

# JPEG-2000 부분 엔트로피 복호화에 의한 질감 영상 데이터베이스 검색

정희원 박 하 중\*, 정 호 열\*

## Texture Image Database Retrieval Using JPEG-2000 Partial Entropy Decoding

Ha-Joong Park\*, Ho-Youl Jung\* *Regular Members*

### 요 약

본 논문에서는 엔트로피 복호화 과정을 부분적으로 수행하여 특징 벡터를 구성하는 새로운 JPEG-2000 압축 영상 검색 시스템을 제안한다. 제안하는 방법은 JPEG-2000 엔트로피 부호화 과정을 통해 발생하는 다양한 문맥 정보를 이용한다. 엔트로피 부호화 기술은 주위 인접한 웨이블릿 계수들의 부호 및 중요 상태 계수의 구조적인 패턴을 분석하여 세 가지의 부호화 패스 및 네 가지의 부호화 기술을 통해 총 19가지의 문맥 정보를 발생한다. 문맥 정보는 산술 부호화 과정에서 부호화 하는 심벌의 확률을 예측하기 위한 모델을 제공한다. 그리고 문맥 정보는 영상의 국부적인 특징을 서술 할 수 있기 때문에 다양한 패턴 특성을 나타내는 질감 영상을 효율적으로 정의할 수 있다. 또한 제안하는 알고리즘은 JPEG-2000 압축 영상에서 복호화 과정을 부분적으로 수행하기 때문에 영상 검색을 수행하기 위한 검색 시간에서 뛰어난 성능을 나타낼 수 있다. 실험을 위해 MIT VisTex 질감 영상을 이용하여 다양한 왜곡 영상 및 유사 영상 데이터베이스를 구성하였으며 기존 검색 알고리즘을 구현하여 제안하는 검색 시스템과 비교 및 평가한다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘이 기존 검색 방법보다 검색 성능에서 뛰어난 뿐만 아니라 검색 시간에서도 많은 이득을 얻을 수 있다.

**Key Words :** JPEG-2000, Content-based Image Retrieval, Texture Pattern, Context Information, Distortion Image, Retrieval Time

### ABSTRACT

In this paper, we propose a novel JPEG-2000 compressed image retrieval system using feature vector extracted through partial entropy decoding. Main idea of the proposed method is to utilize the context information that is generated during entropy encoding/decoding. In the framework of JPEG-2000, the context of a current coefficient is determined depending on the pattern of the significance and/or the sign of its neighbors in three bit-plane coding passes and four coding modes. The contexts provide a model for estimating the probability of each symbol to be coded. And they can efficiently describe texture images which have different pattern because they represent the local property of images. In addition, our system can directly search the images in the JPEG-2000 compressed domain without full decompression. Therefore, our proposed scheme can accelerate the work of retrieving images. We create various distortion and similarity image databases using MIT VisTex texture images for simulation. we evaluate the proposed algorithm comparing with the previous ones. Through simulations, we demonstrate that our method achieves good performance in terms of the retrieval accuracy as well as the computational complexity.

※ 본 연구는 정보통신부 및 정보통신 연구진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음(IITA-2006-(C1090-0603-0002)).

\* 영남대학교 정보통신공학과 멀티미디어 신호처리 연구실 ({wavelet, hoyoul}@yu.ac.kr)

논문번호 : KICS2007-03-123, 접수일자 : 2007년 3월 16일, 최종논문접수일자 : 2007년 5월 7일

## I. 서론

최근 들어, 컴퓨터, 모바일 단말 장치 및 인터넷 활용 기술의 발달로 멀티미디어 데이터는 기하급수적으로 증가하고 있다. 따라서 방대한 양의 멀티미디어 데이터베이스가 증가함에 따라 효율적인 멀티미디어 데이터 검색 시스템이 요구되고 있다.

일반적으로 텍스트 기반 영상 검색기술은 질의어와 관계없는 데이터들이 찾아지는 경우가 많으므로<sup>[9]</sup> 최근 들어 영상 데이터의 특징을 추출하는 내용 기반 영상 검색 시스템 알고리즘이 널리 사용되고 있다<sup>[9-23]</sup>. 대부분의 내용기반 영상 검색 시스템은 영상이 포함하고 있는 색(color), 형상(shape), 질감(texture) 정보 등을 분석하여 특징 벡터로써 추출한 후 질의 영상에 가까운 영상을 다양한 유사도 측정 방법을 통해 검색을 수행한다. 이들은 효율적인 검색을 위해 선택적으로 사용될 수 있으며, 이들 중 질감 정보는 영상의 내용을 나타내는 중요한 시각적 특징 중의 하나로서 오랫동안 연구되어 왔으며 영상 또는 비디오 데이터를 내용기반 색인(index) 및 요약하는데 있어서 중요한 서술자(descriptor)로 이용된다<sup>[9]</sup>. 일반적으로 질감 영상의 유사도 측정을 위해 히스토그램과 같은 통계적인 분포를 이용한 방법을 많이 사용한다. 이는 매우 간단하지만 회전(rotation), 크기 변화(scaling), 천이(translation) 등과 같은 기하학적인 변형이 적용된 영상 검색에 좋은 성능을 나타낸다<sup>[9]</sup>. 본 논문에서는 다양한 패턴 특성을 나타내는 질감 영상 데이터베이스의 효율적인 검색 알고리즘을 제안한다.

대부분의 멀티미디어 데이터들은 저장 공간 및 전송 대역폭을 줄이기 위해 JPEG(Joint Photographic Experts Group), JPEG-2000<sup>[2]</sup>, MPEG(Moving Picture Experts Group), H.26x 등으로 압축된다. 특히 최근에 JPEG 위원회는 "JPSearch"에서 정지 영상 검색을 위한 새로운 연구를 활발히 진행하고 있다<sup>[3]</sup>. 기존에는 이러한 압축된 영상들을 검색하기 방법으로 공간 영역 기반 검색 방법이 많이 제시되었으나<sup>[9]</sup> 최근 들어 데이터베이스 양이 기하급수적으로 증가함에 따라 검색 시간을 고속화하기 위한 방법으로 주파수 영역 또는 부분 복호화를 수행 후 특징을 추출하는 압축 영역 기반 검색 알고리즘이 많이 등장하고 있다<sup>[10-22]</sup>. JPEG에서는 압축된 영상의 효율적인 검색을 위해 주파수 또는 엔트로피(entropy) 영역에서 특징을 추출하여 질감 검색 서술자를 기술하는 방법을 사용하였다<sup>[10-11]</sup>. Feng 등은 효율적인

영상 검색을 위해 DCT(Discrete Cosine Transform) 계수의 평균(mean) 및 분산(variance)과 같은 통계적인 특성을 이용하였고<sup>[10]</sup>, Chang 등은 JPEG 복호화를 부분적으로 수행한 후 엔트로피 영역에서 DC(direct current) 계수의 상관관계와 AC(alternate current) 계수의 통계적 특성 분포를 특징 벡터로써 사용하여 검색 시간을 많이 절약할 수 있었다<sup>[11]</sup>. 그러나 일반적인 신호처리 왜곡 영상 검색에는 검색 성능이 비교적 우수하지만 위치 변화에 민감하여 회전, 크기 변화, 천이 등과 같은 기하학적으로 변형된 영상 데이터베이스 검색에는 비효율적이다<sup>[11]</sup>. JPEG에 이어 2000년 12월에 JPEG-2000 국제 표준이 등장함에 따라 JPEG-2000 압축 영역에서의 질감 영상 검색을 위한 특징 벡터를 서술하는 방법이 제시되었다. 특히 웨이블릿(wavelet) 변환 영역은 공간 정보뿐만 아니라 다양한 주파수 특성을 나타내기 때문에 영상 검색 서술자를 기술하기 위해 많이 이용되고 있다<sup>[12-16]</sup>. Xiong 등은 [12, 13]에서 모든 부대역(sub-band)의 통계적인 특성을 이용하여 메모리 관리 및 검색 시간 효율성에서 공간 영역 검색 방법보다 우수함을 증명하였다. 각 부대역 및 코드 블록(code-block)의 웨이블릿 계수의 분산을 특징 벡터로써 이용하여 질감 영상 검색을 수행하였으나 사람들의 지각적인 관점에서 패턴이 다른 영상이 검색되는 등의 단점을 나타낸다. 그리고 [17-18]에서는 엔트로피 부호화 과정에서 발생하는 웨이블릿 계수의 중요 상태(significant state) 정보를 이용하였는데 일반적으로 중요 상태 정보는 영상의 주요 에너지 분포도를 나타낼 수 있기 때문에 이를 이용하여 질감 및 형상 특징 벡터를 서술할 수 있다. 또한 웨이블릿 기반 검색 방법에서 계수를 이용하는 방법과는 달리 비트 평면(bit-plane) 단위로 특징 추출이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 많은 특징 벡터의 양을 요구함으로써 인해 모든 해상도의 각 비트에서 중요 상태 개수의 히스토그램 분포도를 추출해야하기 때문에 웨이블릿 전체 영역으로 복호화를 수행해야만 한다. 따라서 특징 벡터를 구성하기 위한 시간이 많이 걸리고 또한 국부적인 특징을 묘사하기 위해 저주파수 대역 크기를 일치해야하는 단점이 있다<sup>[17]</sup>. 그리고 복호화 과정을 수행하지 않고 압축 스트림의 헤더 정보만을 이용하여 특징 벡터를 구성하는 방법이 제안되었다<sup>[17, 20, 21]</sup>. Mandal 등은 각 코드 블록에서 '0'으로 구성된 상위 비트수를 패킷 헤더에서 추출하였고<sup>[17]</sup>, [20, 21]에서는 각 코드 블록에서 발생하는 압축 스트림의 크기를 특

징 벡터로 사용하였다. 이들은 거의 실시간에 가까운 검색 시간을 얻을 수 있지만 다양한 형태의 질감 영상 검색에는 민감하여 성능이 현저히 떨어진다. 또한 단순히 헤더에서만 정보를 추출하기 때문에 웨이블릿 해상도나 코드 블록의 크기에 민감하여 많은 영향을 받을 수 있다.

본 논문에서는 앞서 살펴본 특징 벡터와는 달리 JPEG-2000 압축 스트림의 부분 복호화 과정을 통해 발생하는 문맥(context) 정보의 통계적 특성을 이용한 새로운 검색 알고리즘을 제안한다. 문맥 정보는 영상의 국부적인 특징을 서술 할 수 있기 때문에 다양한 패턴을 나타내는 질감 영상을 효율적으로 정의할 수 있다<sup>[22]</sup>. 그리고 문맥 정보는 인접한 계수의 중요 상태 정보의 구조적인 확률 분포도를 이용하기 때문에 다양한 왜곡 영상 데이터베이스에서 검색 성능을 높일 수 있는 장점이 있다. 또한 본 논문에서는 효율적인 검색을 위해 부분 복호화를 수행하기 때문에 특징 벡터 구성을 위한 시간 및 메모리 요구량에서 많은 이득을 얻을 수 있다. 질의 영상과 데이터베이스 영상의 비교를 위해 각 부대역의 코드 블록에서 발생하는 문맥 정보의 히스토그램 분포도 확률을 비트 단위로 계산하여 유사도 거리를 측정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서는 JPEG-2000 정지영상 압축 알고리즘을 간략히 살펴보고 제안하는 검색 시스템에서 특징 벡터를 구성하기 위해 이용되는 문맥 모델링 과정을 자세히 분석한다. 그리고 3장에서는 웨이블릿 영역, 엔트로피 영역 및 패킷 헤더 영역 기반 검색 알고리즘 등의 관련 연구 분야를 분석하여 JPEG-2000 부호화 과정의 다양한 영역에서 특징 벡터를 구성하는 방법을 살펴본다. 4장에서는 본 논문에서 제안하는 압축 영역에서의 특징 벡터를 구성하기 위한 문맥 추출 방법 및 유사도 평가 방법을 제안한다. 5장에서는 다양한 질감 왜곡 영상 및 유사 영상 데이터베이스를 구성하여 제안하는 방법의 검색 실험 결과를 살펴보고 기존 검색 알고리즘과 비교 및 분석한다. 그

리고 마지막으로 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. JPEG-2000 및 문맥 모델링

JPEG-2000은 기존 JPEG의 단점을 극복하기 위해 나온 차세대 국제 정지 영상 압축 표준이다<sup>[2, 4]</sup>. 뛰어난 압축 효율뿐만 아니라 다양한 scalability, ROI(Region Of Interest) 및 임의 접근(random access)등 다양한 기능이 제공된다. 또한 이를 위해 기존의 DCT가 아닌 공간 영역에서 다양한 주파수 분석이 가능한 웨이블릿 변환이 적용된다. JPEG-2000의 전체적인 부호화(encoding) 및 복호화(decoding) 과정은 그림 1에 나타난다. 그림 1에서 웨이블릿 변환 및 양자화 과정 후 각 부대역은 64x64 또는 32x32 크기의 코드 블록(code-block)으로 분할된다. JPEG-2000은 엔트로피 과정에서 각 코드 블록들의 독립적인 임베디드 비트 스트림(embedded bit-stream)을 구성하기 위한 방법으로 EBCOT(Embedded Block Coding with Optimization Truncation) 알고리즘을 채택하였다<sup>[5]</sup>. 기존의 웨이블릿 기반 영상 압축 알고리즘인 EZW(Embedded Zerotrees Wavelet)<sup>[7]</sup>, SPIHT(Set Partitioning In Hierarchical Trees)<sup>[8]</sup>은 우수한 압축 효율을 얻기 위해 웨이블릿 부대역간의 상관관계를 이용하지만 EBCOT는 코드 블록에 기반한 독립적인 처리가 가능하여 압축 효율에서도 뛰어나지만 에러 내성(error resilience) 등과 같은 부가적인 특성을 얻을 수 있다. Tier-1의 엔트로피 과정은 각 코드 블록의 MSB(Most Significant Bit-plane)부터 LSB(Least Significant Bit-plane)까지 비트 단위로 문맥 모델링(context modeling) 및 산술 부호화 알고리즘이 독립적으로 수행되고 Tier-2 과정에서는 요구된 데이터 정렬(data ordering) 형태 및 율-왜곡(rate-distortion) 관점에서 다양하게 패킷화(packetization) 된다. 자세한 내용은 JPEG-2000 국제 표준화 문서에서 Annex B를 참조하길 바란다<sup>[2]</sup>.

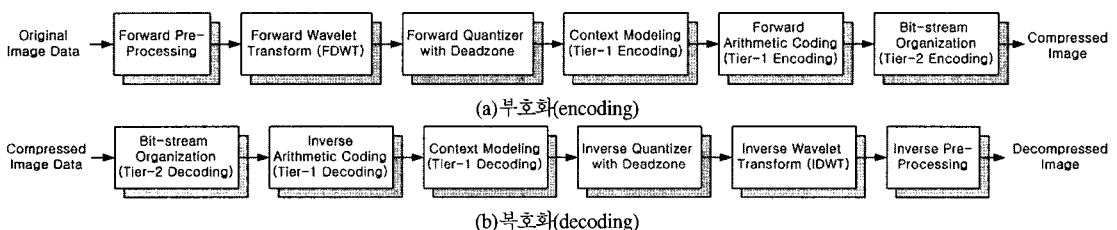


그림 1. JPEG-2000 압축 및 복원 ((a)부호화(Encoding), (b)복호화(Decoding))

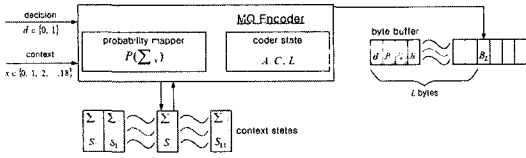


그림 2. JPEG-2000의 문맥 기반 산술 부호화 과정 ( $x$ : 문맥(context) 정보,  $d$ : 결정(decision) 정보,  $S_x$ : 문맥  $x$ 의 MPS(More Probable Symbol),  $\sum_x$ : 문맥  $x$ 의 MPS 확률,  $P(\sum_x)$ : 문맥  $x$ 의 갱신 확률,  $A, C$ : 인터벌(interval) 및 코드(code) 레지스터(register),  $L$ : 압축 스트림 길이,  $B$ : 버퍼(buffer)).

일반적으로 산술 부호화(arithmetic coding) 알고리즘은 입력되는 심벌 수가 적으면서 각 심벌의 확률 분포가 비대칭적인 구조(skewed probability)를 가지는 경우에 뛰어난 압축 성능을 나타낸다<sup>[1]</sup>. JPEG-2000은 이런 구조적인 특성을 제공하기 위하여 각 코드 블록의 비트 단위로 처리 가능한 문맥 기반 이진 산술 부호화(context-based binary arithmetic coding, MQ-coder) 알고리즘을 채택하였다. 그림 2는 MQ 부호화 과정을 나타낸다. 여기서, 문맥(context)은 부호화 하는 심벌(0, 1)의 확률을 예측하기 위한 모델을 제공하고 산술 부호화기는 이를 바탕으로 예측된 확률 값을 바이트 단위로 부호화를 수행한다.

JPEG-2000의 문맥 정보는 그림 3의 인접한 웨이블릿 계수들의 부호, 중요 상태(significant state) 계수의 방향 및 개수, 그리고 비트 사이의 상관관계 등을 이용하며, 세 가지의 부호화 패스(Significant Propagation Pass(SP), Magnitude Refinement Pass(MP), Clean-up Pass(CP)) 및 네 가지의 부호화 기술(Zero Coding(ZC), Sign Coding(SC), Magnitude Refinement Coding(MC), Run Length Coding(RC))을 통해 총 19가지의 문맥 정보와 2가지(0, 1) 결정(decision) 정보가 적절하게 발생된다. 각 코드 블록

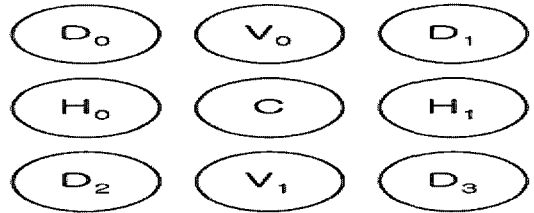


그림 3. 문맥 정보를 발생하기 위해 참조하는 이웃 계수 (H0, H1: 수평 계수, V0, V1: 수직 계수, D0, D1, D2, D3: 대각 계수, C: 부호화 하는 현재 계수).

에서 모든 계수들의 중요 상태는 '0'으로 초기화 되고 가장 먼저 '1'이 나타나는 비트에서 '0'에서 '1'로 천이(toggle)한다.

SP과정은 현재 계수를 제외한 주위 인접한 계수들 중에서 '1'로 천이된 중요 상태 계수가 하나 이상 존재할 경우 ZC기술을 통해 8가지(1~8) 정보 중에서 적절한 문맥 정보를 발생하고, 만일 현재 결정 계수가 '1'일 경우 중요 상태 계수는 '0'에서 '1'로 천이되고 현재 비트에 부호(sign) 기술인 SC가 적용된다. 그리고 ZC기술에서는 각 부대역의 에지 특성을 고려하여 적절한 문맥 정보가 발생한다<sup>[2]</sup>. SC(9~13) 기술은 그림 3에서 대각 성분을 제외한 수평, 수직 웨이블릿 계수들의 부호 ('+' 또는 '-') 및 중요 상태를 참조하여 5가지의 문맥 정보를 발생한다. 그리고 MP과정의 MC(14~16) 기술은 중요 상태가 '1'로 천이된 웨이블릿 계수들의 하위 비트들에서만 적용되며, 주위 중요 상태 계수들의 개수 및 정제(refinement) 비트의 순위에 따라 3가지 문맥 정보가 결정된다. 그리고 SP 및 MP과정에서 처리되지 않은 모든 웨이블릿 계수는 CP과정에서 처리된다. CP과정에서는 4행 단위로 RC(17~18) 기술을 통해 요약되며, 현재 계수(4행)들의 중요 상태가 '0'이고 4행의 주위 인접한 14개 계수에서 '1'로 천이된 중요 상태 계수가 없을 경우 런(run) 문맥 정

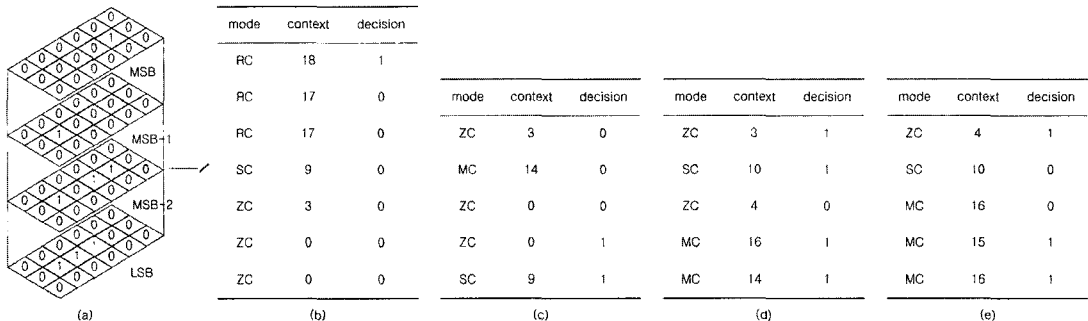


그림 4. 비트별 문맥(context) 및 결정(decision) 정보 발생의 예 ((a) LL 부대역 웨이블릿 계수 (10, 3, 1, -7)의 비트별 표현, (b) MSB(계수 순서대로 CP, CP, CP, CP과정), (c) MSB-1(계수 순서대로 MP, SP, CP, CP과정) (d) MSB-2(계수 순서대로 MP, SP, SP, MP과정), (e) LSB(계수 순서대로 MP, MP, SP, MP과정).

보(18)와 결정 정보 '0'을 발생한다. 결정 정보가 '1'일 경우 4행중에서 중요 상태가 처음으로 '1'로 천이된 계수의 위치를 나타내는 2비트의 문맥 정보(17) 및 결정 정보(00, 01, 10, 11)를 발생하고 천이된 계수의 비트에는 SC기술이 적용된다. 그리고 하위 계수의 현재 비트에서는 인접 계수의 중요 상태를 고려하여 ZC(0~8) 기술이 적용되며, 만일 결정 정보가 '1'일 경우 SC기술이 발생한다. CP과정에서 런 상태가 아닌 계수들은 ZC(0~8) 및 SC기술이 적용된다. JPEG-2000은 일반적으로 각 부호화 기술에서 인접한 8개의 계수를 이용하여  $256(2^8)$ 가지 문맥 정보를 발생할 수 있지만 모델 최적화 및 엔트로피 부호화기의 복잡도를 줄이기 위해 인접한 계수에서 중요 상태 계수의 구조적인 분포도를 분석하여 각 부호화 기술마다 특정 개수의 문맥 정보를 정의하였다[2]. 각 코드 블록에서 '0'으로만 채워진 상위 비트 수는 패킷 헤더에서 그 정보를 알 수 있고, 각 코드 블록에서 처음으로 '1'이 발생하는 최상위 비트는 오직 CP과정만이 적용된다. 이 후 하위 각 비트는 윌-왜곡 측면을 고려하여 SP, MP, CP과정 순서로 적용되며 적절한 부호화 기술이 호출된다<sup>5)</sup>. 중요 상태 천이는 '0'이 아닌 웨이블릿 계수에서 오직 한번만 발생하고 하위 비트로 그 정보가 전달된다. 즉, SP과정은 중요 상태 계수가 아직 '1'로 천이되지 않은 계수에서만 발생하고 MP과정은 '1'로 천이된 계수의 하위 비트에만 적용된다. 각 코드 블록내에서 발생하는 모든 문맥 정보와 결정 계수는 그림 2와 같이 이전 발생 빈도수에 따라 확률을 예측 및 갱신하며 19개 모델 중에서 적합한 산술 부호화기로 입력된다. 그리고 부호화 과정에서 발생하는 모든 문맥 정보는 복호화 과정에서도 같은 순서로 적용된다. 그림 4는 LL대역 웨이블릿 계수 (10, 3, 1, -)에서 비트별 발생하는 문맥 및 결정 정보의 예를 나타낸다. 여기서, 주위 인접한 계수는 편의를 위해 '0'으로 가정하였고 SC기술을 위한 부호 비트는 계수 순서대로 0(+), 0(+), 0(+), 1(-)이다. 그리고 모든 계수의 중요 상태는 '0'으로 초기화 한다. 그림 4의 MSB는 처음으로 '1'이 나타나는 최상위 비트이기 때문에 오직 CP과정만이 적용된다. 그림 4의 (b)에서 문맥 '18'과 결정 계수 '1'은 MSB 4행중 중요 상태 계수가 '0'에서 '1'로 천이하는 계수가 하나 이상 존재한다는 것을 의미하고, 연속 발생하는 (17, 0), (17, 0) 문맥 및 결정 정보는 4행중에서 가장 먼저 천이하는 계수의 위치 정보를 나타낸다. 여기서, 결정 정보 '0', '0'은 첫

번째 계수를 의미한다. 이 후 중요 상태가 '1'로 천이된 현재 비트에 SC기술이 적용되고 2-4번째 계수의 MSB에서는 ZC기술이 발생한다. SC기술에서는 모든 수평( $H_0, H_1$ ), 수직( $V_0, V_1$ ) 계수의 중요 상태가 '0'이기 때문에 주위 인접한 계수의 부호와 상관없이 문맥 정보 '9'를 발생하고, 결정 계수는 현재 웨이블릿 계수의 부호 비트 '0'(+ )과 표준화 문서 [2]의 Table D-3에 명시된 XOR bit '0'의 배타적 논리합(exclusive OR,  $\oplus$ ) 연산에 의해 '0'이 발생된다. 그리고 두 번째 계수는 그림 3의  $V_0$  위치(첫 번째 계수)에서 중요 상태 계수가 '1'로 천이되었기 때문에 문맥 정보 '3'을 발생하고, 현재 비트 값은 '0'이기 때문에 결정 계수 '0'을 산술 부호화기로 전송한다. 나머지 세 번째, 네 번째 계수의 MSB는 주위 인접한 계수에서 중요 상태 천이가 없기 때문에 문맥 정보 '0'과 현재 비트 값인 '0'을 결정 계수로 발생한다. 더 자세한 내용은 JPEG-2000 국제 표준화 문서의 Annex C, D를 참조하길 바란다<sup>5)</sup>.

### III. JPEG-2000 압축 영역에서의 기존 검색 방법

본 절에서는 다양한 JPEG-2000 압축 영역 기반 검색 방법 중에서 대표적인 3가지 알고리즘을 살펴본다. 부대역 영역 기반, 엔트로피 영역 기반 및 패킷 헤더 기반 검색 알고리즘 등의 관련 연구 분야를 분석하여 장점 및 단점을 살펴보고 본 논문 5장에서 제안하는 검색 알고리즘과 성능 비교를 위해 이용한다.

#### 3.1 부대역(sub-band)의 통계적 특성 기반 검색

Xiong은 JPEG-2000 압축 영역에서 각 영상의 다양한 질감 패턴 특성을 표현하기 위해 각 부대역의 분산 특징을 이용하였다<sup>11)12)</sup>. 각 부대역의 통계적

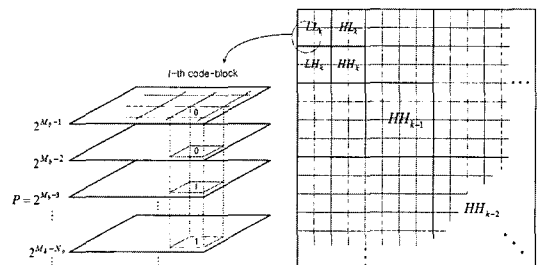


그림 5. k-레벨 웨이블릿 대역에서의 코드 블록 분할과 코드 블록의 비트 표현.

특성을 이용하는 웨이블릿 영역 기반 검색 알고리즘을 앞으로 WCF(Wavelet Coefficient Feature)로 표현한다. 그림 5와 같이 JPEG-2000 압축 과정에서 입력 영상은 다해상도(multi-resolution) 웨이블릿 변환 후 일정한 크기의 코드 블록으로 분할된다. 즉, 각 부대역은 다양한 개수의 코드 블록으로 구성된다.

먼저 JPEG-2000 압축 스트림은 특징 벡터 구성을 위해 웨이블릿 영역으로 복호화를 수행한다. 일반적으로 부대역의 분산을 구하기 위해서는 부대역 내의 모든 계수를 이용하지만 Xiong은 효율적인 메모리 관리를 위해 각 코드 블록 계수들의 1차 및 2차 모멘트(moment)의 조합으로써 부대역의 분산을 계산하였다.  $k$ -레벨로 대역 분할 된 영상은  $3k+1$ 개의 부대역(즉,  $LL_k, HL_k, LH_k, HH_k, \dots, LH_1, HH_1$ ) 및  $k+1$ 개의 해상도를 가지고 있다.  $L$ 개의 코드 블록으로 구성된 임의의 부대역  $s$ 의 분산  $\nu_s$ 는 다음과 같다.

$$\nu_s = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} \left( \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} C^2(i, j) \right) - \left( \frac{1}{LNM} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} C(i, j) \right)^2 \quad (1)$$

여기서,  $C(i, j)$ 는 임의의 코드 블록의 웨이블릿 계수를 나타내고, 각 부대역은  $N \times M$  크기의 코드 블록으로 분할된다. 식 (1)을 통해 각 부대역에서 구해진  $3k+1$ 개 분산값들은 검색을 위한 특징 벡터로써 이용될 수 있다. 질의 영상  $q$ 과 데이터베이스 영상  $d$ 의 비교를 위해 각 부대역에서 구한 분산 벡터를 이용하여 식 (2)와 같이 유사도 거리를 측정한다.

$$D(q, d) = \sum_{s=0}^{S-1} abs[\nu_s^q - \nu_s^d], \quad (1 \leq S \leq 3k+1) \quad (2)$$

식 (2)를 통해 측정된 유사도 거리  $D(q, d)$ 를 이용하여 각 데이터베이스 영상에서 최소값을 갖는 순서로써 질의 영상과 유사한 영상으로 획득한다. 이러한 WCF 검색 알고리즘은 다양한 패턴을 나타내는 질감 영상 데이터베이스에서 각 부대역의 통계적인 특성을 이용하기 때문에 주파수 특성을 고려한 효율적인 검색을 수행할 수 있지만 웨이블릿 영역으로 복호화를 수행해야 하기 때문에 특징 벡터 구성을 위한 시간이 많이 요구된다.

### 3.2 중요 상태(significant state) 계수의 통계적 특성 기반 검색

Mandal은 JPEG-2000 엔트로피 복호화 과정에서

발생하는 중요 상태 계수를 이용하여 특징 벡터를 구성한다<sup>[17]</sup>. 중요 상태 계수는 일반적으로 각 부대역의 에너지 특성을 나타낼 수 있으며, 상태 천이는 '0'이 아닌 웨이블릿 계수에서 오직 한번만 발생하고 하위 비트로 그 정보가 전달된다. 본 논문에서는 중요 상태 계수를 이용한 특징 추출 방법을 앞으로 SSF(Significant State Feature)로 표현한다. 그림 5의  $LL_k$  부대역내에 있는 코드 블록에서 '0'에서 '1'로 천이하는 중요 상태 계수를  $ss(i, j)$ 이라고 하면  $M_b - 3$ 비트를 제외한 모든 비트의  $ss(i, j)$ 는 '0'이다. 이 때  $M_b$ 는 각 부대역의 MSB를 나타낸다. 즉, 코드 블록의 중요 상태 계수의 천이는 각 비트에서 다양하게 발생할 수 있고, 이러한 특성을 이용하여 중요 상태 계수를 검색을 위한 특징 벡터로써 구성할 수 있다. 따라서 [16]에서는 중요 상태 정보를 이용하여 영상 검색을 위한 두 가지 특징 벡터를 구성하였다. 첫 번째 특징으로 위치  $(i, j)$ 에서 나타나는 중요 상태의 천이 정보를 이용한다. 이를 위해 Mandal은 입력 영상의 근사(approximation) 정보를 나타내는  $LL_k$  부대역을 이용하였다. 식 (3)은 중요 상태 천이 계수  $ss(i, j)$ 를 이용하여 질의 영상  $q$ 와 데이터베이스 영상  $d$ 의 유사성을 나타낸다.

$$A_b(q, d) = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} ss^q(i, j) \oplus ss^d(i, j) \quad (3)$$

여기서,  $ss^q(i, j)$ 와  $ss^d(i, j)$ 는 각각 위치  $(i, j)$ 에서 질의 영상과 데이터베이스 영상의 중요 상태 계수 (0, 1)를 나타낸다. 그리고  $A_b(q, d)$ 는 질의 영상과 데이터베이스 영상의 임의의 비트  $b$ 에서 배타적 논리합 연산 후 '1'로 나타나는 개수의 합을 의미한다. 즉,  $LL_k$  부대역의 각 비트에서 위치  $(i, j)$ 의 중요 상태 정보가 같을 경우 '0'을 나타내고, 다를 경우 '1'로 표현된다. 이를 이용하여 질의 영상과 데이터베이스 영상의 비교를 위한 유사도 거리 측정은 식 (4)와 같다.

$$D_1(q, d) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{B-1} A_{i,b}(q, d), \quad (1 \leq B \leq M_b) \quad (4)$$

여기서,  $L$ 은  $LL_k$  부대역을 구성하는 코드 블록의 수를 나타내고,  $D_1(q, d)$ 는 질의 영상과 데이터베이스 영상의  $LL_k$  부대역 각 비트에서 중요 상태 천이 상태가 서로 다르게 표현되는 개수의 합을 나타낸다. 따라서  $D_1$  값이 적을수록 질의 영상과 유사한 영상으로 판단된다. 질의 영상과 데이터베이스 영상

의 유사도 측정을 위한 두 번째 특징 벡터 구성 방법은 식 (5)와 같이 모든 해상도(resolution)의 각 비트에서 발생하는 중요 상태 천이의 빈도수 (frequency) 정보를 이용한다. 일반적으로 히스토그램은 회전, 이동 등과 같은 기하학적으로 변형된 영상 검색 방법에 효율적이다.

$$D_2(q, d) = \sum_{b=0}^{B-1} \sum_{r=0}^{R-1} abs[c_{b,r}^q - c_{b,r}^d], \quad (5)$$

$$(1 \leq B \leq M_b), (1 \leq R \leq k+1)$$

여기서,  $c_{b,r}$ 은 해상도  $r$ 의 각 비트  $b$ 에서 '1'로 천이되는 계수들의 히스토그램을 나타낸다.  $D_1$ 과 마찬가지로 유사도 거리  $D_2$ 는 값이 적을수록 질의 영상과 유사한 영상으로 판단된다. 일반적으로  $D_1$ 은 영상의 국부적인 특성을 묘사할 수 있고,  $D_2$ 를 이용하여 각 영상에 나타나는 통계적인 특징 벡터를 구성할 수 있다. 따라서 웨이블릿 계수의 각 비트에서 발생하는 중요 상태 정보를 이용하여 검색을 위한 색인 벡터를 구성할 수 있다. 식(4)와 (5)를 이용한 두 영상의 유사도 측정 과정은 다음과 같다.

$$D(q, d) = D_1(q, d) + \omega \cdot D_2(q, d) \quad (6)$$

식 (6)의  $\omega$ 는  $D_1$ 과  $D_2$  벡터 사이의 가중치(weighting)를 나타낸다. SSF 검색 알고리즘은 WCF 알고리즘의 웨이블릿 계수 단위가 아닌 비트 단위로 특징 추출이 가능하지만 벡터 구성을 위한 특징 요소의 단조로움(0, 1) 때문에 왜곡 영상 검색에 민감할 수 있다.

### 3.3 패킷 헤더(packet header)

#### 정보 기반 검색

앞서 살펴본 두 방법은 특징 추출을 하기 위해 엔트로피 복호화를 수행해야만 한다. Mandal은 검색 시간을 줄이기 위하여 압축 스트림의 헤더 정보를 이용하여 특징을 추출하는 알고리즘을 제안하였다<sup>[17]</sup>. JPEG-2000 패킷 헤더(packet header)에는 각 코드 블록을 부호화하기 위해 요구되는 비트 수가 정의되어 있다. 자세한 내용은 표준화 문서 [2]의 Annex B를 참조 바란다. 그림 5에서  $LL_k$ 대역의 MSB는  $M_b$ 비트이고, 각 코드 블록에서 가장 먼저 '1'로 나타나는 상위 비트를  $P$ 비트로 정의한다. 그림 5의 코드 블록에서  $P$ 비트는  $M_b - 3$ 이 된다.  $M_b - P (= P_0)$ 는 '0'으로 채워진 코드 블록의 상위 비트 수로 정의되고, 따라서 한 개 이상 코드 블록

을 가지고 있는 부대역내의  $P_0$ 의 값들은 다양하게 구성될 것이다. 패킷 헤더에서 각 코드 블록의 '0'으로 채워진 비트 수  $P_0$ 를 특징 벡터로 이용하여 검색을 수행하는 방법을 앞으로 PHF(Packet Header Feature)로 표현한다. 임의의 부대역  $s$ 를 구성하는 코드 블록  $L$ 개의  $P_0$ 값들을 이용하여 식 (7)과 같이 평균(mean)  $m_s$  및 표준 편차(standard deviation)  $\sigma_s$ 를 구할 수 있다.

$$m_s = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} P_{0i}, \quad \sigma_s^2 = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} (P_{0i} - m_s)^2 \quad (7)$$

$k$ -레벨로 대역 분할 된 영상의 색인 벡터 수는  $3k+1$  크기를 가지게 된다. 검색을 위한 유사도 평가 방법은 질의 영상 및 데이터베이스 영상의 각 부대역  $s$ 에서 평균  $m_s$ , 표준 편차  $\sigma_s$ 의 오차의 합으로 거리를 측정한다.

$$D(q, d) = \sum_{s=0}^{S-1} (m_s^q - m_s^d + |\sigma_s^q - \sigma_s^d|), \quad (1 \leq S \leq 3k+1) \quad (8)$$

PHF 검색 알고리즘은 실시간에 가까운 검색 결과를 얻을 수 있지만 패킷 헤더에서만 정보를 추출하기 때문에 웨이블릿 해상도나 코드 블록의 크기에 민감하여 많은 영향을 받을 수 있다. 즉, 다양한 패턴을 나타내는 질감 특성을 서술하는데 제약 사항이 많을 것이다.

## IV. 문맥(Context) 정보 기반 검색

그림 1의 엔트로피 부호화 단계는 JPEG-2000 전체적인 부호화 과정에서 약 50%의 시간이 소요된다<sup>[6]</sup>. 앞서 살펴본 WCF 및 SSF 검색 알고리즘에서는 모든 웨이블릿 부대역으로 엔트로피 복호화 과정을 수행해야 하기 때문에 특징 벡터 구성을 위한 큰 저장 공간 및 많은 시간이 요구된다. 만일 엔트로피 부호화 과정에서 질감 영상의 패턴 특성을 효율적으로 서술 할 수 있다면 메모리 및 검색 시간 요구량에서 많은 이득을 얻을 수 있을 것이다. 따라서 본 논문에서는 JPEG-2000 복호화 과정을 부분적으로 수행하고, 각 비트에서 발생하는 문맥 정보를 이용하여 다양한 특징들을 추출할 수 있는 새로운 방법을 제안한다. 문맥 정보는 주위 인접한 계수들의 중요 상태 계수의 구조적인 패턴에 따라 결정된다. 따라서 이러한 문맥 정보는 질감 영상의 국부적인 패턴을 잘 묘사할 수 있을 뿐만 아니라 히스

토그램과 같은 통계적인 특성을 이용하여 영상의 전반적인 특성도 효과적으로 서술할 수 있다. 또한 JPEG-2000은 산술 부호화기의 간략화 및 모델 최적화를 위해 발생 가능한 문맥 정보(256가지)를 각 부호화 기술마다 최소화 하였다(그림 2 참조). 주위 중요 상태의 구조적인 패턴에 따라 256(2<sup>8</sup>)가지 중에서 ZC와 MC기술에서는 각각 9개 및 3개, 그리고 SC기술은 16(2<sup>4</sup>)가지 중에서 5개 문맥 정보로 요약하였다<sup>[2]</sup>. 따라서 영상 검색 관점에서 볼 때 그 효과만큼 왜곡에 의한 인접 계수의 중요 상태 변화에 대하여 영향을 적게 받을 수 있다. 따라서 문맥 정보는 인접 계수 비트의 중요 상태 변화에 크게 민감하지 않을 수 있기 때문에 다양한 신호 처리 및 기하학적 변화 등과 같은 왜곡 영상 데이터베이스 검색에서 강한 성능을 나타낼 수 있다. 표 1, 표 2 및 표 3은 LL<sub>3</sub> 부대역에서 ZC, SC 및 MC기술 문맥 정보가 왜곡에 의한 주위 계수의 중요 상태 천이에 대하여 변하지 않을 확률을 나타낸다. 단, 여기서 중요 상태 계수의 왜곡(반전)될 확률은 50%로 가정하고, 위치 정보 및 런 상태를 나타내는 RC기술의 문맥 정보(17, 18)는 고려하지 않는다.

문맥 정보 '17'은 주위 인접한 중요 상태와 상관 없이 발생하고 문맥 정보 '18'은 단순히 4행의 런 상태만을 나타내며 주위 14개의 중요 상태를 고려 하기 때문에 왜곡에 민감할 수 있다. 그리고 SC기

술은 주위 수평(V<sub>0</sub>, V<sub>1</sub>), 수직(H<sub>0</sub>, H<sub>1</sub>) 계수들의 부호 ('+' 또는 '-')는 왜곡에 의해 반전되지 않는다고 가정하고 오직 중요 상태 천이만 고려한다. 만일 왜곡에 의해 부호가 반전하더라도 인접한 계수끼리는 상관성이 높기 때문에 같이 반전할 확률이 높다. 이 경우에 SC기술은 현재 계수에 반전되지 않을 때 적용하는 문맥과 동일한 문맥 정보를 할당한다. 자세한 내용은 참고 문헌 [2]의 Annex D에서 Table D-2, D-3을 참조 바란다. 그리고 현재 계수 비트의 부호화 기술은 왜곡이 적용되지 않은 영상과 같다고 가정한다.

표 1, 표 2 및 표 3에 나타나듯이 왜곡에 의한 문맥 정보(0~16)의 변하지 않을 전체 평균 확률은 약 30.15%이지만 이는 질감 영상에서 발생하는 각 문맥 정보의 발생 확률 분포가 모두 균일(uniform)한 조건에서 얻은 평균 수치이다. 그러나 그림 6에서 각 문맥 정보의 실제 발생 확률을 살펴보면 전반적으로 비균일(non-uniform) 분포를 나타낸다. 그림 6은 임의의 질감 영상 10개를 선택하여 LL<sub>3</sub> 부대역에서 각 문맥 정보 발생 확률의 평균을 조사한 결과를 나타낸다. 일반적으로 LL<sub>3</sub> 부대역에서는 ZC기술의 문맥 '7~8', SC기술의 문맥 '13', MC기술의 문맥 '15~16' 정보가 많이 발생한다. 다시 말하면 ZC기술의 문맥 '2', '4', '5'와 MC기술의 문맥 '14'는 왜곡에 의해 변형될 확률은 높지만 실제 이 문맥 정보의 발생 확률은 다른 문맥 정보에 비해 매우 낮기 때문에 중요 상태 정보의 반전에 의해 변형되지 않을 문맥 전체 평균 확률은 더 높아질 것이다. MC기술의 '14' 문맥 정보는 이전 상위 비트에서 ZC기술의 문맥 정보 '0'과 결정 정보 '1'을 나타내고, 현재 비트에서 주위 인접한 8개의 중요 상태 계수가 모두 '0'일 경우에 발생한다.

따라서 적절한 문맥 정보를 선택하여 특징 벡터를 구성함으로써 다양한 신호 처리 및 기하학적 변

표 1. 왜곡에 의한 인접 계수의 중요 상태 천이에 변하지 않을 ZC기술의 문맥 정보 확률.

문맥	확률(%)	문맥	확률(%)
0	0.39%	5	0.78%
1	1.56%	6	11.72%
2	4.30%	7	37.50%
3	12.50%	8	25.00%
4	6.25%	ZC 평균	11.11%

표 2. 왜곡에 의한 인접 계수의 중요 상태 천이에 변하지 않을 SC기술의 문맥 정보 확률.

문맥	확률(%)	문맥	확률(%)
9	25.00%	12	37.50%
10	37.50%	13	56.25%
11	56.25%	SC 평균	42.5%

표 3. 왜곡에 의한 인접 계수의 중요 상태 천이에 변하지 않을 MC 기술의 문맥 정보 확률.

문맥	확률(%)	문맥	확률(%)
14	0.39%	16	100%
15	99.61%	MC 평균	66.67%

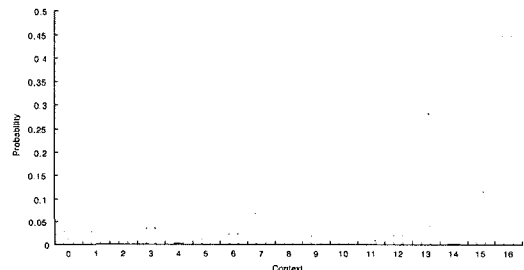


그림 6. 문맥(context) 정보 발생 확률(LL<sub>3</sub> 부대역).



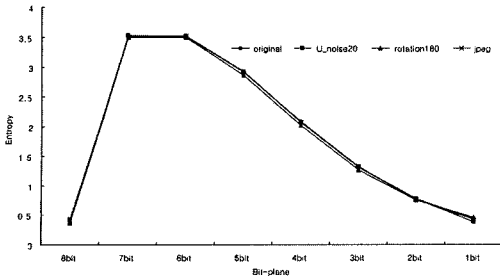


그림 7. 다양한 왜곡을 적용한 영상의 문맥 정보 엔트로피 (실험영상: Flower02).

형 등이 적용된 왜곡 영상 데이터베이스 및 전반적으로 비슷한 패턴을 나타내는 유사 영상 데이터베이스에 강한 검색 시스템을 구축할 수 있다. 그림 7은 질감 영상 'Flower02'에 JPEG 압축, 균일 잡음 20% 및 시계 방향 회전(180°)을 적용하여  $L_3$  대역의 각 비트에서 발생하는 문맥 정보의 엔트로피(entropy) 변화량을 나타낸다. 그림에서 보여주듯이 다양한 왜곡에도 각 비트의 문맥 정보의 엔트로피는 원본 영상과 비교하여 큰 변화량이 없음을 알 수 있다.

그림 8은 본 논문에서 제안하는 JPEG-2000 압축 영상 검색 시스템을 나타낸다. JPEG-2000으로 압축된 질의 영상(query)과 데이터베이스 영상(database)은 먼저 엔트로피 복호화 과정을 부분적으로 수행하고 각 비트에서 발생하는 문맥 정보를 추출하여 특징 벡터를 구성한다. 여기서, 특징 벡터 구성을 위해 특정 부대역 및 비트를 선택한다. 유사도 측정을 통해 데이터베이스 영상들을 최소값을 나타내는 색인 순서대로 정렬하고, 이 후 일정한 순위(rank) R이내의 후보 데이터베이스 영상은 나머지 JPEG

-2000 복호화 과정을 수행하여 질의 영상과 유사한 영상으로 복원한다.

질의 영상과 데이터베이스 영상의 유사도 거리 측정은 각 비트에서 발생하는 문맥 정보의 히스토그램 분포도를 이용한다. 부분 복호화 과정에서 발생하는 문맥 정보의 통계적 특성을 이용하여 특징 벡터를 구성하는 방법을 앞으로 CXF(Context Feature)로 표현한다.

#### 4.1 특징 추출(feature extraction)

본 논문에서 제안하고 있는 CXF 검색 알고리즘에서 특징 벡터 구성을 위한 문맥 정보 추출 과정은 다음과 같다. 먼저 질의 영상의 특징 벡터를 구성하기 위한 적절한 부대역 S개를 선택한다. 그리고 선택된 부대역에 엔트로피 복호화 과정을 수행하면서 발생하는 문맥 정보의 히스토그램을 구성한다. 입력 영상의 크기와 상관없는 특징 벡터를 구성하기 위해 각 히스토그램 정보는 각 부대역을 구성하는 문맥 정보의 확률 분포로 정규화 한다(normalization). 그리고 선택된 부대역에서 특징 추출을 위한 적절한 비트 선택을 위해 각 비트에서 발생하는 문맥 x의 확률 정보 p(x)를 이용하여 엔트로피를 조사한다. 즉, 질의 영상의 특정 부대역에서 많은 정보를 가지는 비트를 추출하기 위해 식 (9)와 같이 각 비트 b에서 문맥 정보에 의한 엔트로피를 분석한다.

$$E_b(P(x)) = - \sum_{x=0}^N p(x) \cdot \log_2 p(x) \quad (9)$$

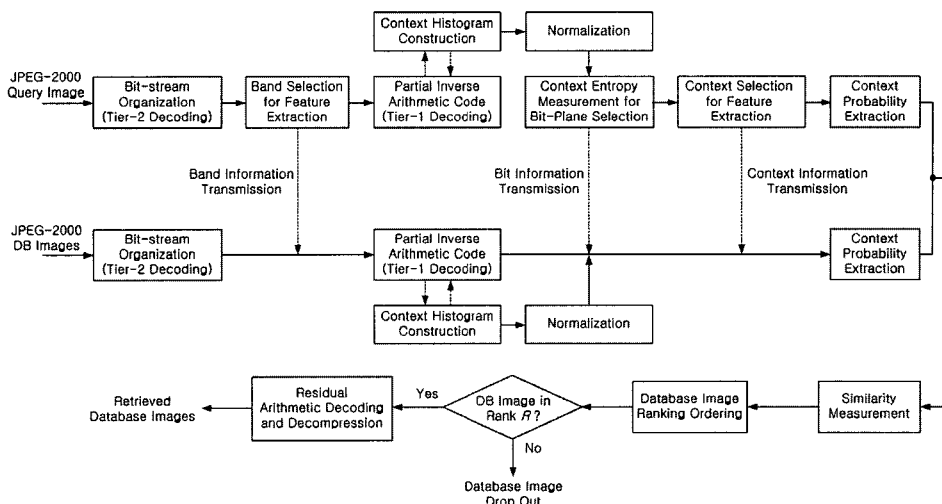


그림 8. JPEG-2000 기반 압축 영상 검색 시스템.

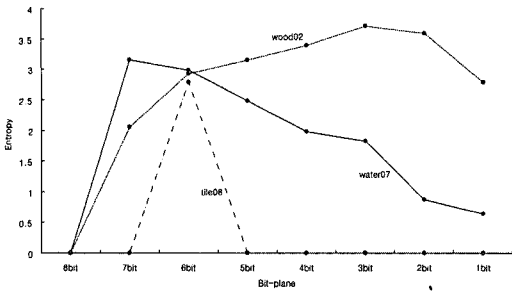


그림 9. VisTex 질감 영상의  $L_3$  대역 엔트로피( $N=16$ , 실험 영상: water07, wood02, tile08).

여기서,  $p(x)$ 는 각 비트  $b$ 에서 발생하는 문맥 정보  $x$ 의 확률이고  $N$ 은 엔트로피  $E_b(P(x))$ 를 측정하기 위해 사용된 문맥 정보의 개수이다. 이 후 엔트로피가 높은 비트를 중심으로 문맥 정보에 의한 특징 벡터를 구성할 수 있다. 따라서 각 부대역의 모든 비트를 이용하지 않고 특징 벡터수를 줄여서 검색 효율성을 높일 수 있다. 또한 이는 방대하게 증가하고 있는 영상 데이터베이스에서 특징 벡터 구성을 위한 메모리 공간 및 유사도 거리 측정을 위한 연산량에서 많은 이득을 얻을 수 있을 것이다. 그림 9는  $L_3$  대역에서 질감 영상 ‘water07’, ‘wood02’, ‘tile08’의 비트별 엔트로피를 나타낸다. 그림에서 보여주듯이 각 영상의 질감 패턴 특성에 따라 다양한 엔트로피를 나타낼 수 있다.

따라서 질의 영상의 각 부대역에서 엔트로피를 조사하여 임의의 비트를 선택하고, 이를 이용하여 특징 벡터를 구성하는 것은 각 질감 영상의 패턴 특성을 정의할 수 있는 1차적인 색인 정보가 될 수 있다. 이 후 질의 영상의 특징 벡터 구성을 위해 식 (9)를 통해 선택된 비트  $B$ 개에서 문맥 정보  $x$ 의 확률  $p(x)$ 를 추출한다. 질의 영상의 특징 벡터 구성을 위해 선택되는 부대역, 비트 및 문맥 정보는 데이터베이스 영상의 특징 추출 과정에 이용된다.

#### 4.2 유사도 측정 (similarity measurement)

그림 8에서 임의의 문맥 정보에 대한 질의 영상  $q$ 의  $p(x^q)$ 과 데이터베이스 영상  $d$ 의  $p(x^d)$ 의 유사도 평가(similarity measurement)는 식 (10)과 같이 KLD(Kullback-Leibler Distance) 함수를 이용하여 거리를 계산한다<sup>[15,23]</sup>. 일반적으로 KLD는 임의의 확률 분포를 나타내는 두 데이터의 유사성을 판단할 수 있으며 상관성이 클수록 거리 측정값은 작아진다.

$$D(p(x^q)||p(x^d)) = abs\left(\sum_{x=0}^N p(x^q) \cdot \log_2 \frac{p(x^q)}{p(x^d)}\right) \quad (10)$$

여기서,  $N$ 은 특징 벡터 구성을 위해 사용된 문맥 정보의 수를 나타낸다. 선택된 부대역  $S$ 개와 식 (9)를 이용하여 엔트로피가 높은 비트  $B$ 개를 선택한 후에 식 (11)을 이용하여 각 비트에서 유사도 측정을 위한 총 거리를 구한다. 따라서 모든 데이터베이스 영상들은 질의 영상과 KLD를 이용하여 유사도를 평가를 수행한 후 상위 순위  $R$ 이내의 영상을 획득할 수 있다.

$$D(q, d) = \sum_{s \in S} \sum_{b \in B} D(p(x_{s,b}^q)||p(x_{s,b}^d)) \quad (11)$$

여기서,  $S$ 는 특징 벡터 구성을 위해 선택된 부대역의 집합이고,  $B$ 는 엔트로피 측정을 통해 선택된 비트의 집합을 의미한다. 그리고  $D(p(x_{s,b}^q)||p(x_{s,b}^d))$ 는 임의의 부대역  $s$ 의 비트  $b$ 에서 문맥 정보  $x$ 에 대한 질의 영상  $p(x_{s,b}^q)$ 와 데이터베이스 영상  $p(x_{s,b}^d)$ 의 KLD 계산값을 나타낸다. 식 (11)을 통해 얻어지는 유사도 측정값  $D(q, d)$ 은 데이터베이스 각 영상의 색인 정보로써 저장된다.

### V. 실험 결과

본 논문의 실험을 위한 JPEG-2000 압축 영역 기반 검색 시스템은 Visual C++ 6.0으로 구현되었다. 펜티엄(pentium) 4 1.83GHz CPU, 2GB RAM 컴퓨터 환경에서 실험하였으며 실험 데이터베이스는 512x512 크기의 MIT Vision Texture(VisTex) 질감 영상 240개(gray-scale)를 이용하였다<sup>[24]</sup>. 각 영상은 JPEG-2000 국제 표준화 문서에서 무손실(lossless) 압축 방식으로 채택하고 있는 5/3 웨이블릿 필터를 적용하여 압축 영상 데이터베이스를 구성하였다. 본 논문에서는 제안하는 알고리즘의 검증에 위해 왜곡 영상 및 유사 영상 데이터베이스 검색 실험을 수행한다. 또한 3절에서 살펴본 3가지 방법의 JPEG-2000 압축 영역 기반 영상 검색 시스템을 구현하여 본 논문에서 제안하고 있는 방법 CXF 알고리즘과 비교 및 결과를 분석한다. 첫 번째로 주파수 영역에서 특징 벡터를 구성하는 웨이블릿 영역 기반 영상 검색(WCF) 시스템, 두 번째로 본 논문에서 제안하고 있는 알고리즘과 유사한 엔트로피 부호화 영역 기반 영상 검색(SSF) 시스템, 그리고 마지막으로 복

호화 과정을 수행하지 않고 헤더 정보에서 특징을 추출하는 헤더 영역 기반 영상 검색(PHF) 시스템을 구현 및 검증한다. 그리고 다양한 실험에서 검색 성능 측정을 위해 본 논문에서는 두 가지 평가 방법을 사용한다. 검색 알고리즘의 효율성을 확인하기 위한 검색율(Retrieval Rate, *RR*)과 검색을 위한 영역으로의 복호화 및 특징 벡터를 구성하는데 소요되는 시간(Retrieval Time, *RT*)을 검색 시스템의 평가 척도로서 사용한다. 검색율 *RR*을 구하기 위해 다음 수식을 사용한다.

$$RR(\%) = \frac{\# \text{ of images acquired in the rank } R}{\text{rank } R} \times 100(\%) \quad (12)$$

여기서, *R*은 유사도 평가를 통해 질의 영상과 가장 유사한 내용을 포함하는 데이터베이스 영상들의 순위를 나타내며, 본 실험에서는 *R*을 질의 영상과 내용적으로 동일하거나 유사한 질감 패턴을 나타내는 영상들의 개수로 표현한다. 검색율 *RR*은 질감 데이터베이스에서 검색을 수행하기 위한 영상들이 순위 *R*이내에 포함되는 성공 검색 능력을 의미한다. 검색 시간 *RT*는 JPEG-2000 압축 상태의 영상 스트림을 검색을 위한 영역으로의 복호화 수행 및 특징 벡터를 구성하는데 소요되는 시간을 나타낸다.

### 5.1 왜곡 영상 검색 실험

왜곡 영상 검색 실험 데이터베이스 구축을 위해 각 질감 영상에 다양한 왜곡(distortion) 방법을 적용하였다. 왜곡 사양으로는 밝기 조절(brightening, darkening), 샤프닝(sharpening), 스무딩(smoothing), 균일 잡음(uniform noise) 20%, JPEG(Q factor 30) 및 JPEG-2000 압축(Q factor 40), 회전(rotation, 시계 방향: 90°, 180°, 270°, 2°), 크기 조절(scaling, 확대(1024x1024), 축소(256x256)), 천이(translation, 우측 방향 20%), 그리고 잘림(cropping)등 15가지 영상 처리를 적용하여 총 3840 (=240x16)개 데이터베이스를 구성하였다. 그림 10은 질감 영상 'Flower02'에 다양한 신호 처리 및 기하학적 변형을 적용한 그림을 나타낸다.

첫 번째 실험은 원본 질감 영상을 질의 영상으로 사용하여 WCF, SSF, PHF 및 제안하는 알고리즘 CXF방법의 검색 시스템 성능을 살펴본다. 모든 데이터베이스 영상은 3-레벨 웨이블릿 분해를 수행하고, 각 부대역은 64x64 크기의 코드 블록으로 분할한다. CXF알고리즘에서 특징 벡터를 구성하기 위한

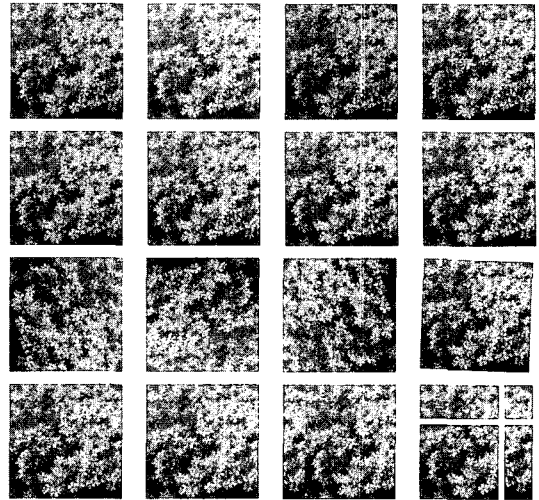


그림 10. 다양한 왜곡을 적용한 MIT VisTex(Vision Texture) 질감 영상 'Flower02'  
(왼쪽 위부터 순서대로 원본 영상, 밝기 조절(brightening, darkening), 샤프닝, 스무딩, 균일 잡음 20%, 확대(1024x1024), 축소(256x256), 90o 회전, 180o 회전, 270o 회전, 2o 회전, JPEG 압축, JPEG-2000 압축, 천이 20%, 잘림 영상).

특정 부대역으로는 영상의 근사정보를 나타내는  $L_3$  대역과 같은 해상도 크기를 가지는  $HL_3$ ,  $LH_3$  대역에서 문맥 정보를 추출한다. 그리고 부대역의 각 비트에서 엔트로피를 조사하여 세 개 비트를 선택하고( $B=3$ ) ZC, SC 및 MC기술에서 발생하는 문맥 정보(0-16)를 이용하여 특징 벡터를 구성한다( $N=16$ ). 그리고 순위 *R*은 원본 영상과 왜곡이 적용된 영상의 합으로 표현한다( $R=16$ ). 표 4는 VisTex 데이터베이스에서 임의로 선택한 40개 원본 질감 영상을 질의 영상으로 사용하여 검색을 수행한 결과를 나타낸다. 표 4를 살펴보면 제안하는 CXF 검색 알고리즘이 질감 영상 검색 수행 결과에서 전반적으로 우수한 성능을 나타낸다. 따라서 JPEG-2000 부호화 및 복호화 과정에서 발생하는 문맥 정보는 질감 영상의 국부적이면서도 전반적인 특성을 효과적으로 잘 서술한다는 것을 알 수 있다. 부대역의 다양한 모멘트 정보나 중요 상태 계수의 확률적 통계를 이용한 방법은 다양한 왜곡에 민감하지만, 각 문맥 정보는 인접 계수의 중요 상태의 통계적인 패턴에 의해 발생하기 때문에 왜곡에 영향을 적게 받는다. 즉, 왜곡에 의해 인접 계수의 비트가 영향을 받더라도 현재 계수의 비트에서는 같은 문맥 정보가 발생할 확률이 높기 때문이다. 또한 제안하는 알고리즘에서는 히스토그램을 이용하여 질감 패턴의 통계적인 특성을 서술하기 때문에 다양한 신호처리 왜곡뿐만 아니라 기하학적 변형이 적

표 4. 왜곡 영상 검색 실험 결과( $S=3$ ,  $B=3$ ,  $N=16$ ,  $R=16$ ,  $RR(\text{Retrieval Rate}(\%))$ ).

질의 영상	WCF	SSF	PHF	CXF
	RR(%)	RR(%)	RR(%)	RR(%)
Bark03	62.50%	50.00%	37.50%	100%
Bark05	68.75%	43.75%	50.00%	93.75%
Bark08	75.00%	43.75%	37.50%	93.75%
Brick06	62.50%	50.00%	31.25%	93.75%
Brick07	56.25%	31.25%	37.50%	100%
BrickPaint00	68.75%	31.25%	37.50%	87.50%
Building05	81.25%	50.00%	50.00%	100%
Clouds00	81.25%	50.00%	56.25%	93.75%
Corridor01	62.50%	37.50%	31.25%	87.50%
DocCageCity00	87.50%	37.50%	37.50%	100%
Fabric03	50.00%	37.50%	50.00%	87.50%
Fabric09	75.00%	68.75%	43.75%	100%
Flower02	56.25%	50.00%	43.75%	100%
Food04	62.50%	50.00%	50.00%	100%
Grass02	50.00%	56.25%	62.50%	75.00%
GrassLand04	56.25%	37.50%	31.25%	93.75%
GrassPlantSky06	56.25%	37.50%	43.75%	87.50%
Leaves04	75.00%	50.00%	43.75%	100%
Leaves10	75.00%	43.75%	56.25%	100%
Leaves16	62.50%	37.50%	37.50%	93.75%
Metal01	75.00%	75.00%	56.25%	81.25%
Misc02	56.25%	50.00%	37.50%	87.50%
Paintings02	43.75%	50.00%	25.00%	87.50%
Paintings04	56.25%	43.75%	43.75%	87.50%
Paintings12	62.50%	37.50%	37.50%	100%
PrisonWindow01	87.50%	68.75%	81.25%	93.75%
PrisonWindow08	87.50%	50.00%	56.25%	100%
Sand03	56.25%	50.00%	43.75%	87.50%
Stone02	56.25%	50.00%	31.25%	93.75%
Texture03	75.00%	43.75%	56.25%	93.75%
Texture05	62.50%	43.75%	37.50%	87.50%
Texture08	68.75%	43.75%	50.00%	87.50%
Texture10	43.75%	37.50%	37.50%	93.75%
Tile03	68.75%	43.75%	31.25%	87.50%
Tile04	81.25%	50.00%	25.00%	100%
Tile07	56.25%	37.50%	56.25%	100%
ValleyWater01	50.00%	37.50%	43.75%	93.75%
Water04	50.00%	37.50%	43.75%	87.50%
Water07	68.75%	37.50%	43.75%	87.50%
Wood02	75.00%	43.75%	68.75%	87.50%

용된 영상 데이터베이스에서도 뛰어난 검색 성능을 나타낼 수 있다. 그리고 제안하는 알고리즘은 저해상도 부대역에서 문맥 정보를 추출하기 때문에 특징 벡터를 구성하기 위한 메모리 요구량에서도 많은 이득을 얻을 수 있다. 표 5은 왜곡 영상 데이터베이스 검색 실험의 평균 검색율( $RR$ )과 평균 검색 시간( $RT$ )을 나타낸다.  $RT$ 는 특징을 추출하기 위한 복호화 영역 및 데이터베이스 영상 한 개의 특징 벡터를 구성하는데 소요되는 시간을 의미한다.

표 5. 왜곡 영상 데이터베이스의 평균 검색율 및 평균 검색 시간( $RT(\text{Retrieval Time}(s))$ ).

	WCF	SSF	PHF	CXF
RR(%)	65.16%	45.63%	44.38%	92.81%
RT(s)	2.299(s)	2.182(s)	4.7x10-6(s)	0.075(s)

표 5에 나타나듯이 제안하는 CXF 알고리즘은 부분적인 엔트로피 복호화를 통해 특정 부대역과 비트에서 특징 벡터 구성 및 유사도 측정을 수행하

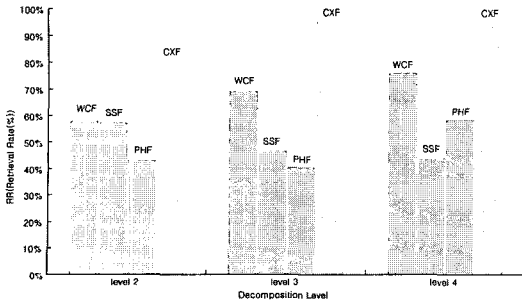


그림 11. 다양한 웨이블릿 분해 레벨에서 WCF, SSF, PHF 및 CXF방법의 검색 결과( $S=3, B=3, N=16, R=16$ ).

기 때문에 WCF와 SSF 방법보다 약 29~30배 빠른 시간에 검색 결과를 얻을 수 있다. 비록 PHF 방법은 복호화 과정을 수행하지 않기 때문에 거의 실시간에 가까운 검색 시간을 얻을 수 있지만 검색 결과는 왜곡에 민감하여 현저히 떨어진다. 그림 11은 다양한 웨이블릿 분해 레벨에서 제안하는 방법과 기존 방법의 검색 수행 결과를 나타낸다. WCF, PHF 방법은 해상도가 증가함에 따라 특징 벡터를 구성하기 위한 부대역의 수가 늘어나기 때문에 검색 성능은 좋아지지만 SSF는 이와는 달리 검색 효율이 떨어진다. 왜곡이 적용된 영상에서 비트 단위로 발생하는 중요 상태 계수는 부대역의 수가 늘어남에 따라 영향을 많이 받는다는 것을 알 수 있다. 그리고 본 논문에서 제안하는 CXF 알고리즘은 웨이블릿 분해 레벨이 낮은 경우에는 검색 효율은 조금 떨어지지만 기존 방법보다 좋은 성능을 나타낸다.

다음 실험은 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 유연성을 확인하기 위하여 질의 영상으로 다양한 왜곡을 적용한 영상을 사용하여 검색 성능을 살펴 보았다. 균일 잡음 20%, 시계 방향 회전 180°, JPEG 압축(Q factor 30)이 적용된 영상을 질의 영상으로 사용한다. 표 6은 표 4의 각 검색 방법에서 평균 검색율과 비슷한 결과를 나타내는 질감 영상 10개를 선택하여 평균 검색 성능  $RR$ 과 평균 시간  $RT$ 를 측정된 결과를 나타낸다.  $RT$ 는 모든 데이터베이스 영상에서 특징 벡터를 구성하는데 요구되는 시간을 의미하고 실험 조건은 원본 영상을 질의 영

상으로 사용한 경우와 같다.

표 6을 살펴보면 왜곡 영상으로 검색을 수행했을 경우 WCF, SSF 및 PHF 알고리즘은 원본 영상 품질의 영상으로 사용한 경우 보다 검색 성능이 떨어 지지만 제안하는 알고리즘은 표 4의 검색율과 거의 유사한 결과를 나타낸다. 특히 SSF 및 PHF 알고리즘에서는 균일 잡음 20%가 삽입된 영상을 질의 영상으로 사용한 검색 결과에서 검색 성능이 현저히 떨어짐을 알 수 있다. 질의 영상 자신을 제외한 다른 왜곡 데이터베이스 영상들은 거의 검색하지 못한다. 이는 잡음의 영향으로 질의 영상의 통계적인 질감 패턴 특성이 추출 되지 못함을 나타낸다. 즉, 각 비트 단위로 추출되는 중요 상태 및 각 코드 블록의 MSB 정보는 잡음에 민감하기 때문에 원본 질감 영상이 가지고 있는 고유 패턴 특성이 사라짐을 알 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안하는 문맥 정보를 이용하여 특징 벡터를 구성하는 CXF방법은 다양한 왜곡에 의한 문맥 정보의 변형이 크게 발생하지 않기 때문에 질감 영상의 국부적인 질감 패턴 특성을 효과적으로 잘 표현한다는 것을 알 수 있다. 그림 12에서는 균일 잡음 20%를 적용한 영상 'Bark03'을 질의 영상으로 사용하였을 때 제안하는 알고리즘의 검색 결과를 순위( $R=16$ ) 별로 나타낸다.

### 5.2 유사 영상 검색 실험

다음 실험은 유사 영상 검색 성능을 살펴본다. 실험을 위해 VisTex 데이터베이스에서 전반적으로 일정한 패턴을 나타내는 질감 영상 25개를 선택하였다. 각 질감 영상을 일정한 크기로 분할하여 유사 영상 데이터베이스를 구성한다. 그림 13의 (a)는 유사 영상 검색 실험을 위해 사용된 원본 데이터베이스 영상을 나타낸다.

512x512 크기를 가지는 각 영상을 일정한 크기 (128x128)로 분할하여(각 영상마다 16개) 총 400개 (=25x16)의 유사 영상 데이터베이스를 구성하였다. 그림 13의 (b)는 같은 크기로 분할된 'Tile08'의 부분 영상을 나타낸다. 모든 데이터베이스 영상은 5/3 웨이블릿 필터를 사용하여 2레벨로 분해하였으

표 6. 왜곡 영상 검색 실험 결과( $S=3, B=3, N=16, R=16$ , 질의 영상: 1. 균일 잡음 20%, 2. 회전 180, 3. JPEG 압축).

질의 영상	WCF		SSF		PHF		CXF	
	RR(%)	RT(s)	RR(%)	RT(s)	RR(%)	RT(s)	RR(%)	RT(s)
1	58.75%	8829.54(s)	6.88%	8377.07(s)	9.38%	0.018(s)	90.00%	287.89(s)
2	68.13%	8827.89(s)	44.38%	8376.55(s)	30.63%	0.018(s)	93.13%	287.23(s)
3	68.75%	8826.73(s)	18.75%	8376.12(s)	38.13%	0.018(s)	93.75%	287.43(s)

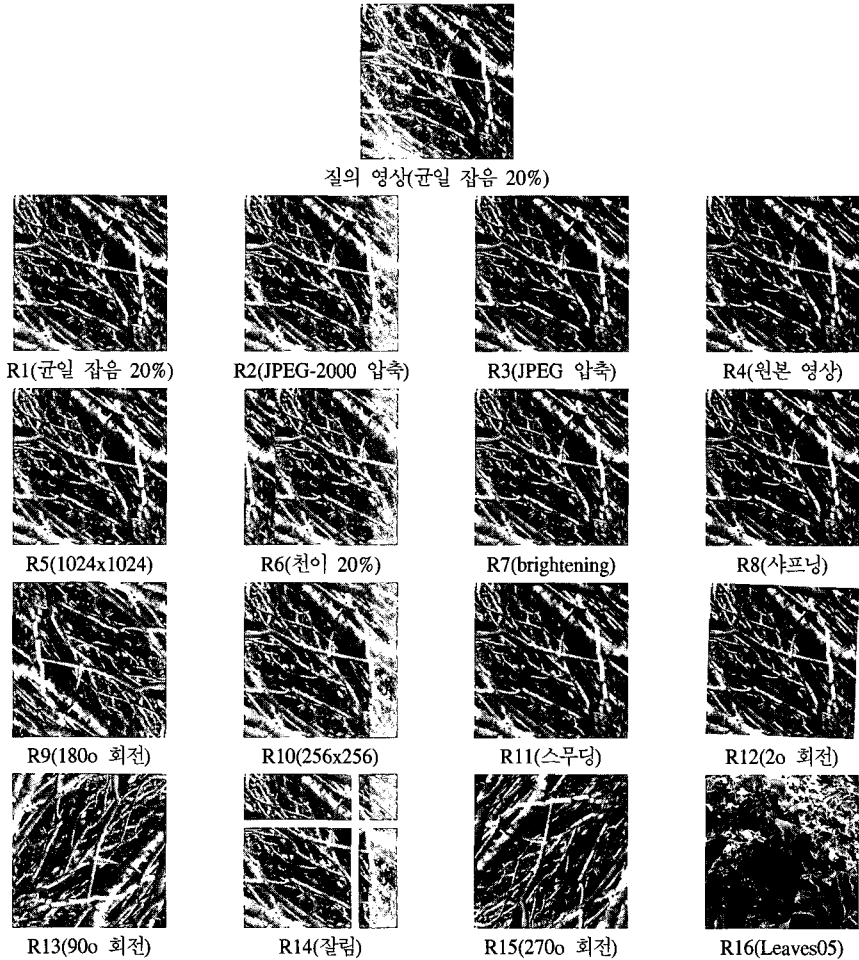


그림 12. 왜곡 영상 검색 결과(질의 영상: 균일 잡음 20% 'Bark03',  $S=3$ ,  $B=3$ ,  $N=16$ ,  $R=16$ ).

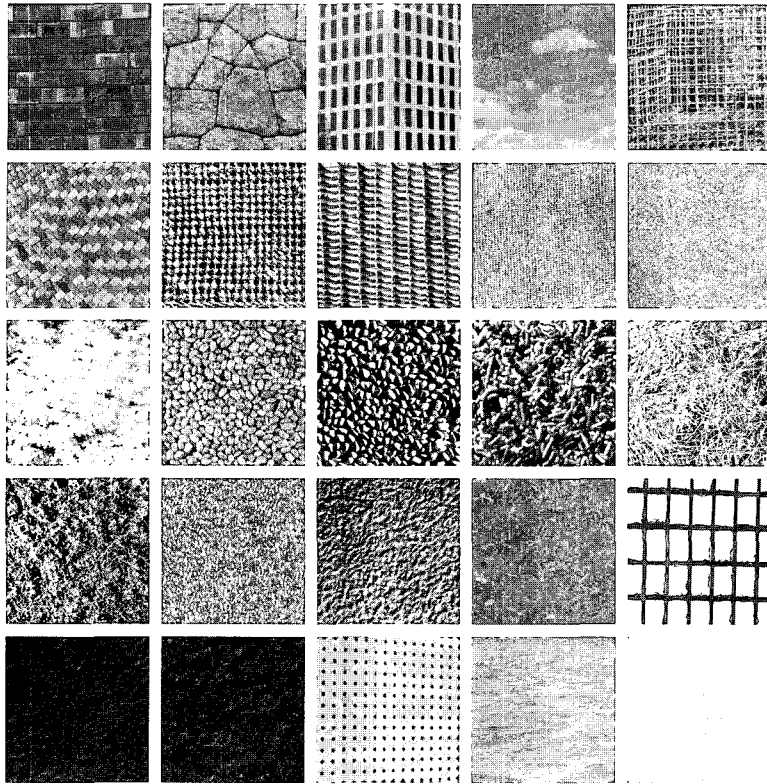
며, 각 부대역을 구성하는 코드 블록 크기는  $32 \times 32$ 로 분할하였다. 데이터베이스 영상들은 전반적으로 일정한 패턴을 나타내기 때문에 특징 추출을 위해  $LL_2$  대역뿐만 아니라 2개의 부대역( $HL_2$ ,  $LH_2$ )을 이용한다( $S=3$ ). 선택된 각 부대역의 엔트로피를 측정하여 세 개 비트를 선택하고( $B=3$ ), ZC, SC 및 MC 기술의 문맥 정보(0-16)를 사용하여 특징 벡터를 구성한다( $N=3$ ). 또한 유사도 측정은 식 (10)의 KLD를 이용하며, 유사 데이터베이스 영상 검색 실험을 위한 순위  $R$ 은 원본 질감 영상의 분할 개수로 설정하였다( $R=16$ ). 그림 14는 모든 데이터베이스 영상 25개를 질의 영상으로 사용하여 실험을 수행한 검색 결과를 나타낸다. 검색 성능 평가를 위해 각 영상의 중심 영역에 위치하는 분할 영상 4개를 질의 영상으로 선택하여 검색 실험을 수행하였으며 각 검색율  $RR$  및 검색 시간  $RT$ 의 평균을 구하였다.

그림 14를 살펴보면 문맥 정보의 통계적인 특성

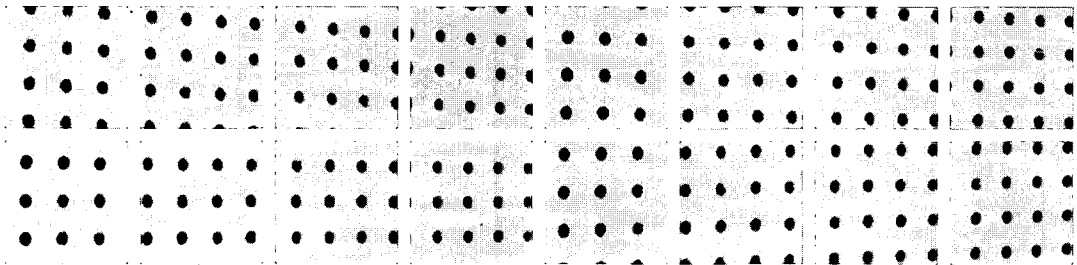
을 이용한 특징 추출 방법이 유사 영상 데이터베이스 검색에도 우수함을 알 수 있다. 이는 데이터베이스 영상에서 주위 인접한 중요 상태 정보가 질의 영상과 다른 분포도를 나타내더라도 현재 계수의 문맥 정보 변경에는 큰 영향을 주지 않기 때문이다. 따라서 비트 단위로 발생하는 JPEG-2000의 문맥 정보는 일정한 패턴을 나타내는 유사 질감 영상을 정의하는데 효율적인 색인 벡터로써 구성될 수 있다. 표 7은 같은 데이터베이스 영상을 사용하여 기존 검색 방법과 비교한 실험 결과를 나타낸다.

$RR$ 와  $RT$ 는 각각 데이터베이스 400개 질감 영상의 평균 검색 성능과 평균 검색 시간을 나타낸다.

표 7을 살펴보면 본 논문에서 제안하는 검색 알고리즘 CXF가 유사 영상 데이터베이스 검색 성능에서도 기존 알고리즘보다 우수한 검색 결과를 나타냄을 알 수 있다. SSF 방법은 제안하는 방법과 검색율에서 거의 유사한 결과를 나타내지만 제안하



(a)



(b)

그림 13. (a) 유사 영상 검색을 위한 질감 영상 데이터베이스 25개(왼쪽 위부터 순서대로 1. Brick00, 2. Brick04, 3. Building09, 4. Clouds01, 5. DocCageCity00, 6. Fabric01, 7. Fabric09, 8. Fabric13, 9. Fabric17, 10. Fabric19, 11. Flowers05, 12. Food00, 13. Food01, 14. Food09, 15. Grass01, 16. Leaves12, 17. Metal02, 18. Metal04, 19. Misc02, 20. PrisonWindow11, 21. Sand00, 22. Sand01, 23. Tile08, 24. Water05, 25. Wood02), (b) 16개로 분할된 질감 영상 'Tile08'.

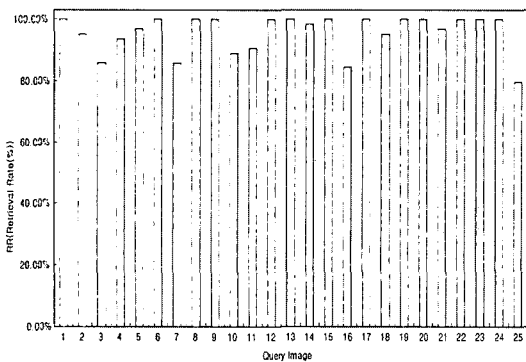


그림 14. 유사 영상 검색 실험 결과( $S=3, B=3, N=16, R=16$ ).

표 7. 유사 영상 검색 실험 결과( $S=3, B=3, N=16, R=16$ ).

	WCF	SSF	PHF	CXF
RR(%)	88.88(%)	95.31(%)	41.13(%)	95.69(%)
RT(s)	79.91(s)	77.88(s)	0.001(s)	8.238(s)

는 알고리즘이 검색 시간에서 많은 이득을 얻을 수 있다. 그리고 PHF 방법은 복호화를 수행하지 않기 때문에 검색 시간에서는 가장 뛰어난 결과를 나타 내지만 검색 효율에서는 제안하는 알고리즘 및 다른 검색 알고리즘보다 현저하게 떨어진다.

## VI. 결론

본 논문에서는 JPEG-2000 압축 영역에서 효율적으로 특징 벡터를 구성할 수 있는 새로운 질감 영상 검색 알고리즘을 제안하였다. 특징 벡터를 구성을 위해 JPEG-2000 엔트로피 복호화 과정을 통해 다양하게 발생하는 문맥 정보를 이용하였다. 문맥 정보는 질감 영상의 국부적인 패턴 특성을 효과적으로 잘 묘사 할 수 있을 뿐만 아니라 여러 가지 신호처리 또는 기하학적 변환에 큰 변화를 나타내지 않기 때문에 다양한 왜곡 영상 데이터베이스 검색에 뛰어난 성능을 나타내었다. 또한 다양한 왜곡 영상을 질의 영상으로 사용한 검색 결과에서도 기존 방법보다 우수하여 제안하는 알고리즘의 유연성을 확인할 수 있었고, 일정한 패턴을 나타내는 유사 영상 검색에서도 뛰어난 성능을 나타내었다. 그리고 제안된 알고리즘은 복호화 과정을 부분적으로 수행하기 때문에 특징 벡터를 구성하기 위한 검색 시간 및 메모리 요구량에서 기존 알고리즘과 비교하여 뛰어난 것으로 분석되었다. 이는 영상 데이터베이스 크기가 커질수록 제안하는 알고리즘의 이득은 더욱 많이 증가할 것이다. 따라서 제안하는 알고리즘은 저장 공간이 늘어남에 따라 방대한 양의 디지털 영상 데이터베이스가 증가하고 있는 인터넷 또는 다양한 모바일 시스템에서 내용 기반 검색을 구현 할 수 있는 적합한 환경을 제공할 것으로 예상된다.

## 참 고 문 헌

- [1] Khalid Sayood, "Introduction to Data Compression", Third Edition (*Morgan Kaufmann Series in Multimedia Information and Systems*), Dec 1, 2005.
- [2] *Information technology, JPEG-2000 image coding system*, ISO/IEC International Standard 15444-1, ITU Recommendation T.800, Dec, 2000.
- [3] *JPSearch Call for Proposals(CFP)*, ISO/IEC JTC1/SC29/WG1 N3792, Nov, 2005.
- [4] Majid Rabbani and Rajan Joshi, "An overview of the JPEG-2000 still image compression standard", *Signal Processing: Image Communication*, Volume 17, Issue 1, Jan 2002, Pages 3-48.
- [5] D. Taubman, "High performance scalable image compression with ebcot", *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, pp. 1158 - 1170, July, 2000.
- [6] Chung-Jr Lian, Kuan-Fu Chen, Hong-Hui Chen and Liang-Gee Chen, "Analysis and architecture design of block-coding engine for EBCOT in JPEG-2000", *IEEE Trans. Circuit & System for Video Tech.*, Vol.13, No.3 Mar 2003, Pages 219-230.
- [7] J. M. Shapiro, "An embedded hierarchical image coder using zerotrees of wavelet coefficients", in *IEEE Data Compression Conf.*, Snowbird, UT, 1993, pp. 214-223.
- [8] A. Said and W. Pearlman, "A new, fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical image coder using zerotrees of wavelet coefficients", *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 6, pp. 243-250, June, 1996.
- [9] Arnold W. M. Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini, Amarnath Gupta and Ramesh Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 22, Issue 12, Dec. 2000 Pages 1349-1380.
- [10] Guocan Feng and Jianmin Jiang, "JPEG compressed image retrieval via statistical features", *Pattern Recognition*, Volume 36, Issue 4, April 2003, Pages 977-985.
- [11] Chin-Chen Chang, Jun-Chou Chuang and Yih-Shin Hu, "Retrieving digital images from a JPEG compressed image database", *Image and Vision Computing*, Volume 22, Issue 6, 1 June 2004, Pages 471-484.
- [12] Xiong Z. and Huang T. S., "Wavelet-based texture features can be extracted efficiently from compressed-domain for JPEG-2000 coded images", *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Volume 1, 2002.
- [13] Xiong, Z. and Huang, T. S., "Block-based, memory-efficient JPEG2000 images indexing in compressed-domain", *IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation(SSIAI)*, April, 2002.



- [14] S. Arivazhagan and L. Ganesan, "Texture classification using wavelet transform", *Pattern Recognition Letters*, Volume 24, Issues 9-10, June 2003, Pages 1513-1521.
- [15] Minh N. Do and Martin Vetterli, "Wavelet-based texture retrieval using generalized gaussian density and Kullback-Leibler distance", *IEEE Trans. on Image Processing*, Volume 11, Feb. 2002 Pages 146-158.
- [16] 천 영덕, 서 상용, 김 남철, "질감특징의 융합을 이용한 영상검색", 한국통신학회, 한국통신학회 논문지 제 27권 3A호, 2002. 3, pp. 258~267
- [17] Mandal M. K. and Liu C., "Efficient image indexing techniques in the JPEG-2000 domain", *Journal of Electronic Imaging*, 179-187, 2004.
- [18] Jiang J., Guo B. and Li P., "Extracting shape features in JPEG-2000 images indexing in compressed domain", *ADVIS '02: Proceedings of the Second International Conference on Advances in Information Systems*, London, UK, Springer-Verlag 2002, 123-132.
- [19] Lin Ni, "A novel image retrieval scheme in JPEG-2000 compressed domain based on tree distance", *ICICS*, Volume 3, Dec 2003, Pages 15-18.
- [20] Neelamani R. and Berkner K., "Adaptive representation of JPEG-2000 images using header-based processing", *IEEE International Conference on Image Processing(ICIP)*. Volume 1. 2002.
- [21] Tabesh A., Bilgin A., Krishnan K. and Marcellin M. W., "JPEG-2000 and motion jpeg2000 content analysis using codestream length information", In *Proceedings of the Data Compression Conference(DCC)'05*. 2005.
- [22] Ha-Joong Park and Ho-Youl Jung, "JPEG-2000 Compressed Image Retrieval Using Partial Entropy Decoding", *International Workshop, MRCs(Lecture Notes in Computer Science)*, 2006, Istanbul, Turkey, September 11-13, 410-417, 2006.
- [23] J. S. D. Bonet and P. Viola, "Texture recognition using a non-parametric multi-scale statistical model," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition*, 1998.
- [24] MIT Vision and Modeling Group. *Vision Texture(VisTex)*, [Online]. Available: <http://vismod.www.media.mit.edu>.

박 하 중 (Ha-Joong Park)

정회원



2000년 2월 : 영남대학교 공과대학 전자공학과 졸업  
 2002년 2월 : 영남대학교 정보통신공학과 석사  
 2002년 3월~현재 : 영남대학교 정보통신공학과 박사과정  
 <관심분야> 신호 처리 및 웨이블릿, 웨이블릿 기반 영상 압축, JPEG/JPEG-2000, 내용 기반 영상 검색, 영상 품질 측정

정 호 열 (Ho-Youl Jung)

정회원



1998년 2월 : 프랑스 리옹 국립 응용과학원 전자공학과 박사  
 1996년 3월~현재 : 영남대학교 공과대학 정보통신공학과 부교수  
 <관심분야> 신호처리, 디지털 워터마킹, 손실 / 무손실 압축