이미지의 색상이나 질감, 모양 등과 같은 기본적인 특성에 기반한 다양한 시각적 질의를 제공한다. 그러나 정의 인터페이스가 복잡하여 사용자가 이용하기 어려운 단점이 있다.

Virage에서는 시각 정보에 대해 원시 이미지, 처리 이미지, 이미지 특성, 비디오 이벤트 등의 4가지 계층 구조로 구성하고 색상의 배열이나 윤곽선, 질감, 모양 등의 특성을 추출하여 검색에 이용한다. Netra에서는 색상, 질감, 형태 그리고 공간 위치 정보를 이용하여 이미지 영역의 세그멘테이션을 수행한다.

그러나, 본장에 소개된 기존 시스템들 대부분이 색인구조를 사용하지 않고 순차적인 접근을 통해 원하는 이미지를 검색한다. 따라서 효율적인 내용기반 이미지 검색시스템 구축을 위해서는 이에 따른 효과적인 인덱싱 기법이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 내용 기반 이미지 검색시스템에서 사용할 인덱싱 키와 이를 이용한 인덱싱 구조를 제안한다.

3. 질감 특징 추출

본 장에선 질감 특징 추출시 많은 계산량을 요구하는 통계적 질감 특징의 단점을 보완하기 위하여 웨이블릿 변환을 적용한 효과적인 질감 특징 기법을 제안한다.

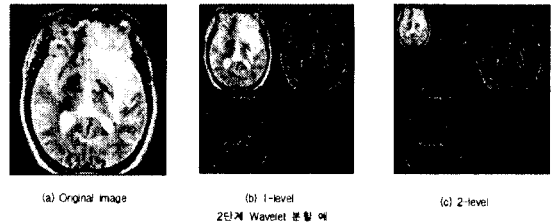
[그림 3-1]은 웨이블릿 변환후 GLCM 변환을 적용한 이미지의 특징 추출과 이를 이용한 검색 시스템의 구성도이다.

제안된 방법은 사용자 질의 이미지(MRI)이 입력되면 이미지의 정규화와 그레이 레벨로 변환하는 전처리 작업을 수행한다. 그리고 이미지의 위치 정보와 주파수 정보를 가지는 단단계 웨이블릿 변환을 수행하고, 생성된 각 고대역 부밴드에서 웨이블릿 변환 계수를 이용하여 수식 (1)과 같이 수직, 수평, 그리고 대각선 방향의 예지 정보를 나타내는 Energy 계산한다. 그리고 수식 (2)과 같이 해당 이미지에 대한 특징 벡터를 산출한다

$$E_k = \frac{i}{i \times j} \sum_i \sum_j W_k^i [i, j] \dots \dots \dots (1)$$

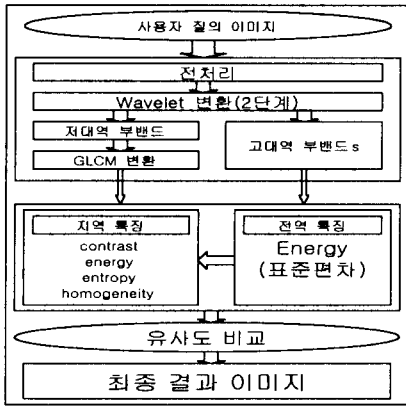
$$TVF = \{E_k, 1 \leq k \leq n \dots \dots \dots (2)$$

여기서 W_k 는 웨이블릿 변환 후, 각 부밴드의 변환 계수를 나타내고, i, j 는 변환 계수의 위치를 나타낸다. 그리고 E_k 는 각 부밴드의 특징 값인 Energy를 나타낸다. 수식 (2)의 TVF는 각 부밴드에서 얻어진 특징 값들로 구성된 특징 벡터이다. 이와 같이 얻어진 부밴드의 Energy 값을 이미지의 전역적 질감 특징 정보로 이용한다. [그림 3-2]는 실제



[그림 3-2] MRI의 웨이블릿 변환 예
이미지에 웨이블릿 변환을 적용한 예이다.

웨이블릿 변환으로 생성된 축소 이미지에 GLCM 변환을 적용하여



[그림 3-1] 웨이블릿 변환과 GLCM을 이용한 질감 특징 추출 및 검색

추출된 통계적 질감 특징을 추출한다. GLCM을 이용한 방법은 원래의 이미지에서 해당 그레이 레벨쌍의 출현 횟수를 기본으로 한다. 즉, $M \times N$ 크기의 이미지에서, 거리 d 와 방향 ϕ 에 의하여 그레이 레벨 i, j 를 갖는 해당 화소쌍이 얼마나 자주 나타나는가를 표시하는 관련 빈도수 매트릭스 $P[i, j]$ 이다[5]. 이와 같이 GLCM 매트릭스 $P[i, j]$ 를 이용하여 질감 특징으로 contrast, energy, entropy, 그리고 homogeneity 산출한다. 이 특징값들을 한 이미지의 지역적 질감 특징으로 이용한다. 네 개의 특징값 중 시각적으로 이미지의 차이를 둘 수 있는 contrast와 entropy에 가중치를 둔다.

4. 인덱스 구조

3장에서 추출한 특징 값으로 인덱스 키를 생성하여 적합한 인덱스 구조를 설계한다. 인덱스 구조를 설계에 있어서 중요한 이미지 정보 표현 구조와 인덱스 구조에 관하여 설명한다.

4.1 이미지 질감 특징 표현 구조

한 이미지의 질감 특징의 표현 구조는 아래 그림과 같다.

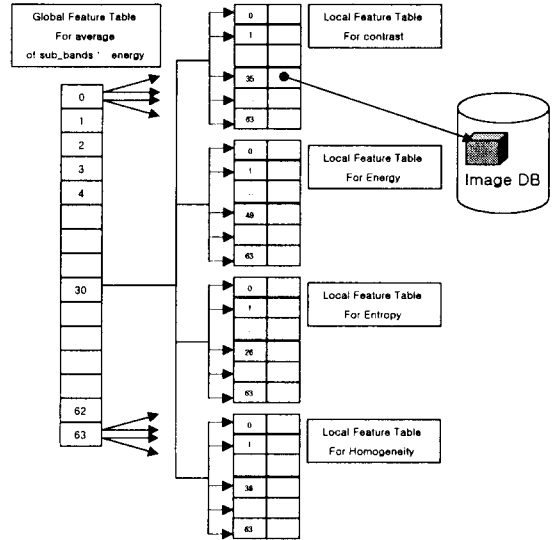
id	gl	C	E	T	H	C0-C3	E0-E3	E0-E3	E0-E3	S0-S5
----	----	---	---	---	---	-------	-------	-------	-------	-------

[그림 4-1] 이미지 질감 특징 표현 구조

id는 이미지에 부여된 식별자이며, 두번째 필드 gl은 전역적 키값으로 고대역 부밴드 에너지 값의 정량화 레벨을 표현한다. C, E, T, H는 지역 키값으로서 각각 Contrast, Energy, Entropy 그리고 Homogeneity의 정량화 레벨을 나타낸다. 그리고 C0-C3는 각 변위 벡터에 대한 contrast, E0-E3는 각 변위 벡터에 대한 energy 값, T0-T3는 각 변위 벡터에 대한 entropy, H0-H3은 각 변위 벡터에 대한 homogeneity, 그리고 S0-S5는 고대역 부밴드의 energy 값을 나타낸다

4.2 인덱스 구조 GLTFT

본 절에서는 질의 이미지에 대한 데이터베이스 이미지 검색 속도와 범위를 효과적으로 줄이기 위하여 전역 특징과 지역 특징을 이용하여 2단계 필터 기법 적용한 GLTFT(Global Local Texture Feature Table) 인덱스 구조를 설명한다.



[그림 4-2] GLTFT 구조

먼저 전역 인덱스 키로 구성된 전역 질감 특징 테이블을 형성한 다음, 각 테이블의 정량화 레벨은 다시 지역 인덱스 키로 구성된 4개의 지역 질감 특징 테이블로 링크된다. 이는 지역 특징값, 즉, contrast, energy, entropy 그리고 homogeneity에 해당하는 특징 테이블이며, 각 레벨은 상응하는 레벨을 가진 이미지를 가리킨다. 전체적인 인덱스 구조는 [그림 4-2]과 같다.

이와 같이 GLTFT 구조를 이용한 최종 결과 이미지는 지역 테이블에서 검색된 중간 결과 이미지 집합에서 공통으로 나타난 이미지들에 대하여 유사도 검색을 수행하여 얻어진다.

5. 실험 및 평가

5.1 구현 환경 및 평가 척도

본 연구에서는 Windows NT-Server 4.0을 사용하여 제한한 방법들을 실험하였고, C언어로 이미지의 특징 추출 알고리즘을 구현하였다. 실험에 사용된 이미지 데이터는 여러 국내의 학회와 대학에서 제공하는 교육용 MRI 이미지를 사용하였다. 각 총 270개의 실험 이미지와 사용자 질의 이미지는 RGB 색상 bmp 파일로 256 x 256 크기로 정규화된 256 색상을 가지고 있다. 유사성 척도로는 유클리드 거리 함수의 변형인 City-block 거리 척도함수를 이용하였고, 성능 평가 척도로는 일반적으로 사용하는 재현률(Recall), 정확률(Precision), 그리고 평균 검색 순위(AVRR)를 사용하였다.

5.2 실험 방법 및 성능 평가 방법

실험 방법은 270개의 데이터베이스 이미지 중 임의로 30 개를 선택하여 질의 이미지로 사용하였다. 검색을 위한 질의로는 여러 이미지 검색 시스템에서 많이 쓰이는 방식인 QBE(Query by Example)를 통한 질의에 의하여 실험하였다. 검색 성능 평가를 위한 방법으로는 순차 검색을 하였을 때와 GLTFT 인덱스 구조를 사용하였을 때의 결과를 비교·분석한다. 또한 이미지 크기에 따른 검색 성능을 분석하기 위하여 512 x 512 이미지와 64 x 64 이미지를 사용하여 검색 결과를 분석한다.

5.3 실험 결과 분석

순차 검색의 결과와 GLTFT 인덱스 구조를 이용한 검색 결과에 대한 재현률, 정확률, 그리고 AVRR의 비교 표는 [표 5-1]와 같다

순차 검색보다는 인덱스를 사용한 검색에 있어서 재현률은 비슷하였지만 정확률과 AVRR은 높은 결과를 나타내고 있다. 여기서 인덱스 사용자 정확률이 높게 나타난 이유는 각 지역 특징 테이블에 해당하는 이미지 집합에서 공통으로 나타난 이미지만을 최종적인 유사도 비교에 사용하였기 때문이며, 결과적으로 AVRR도 높아짐을 알 수 있다. 순차 검색과 인덱스 사용자 재현률이 1.0되지 않은 이유는 노이즈를 가진 이미지가 검색시 비교 대상에서 제외되었기 때문이다.

method size	순차	인덱스
Recall	0.85(12/14)	0.85(12/14)
Precision	0.39(12/31)	0.41(12/29)
AVRR	4.1	3.7

대상 이미지: 270(256*256), 유사도 임계치: 0.8 이상

[표 5-1] 순차 검색과 GLTFT를 이용한 검색 결과 비교

다음의 [표 5-2]는 위의 실험에 대한 자세한 결과 분석을 위해 질의 이미지에 대한 전체 데이터베이스 이미지의 유사도 분포도와 유사도에 따라 최종적으로 검색된 이미지들을 비교한 것이다.

method	순차		인덱스	
	이미지수	이미지 id	이미지수	이미지 id
유사도 0.95-1.0	10	22,18,124,21,25,258,52,23,75,210	9	22,18,21,52,23,124,75,210,258
0.90-0.95	6	17,15,29,91,71,210	5	91,15,17,29,210
0.85-0.90	8	32,38,47,73,147,163,184,251	8	32,184,47,73,163,251,147,38
0.80-0.85	7	102,235,34,29,9,84,267	7	29,9,84,267,102,235,34

대상 이미지 270(256*256), 유사도 임계치 0.8 이상

[그림 5-2] 순차 검색과 GLTFT를 이용한 결과 이미지 비교

축소된 이미지에서 GLCM을 적용한 기법의 효율성을 검증하기 위해, GLTFT 인덱스 구조를 사용하여 이미지 크기에 따른 WT+GLCM 검색 성능에 대한 결과는 [표 5-3]과 같다.

method 평가	GLTFT (WT+GLCM512)	GLTFT (WT+GLCM64)
Recall	0.85(12/14)	0.85(12/14)
Precision	0.39(12/31)	0.41(12/29)
AVRR	3.5	3.7
처리시간(비율)	1.758 sec (1.88)	0.934 sec (1)

대상 이미지: 270(256*256), 유사도 임계치: 0.8 이상

[표 5-3] 이미지 크기에 따른 검색 결과 비교

GLCM 변환을 원래의 이미지(512 x 512)에 적용하였을 때와 축소된 이미지(64 x 64)에 적용하였을 때의 검색 성능을 비교 하였다. Recall은 유사하였으나, 오히려 축소된 이미지에 GLCM을 적용했을 때의 정확률과 AVRR이 높음을 알 수 있다. 또한 처리시간은 2 배 가까이 차이가 남을 알 수 있었다. 이는 데이터베이스의 크기가 커짐에 따른 이미지의 저장 공간 비용이나 처리 속도면서 효율적임을 알 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 내용기반 의료 이미지의 질감 특징을 추출하기 위한 효율적인 질감 특징 추출 방법과 이를 이용한 검색 인덱스 구조를 제안하였다. 의료 이미지의 질감 특징 추출을 위하여, 웨이블릿 압축 기법을 사용하였다. 먼저 웨이블릿 변환에서 부밴드의 Energy를 지역적인 질감 특징으로 이용하고, 축소된 이미지에서 통계적인 질감 특징 추출 기법인 GLCM을 적용하여 지역 질감 특징으로 이용하였다. 그리고 추출된 특징 값을 분석하여 인덱스 키를 설정하고와 인덱스 구조를 제안하여 검색을 위한 성능을 비교 평가하였다.

본 논문에서 제시한 GLTFT 인덱스 구조를 이용하여 순차검색 결과와 비교·분석한 결과 GLTFT 검색 범위의 축소에 따른 성능의 향상을 보였다.

마지막으로 이미지 크기에 따른 검색 결과를 비교함으로써 기존 방법들이 가지는 특징 추출 과정의 복잡성 및 처리 시간 문제를 해결할 수 있고, 동시에 이미지의 저장 공간 문제를 해결할 수 있는 가능성을 제시하였다.

[참고 문헌]

- [1] Anne M. Fenstad, Arvid Lundervold, Michale Bock, and Lother R. Schad, "Texture formation in MRI", 8th Meeting of the ISMRM
- [2] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schuncj, machine Vision, pp.234-248, 1995
- [3] Oliver Basset, Said Abouelkaram, " Texture image analysis: application to the classification of bovine muscles from meat", 1999 Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, Opt.Eng.38(11) 1950-1959, 1999
- [4] Trygve Randen and John Hakon Husoy, "Filtering for Texture Classification: A Comparative Study", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, NO. 4, 1999
- [5] C. S. Li and V. Castelli. Deriving texture set for content based retrieval of satellite image database. Technical Report RC20727, IBM T.J. Watson Research Center, Yorktown Heights, NY, February 1997.
- [6] Changliang Wang, "spatial-Frequency Analysis for Color Image Indexing and Retrieval", 5th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision(ICARCV 98)
- [7] C. Carson, S. Belongie, H. Greenspan, and .Malik, "Region-based image querying", In Proceedings of IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries, 1997.
- [8] W. Y. Ma and B. S. Manjunath. NETRA: A toolbox for navigating large image databases. In Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, 1997
- [9] Jing-Wein Wang, Chin-Hsing Chen, and Jeng-Shyang Pan, " Gnetic Feature Selection for Texture Classification Using 2-D Non-separable Wavelet Bases, JEJCE TRANS, FUNDAMENTALS, VOL. E8J-A, NO. 8 1998.
- [10] J. You and H. Shen, Fast Indexing and searching for Content-Based Image Retrieval, Visual Information Processing VII, SPIE Vol. 3387, 1998
- [11] Jeng-Shyang Pan, Jing-Wein Wang, "Texture Segmentation Using Sperable and Non-Separable wavelet Frames, JEJCE TRANS, FUNDAMENTALS, VOL. E82-A, NO.8 1999