

## QR 알고리즘을 이용한 프랙탈 영상압축 Fractal Image Compression Using QR Algorithm

한군희\* 김태호\*\* 전병민\*\*\*

Kun-Hee Han\*, Tae-Ho Kim\*\*, Byoung-Min Jun\*\*\*

### <Abstract>

Conventional fractal image compression methods have many problems in searching time for matching domain block. Proposed method is an improved method of Fisher's Quadtree Decomposition in terms of time, compression ratio, and PSNR. This method determines range block in advance using QR algorithm. First, input image is partitioned to  $4 \times 4$  range block and then recomposition is performed from bottom level to specified level. As a result, this proposed method achieves high encoding and decoding speed, high compression ratio, and high PSNR than Fisher's Quadtree Decomposition method.

**Key words :** *Quadtree, Range Block, Domain Block, Threshold, Quadtree Decomposition, Quadtree Recomposition,*

### 1. 서론

프랙탈 영상 부호화 기법은 1988년 Bansley에 의해 디지털 영상부호화에 소개되었고 이후 Jacquin<sup>1)</sup>, Fisher, Monro, Dudbridge<sup>2)</sup>등에 의해 발전되었으며, 1990년대 들어 그 연구가 활발히 진행되어 오고 있다. 초기의 Jacquin이나 Fisher에 의해 제안된 방법들은 전체 영상에 대해 부분 영상의 자기 닮음성을 찾기 때문에 상당한

탐색과정을 필요로 하므로 부호화 속도에 상당한 문제가 있었다. 기존의 Fisher<sup>3)</sup>에 의한 방법인 QD(Quadtree Decomposition)은 가변 블록을 사용하여 Jacquin의 방법보다 블록 탐색 시간과 블록의 형태 정합 시간을 줄였으나 여전히 상당한 시간을 필요로 한다. 이는 쿼드트리(Quadtree) 분할을 한 다음 각각의 치역 블록에 대해 최적의 정의역 탐색을 행하고, 주어진 조건에 만족하지 않으면 다시 쿼드트리 분할을

\* 정회원, 대천대학 전기전산학부 조교수·工博  
355-830, 충북 보령시 주포면 관산리

E-mail hankh@dcc.ac.kr

\*\* 충북대학교 컴퓨터공학과 공학석사

\*\*\*충북대학교 컴퓨터공학과 교수·工博

\* Assistant Professor, Dept. of Electric Computer Eng.  
Jupomyun, Boryungsi, Chungnam, 355-830,

한 다음 최적의 정의역 탐색을 행하므로 상당한 시간이 블록 탐색에 필요하게 된다. 최근의 프랙탈 영상 부호화에 대한 연구는 부호화 시간을 줄이는데 초점을 두고 있으므로 본 논문에서는 Fisher의 쿼드트리 방법을 개선하고자 쿼드트리 알고리즘의 한 종류인 QR (Quadtree Recomposition) 알고리즘을 사용하여 실험하고자 한다<sup>45)</sup>.

본 논문에서는 복원 영상의 화질을 충분히 유지하면서 부호화 처리 시간을 줄이기 위해 QR 알고리즘을 이용한 부호화 방법을 제안한다. 이 방법은 가변 블록 방식으로 최하위 레벨에서부터 특정 레벨의 블록까지 블록의 특성에 따라 합쳐지는 특성을 이용한다. 먼저 원 영상을  $m \times m$ 의 최하위 지역 블록으로 나눈다. 하나의 지역 블록과 이웃하는 세개의 지역 블록과의 거리를 계산하여 주어진 문턱치(Threshold)보다 작으면 이들 네개의 지역 블록을 병합한다. 특정 레벨이 될 때까지 모든 지역 블록에 대해 이와 같은 방법을 적용하여 특정 레벨에 도달했을 때, 서로 크기가 다른 지역 블록들이 존재하게 된다. 이때 크기가 큰 병합된 지역 블록은 평탄 블록으로 간주되어지고, 에지 블록은 최하위  $m \times m$ 의 지역 블록에서만 존재하게 된다. 본 논문에서는 이 특성을 이용하고자 한다. 즉 원영상을 특정 지역 블록 레벨까지 쿼드트리 분할을 한 후, 각각의 지역 블록의 특성을 먼저 구분한다. 이때 지역 블록이 평탄 블록이면, 블록 분류화와 정의역 블록의 탐색을 행하지 않고 단지 평균 그레이 레벨만을 저장한다. 그리고 에지 블록일 경우, Fisher의 분류 방식을 적용하고, 같은 분류의 정의역 탐색을 한번만 행하게 함으로써 부호화 시간과 압축률을 향상시키는 부호화기를 제안하고자 한다.

## 2. 프랙탈 영상 부호화

프랙탈 영상 부호화기의 설계와 구현에 있어 중요한 문제들은 영상의 분할, 두 영상 블록 사이의 왜곡 척도의 선정, 이산 수축 영상의 분류 사양, 그리고 이들 매개 변수의 양자화 체계이다.

## 2.1 영상 분할

전체와 부분간의 유사성을 잘 반영하기 위해서 영상을 분할하여야 하며, 전체 영상은 지역블록(Range Block)과 정의역 블록(Domain Block)으로 구분된다. 이 두 종류의 블록은 축소 변환을 만족하기 위해 정의역 블록을 지역 블록보다 크게 규정한다. 따라서 프랙탈 부호화는 임의의 지역 블록에 대하여 축소 변환된 정의역 블록 중 가장 유사한 정의역 블록을 찾는 것으로 이루어진다. Fisher는 가변 크기의 블록 분할 방식을 적용하여 영상을 분할하는 방식을 사용했다. 대표적인 방법이 주어진 영상(Parent Block)을 4개의 자식 블록(Child Block)으로 분할하여 각각의 자식 블록에 대해 정의역 블록과 비교하여 임계치를 넘었을 경우 그 자식 블록을 다시 4개의 블록으로 분할하는 쿼드트리 방법이다. 이 방법은 픽셀의 강도값에 따라 3class, 분산에 따라 24class 블록의 종류로 분류한다.

## 2.2 이산 수축 영상의 분류

Jacquin은 각 지역 블록에 대한 모든 정의역 블록의 검색으로 인한 부하를 줄이기 위해 분류 벡터 양자화(Classified Vector Quantization)를 이용하여 블록의 종류를 비슷한 유형의 집합으로 분류한 후 비슷한 집합끼리만 검색하는 방법을 제안하였다. 분류된 블록의 유형은 보통 평탄 블록, 중간 범위 블록, 복잡 블록으로 나뉘어진다<sup>6)</sup>.

## 2.3 양자화

모든 변환이 결정되어지면, 그 변환 정보들이 저장되어진다. 보통 각각의 변환을 저장하기 위하여 두 가지 종류의 형식이 사용되어진다.

(a) 평탄블록(11 bits)

1	2	8
1	Size	Contrast

(b) 복잡블록(38 bits)

1	2	8	8	3	8	8
0	Size	Xpos	Ypos	Filp	Contract	Luminance

Fig.1 Block information of 256×256 images

2	5	7	3	8,10,12
11	Contrast scaling	Luminance shift	Sym_op	Coordinate

- 11 : 분할정보
- Contrast scaling : Contrast scaling이 0이면Sym\_op와 Coordinate를 무시한다.
- Isometric transform number

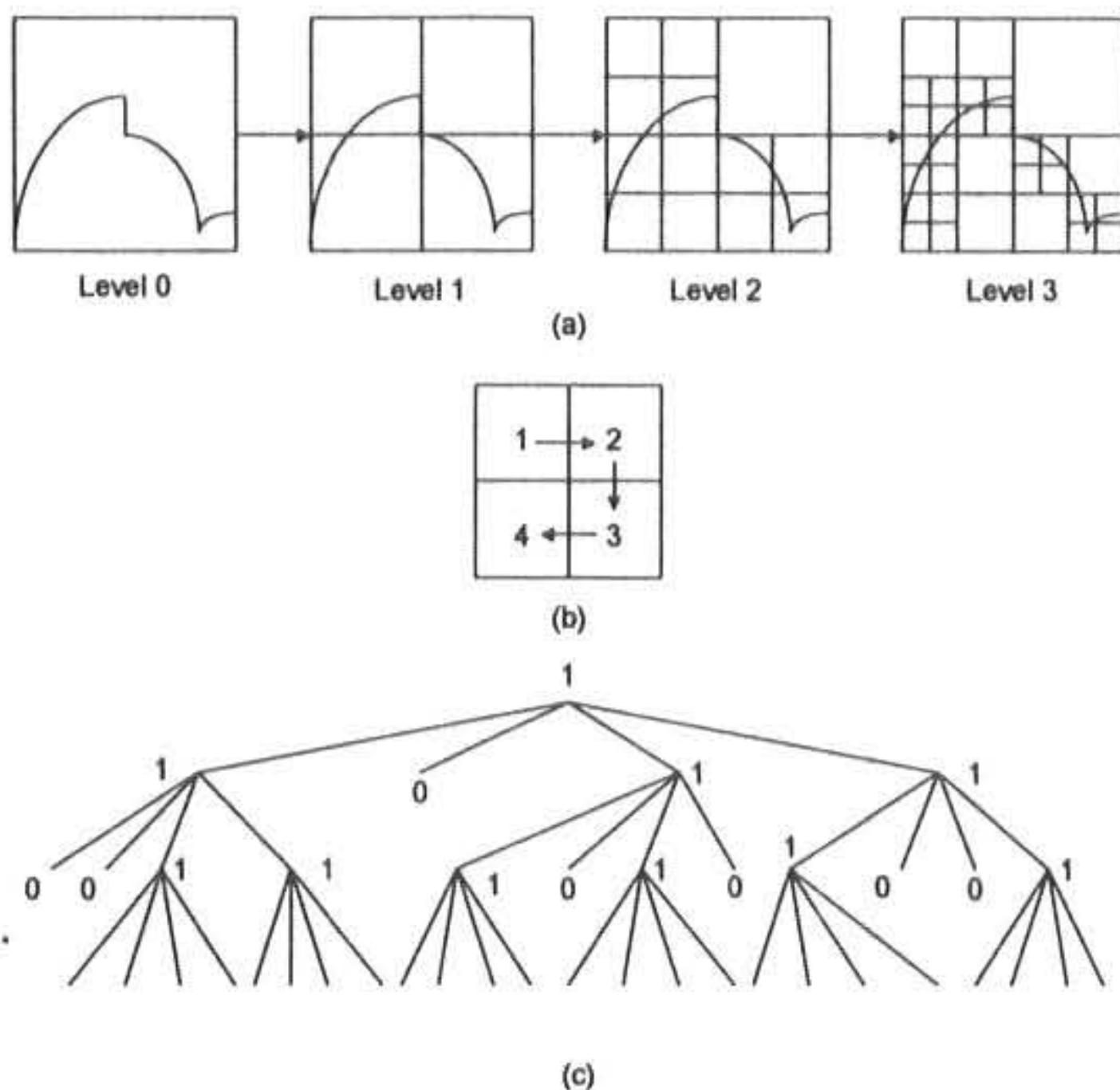
Fig.2 Block information of Fisher

즉 평탄 블럭에 대한 형식과 복잡 블럭에 대한 형식이 사용된다. 이들 형식은 Fig.1과 같으며, Fig.2는 기존의 방법인 Fisher의 부호화 형식을 나타낸다.

### 3. QR 알고리즘을 이용한 영상부호화

#### 3.1 QR 알고리즘

Fisher의 QD 알고리즘의 블럭 분할과 그 트리 구조는 Fig.3에서 나타낸다. Fisher의 QD 알고리즘의 기본 개념은 하나의 지역 블럭에 대하여 만족하는 정의역 블럭을 찾을 때까지 블럭 분할을 하여 지역 블럭을 축소해 가는 방식이다.



(a) Block division procedure (b) Encoding sequence  
(c) Tree structure

Fig.3 Quadtree decomposition

이에 반해 본 연구에서 제안한 QR 알고리즘은 다음 Fig.4와 같다.

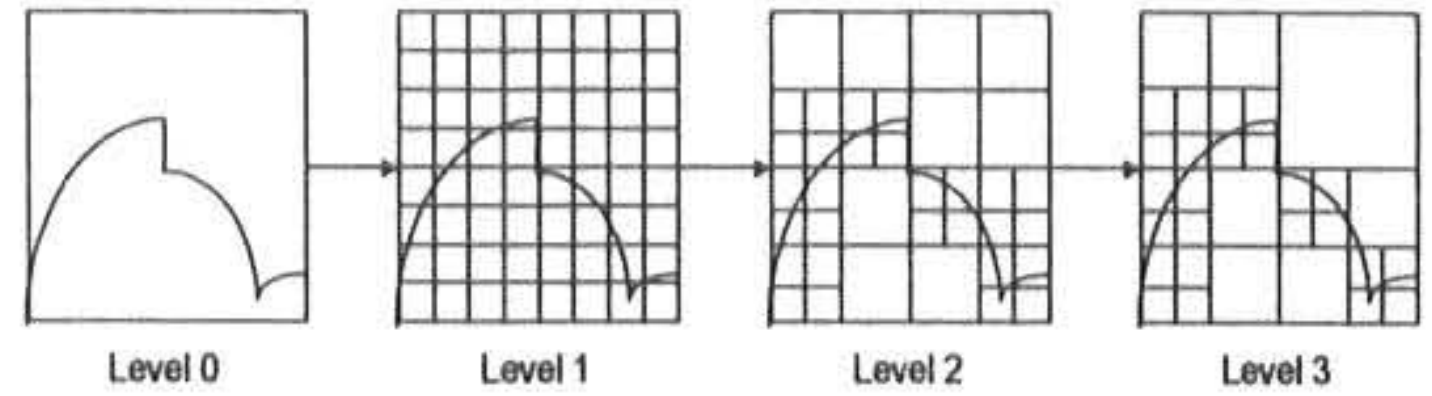


Fig.4 Range block recomposition of QR

QR 알고리즘은 최하위 레벨에서 부터 특정 상위 레벨까지 이웃하는 지역 블럭들의 거리를 구하여 주어진 문턱치를 만족하면 합쳐나가는 특성을 이용하여 사전에 서로 다른 크기의 지역 블럭들을 결정하고자 하는 방식이다<sup>7)</sup>. 그리고 이때 합쳐지는 지역 블럭은 평탄 블럭으로 생각할 수 있다. 초기의 비교적 크기가 큰 지역 블럭 레벨부터 단순히 주어진 문턱치값에 만족하는지를 검사하여 주어진 문턱치를 만족한다면 현재 검사되어진 지역 블럭의 크기와 같은 지역 블럭 리스트에 저장되어지고, 만족하지 않는다면 네 개의 자식 블럭으로 나누어 검사하여 서로 다른 크기의 지역 블럭 리스트를 만드는 것과 같다. 그러나 지역 블럭 리스트를 만드는 것도 약간의 부하가 있으므로 지역 블럭을 주어진 문턱치와 비교하면서 부호화 순서에 따라 즉시 부호화 한다. 따라서 사전에 결정된 지역 블럭에 대해서는 더 이상의 블럭 분할을 행하지 않을 뿐만 아니라 단 한번의 정의역 탐색을 행하므로 시간상 유리함을 알 수 있다. 여러 개의 블럭들이 병합된 블럭은 모두 평탄 블럭으로 간주되므로, 평탄 블럭에 대해서는 평균 그레이 레벨 값을 저장함으로써 압축률에서도 이득을 볼 수 있다.

#### 3.2 왜곡 척도의 선정

본 연구에서는 세 가지의 왜곡 척도가 사용되었다. 이들 왜곡 척도의 선정 방법 중의 하나가 MSE(mean square error) 척도이다. 이는 두개의 영상이나, 두개의 지역 블럭사이의 차이 또는 거리를 측정하는 척도이다. 두개의 이미지

또는 두개의 블럭 S와 S'가 있다고 가정하고, 각각의 블럭은 n개의 픽셀을 가지고,  $s_1, s_2, \dots, s_n$  과  $s'_1, s'_2, \dots, s'_n$ 의 픽셀값들을 가진다고 하면, 두 블럭간의 거리는 다음의 식(1)과 같이 구할 수 있다.

$$d(S, S') = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - s'_i)^2 \quad (1)$$

본 연구에서는 각 단계에서의 지역 블럭들이 평탄 블럭인지를 구별하기 위해 하나의 지역 블럭과 그 지역 블럭의 평균 그레이 레벨값으로 이루어진 가상의 블럭과의 MSE를 구하여 주어진 문턱치를 만족하느냐에 따라 구별하게 하였다.

또 다른 방법은  $R_{MSE}$  척도이다. 정의역 블럭에서 지역 블럭으로의 변환은 3가지 단계를 거친다. 즉 기하(geometric)변환, 계수(massic)변환, 그리고 동위(isometric)변환 단계이다. 기하 변환은 임의의 정의역 블럭을 특정 지역 블럭의 크기와 위치로 변환한다. 계수 변환은 luminance shift와 contrast scaling과 같은 선형 변환을 행함으로써 픽셀값들에 영향을 준다. contrast scaling을 s, luminance shift를 o, 변환된 정의역 블럭을 D, 그리고 지역 블럭을 R이라 하고, 이들 각각의 블럭들은  $d_1, d_2, \dots, d_n$  과  $r_1, r_2, \dots, r_n$ 의 픽셀값들을 가지며, 이때 n은 블럭의 픽셀의 총 갯수라 하면  $R_{MSE}$ 는 다음의 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$R_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s \cdot d_i + o - r_i)^2 \quad (2)$$

$$s = \frac{n \left( \sum_{i=1}^n d_i r_i \right) - \left( \sum_{i=1}^n d_i \right) \left( \sum_{i=1}^n r_i \right)}{n \left( \sum_{i=1}^n d_i^2 \right) - \left( \sum_{i=1}^n d_i \right)^2} \quad (3)$$

$$o = \frac{\sum_{i=1}^n r_i - s \sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (4)$$

s와 o는 R과 D사이의 거리를 구하기 위하여 사전에 계산되어진다. s와 o를 계산하는 목적은  $R_{MSE}$ 를 최소화하기 위함이다. 즉  $R_{MSE}$ 값이 가장 작다는 말은 비교되는 두개의 블럭이 가장 유사하다는 의미이다. s와 o에 대하여  $R_{MSE}$ 가 0의 값이 될 때 두 블럭은 정합된다고 한다. 따라서 s와 o는 앞의 식(3, 4)과 같이 구할 수 있다. 결국 식(3)과 (4)를 식(2)에 대체하면, 거리

$R_{MSE}$ 는 다음 식(5)와 같이 계산되어질 수 있다.

$$R_{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n r_i^2 + s \left( s \sum_{i=1}^n d_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n d_i r_i + 2o \sum_{i=1}^n d_i \right)}{n} + \frac{o \left( on - 2 \sum_{i=1}^n r_i \right)}{n} \quad (5)$$

또 하나의 척도가 PSNR(Peak-to-peak Signal to Noise Ratio)이다. 이는 두 영상간의 차이, 즉 원영상과 복원된 영상간의 거리를 측정하는데 사용되는 척도로써 다음 식(6)과 같이 정의된다.

$$PSNR = 10 \log \left\{ \frac{2^{2n} - 1}{\sum_{i=0}^{2^n-1} \sum_{j=0}^{2^n-1} [x(i, j) - y(i, j)]^2} \right\} \quad (6)$$

$x(i, j)$ 는 원영상의 (i, j)좌표의 픽셀을 가리키며,  $y(i, j)$ 는 복원된 영상의 (i, j)좌표의 픽셀을 나타낸다.

### 3.3 블럭 분류화

본 연구에서는 Jacquin처럼 지역 블럭을 평탄 블럭과 복잡 블럭으로 분류한 후, 복잡 블럭에 대해서만 Fisher의 72가지 분류화 방식을 적용한다. 블럭을 분류화하기 위해서는 블럭을 네개의 하위 블럭으로 나눈후 왼쪽 위, 오른쪽 위, 왼쪽 아래, 오른쪽 아래의 순으로 번호를 붙인다. 각각의 하위 블럭에 대해 평균 픽셀의 강도  $A_i$ 와 분산  $V_i$ 을 다음의 식(7, 8)과 같이 구한다.

$$A_i = \sum_{j=1}^n r_j^i \quad i : \text{하위 블럭의 번호} \quad (7)$$

$$V_i = \sum_{j=1}^n (r_j^i)^2 - A_i^2 \quad (8)$$

따라서 네개의 하위 블럭들은 다음과 같이 배치시킬 수 있다.

$$\text{Major Class 1 : } A_1 > A_2 > A_3 > A_4$$

$$\text{Major Class 2 : } A_1 > A_2 > A_4 > A_3$$

$$\text{Major Class 3 : } A_1 > A_4 > A_2 > A_3$$

각각의 Major Class는  $V_i$ 를 이용하여 24개의 밝기 변화를 가지는 subclass를 가지므로 전체 72가지의 class로 분류하며, 지역 블럭은 이중 하나의 값으로 분류되며, 이와 같은 분류를 가

지는 정의역 블럭간의 오차 측정을 수행한다.

### 3.4 최적 블럭 탐색

Fisher의 QD방식은 분류화된 정의역 블럭의 리스트를 미리 만들어 놓은 다음, 하나의 지역 블럭에 대해 분류화를 한 뒤 동일한 정의역 분류화 리스트내의 모든 정의역 블럭들과의  $R_{MSE}$ 를 구하여 최소의  $R_{MSE}$ 값이 정해진 문턱치에 만족하지 않으면, 지역 블럭을 네개의 블럭으로 나누어 각각의 자식블럭에 대해 위의 과정을 반복하여 만족하는 블럭을 찾았을 경우 이 블럭에 대한 정보를 부호화하는 것이다. 이 방식은 최상위 레벨에서의 지역 블럭에 대해 만족하는 정의역 블럭이 없을 경우 다음 레벨로 내려가는 방식이므로 하나의 지역 블럭에 대한 정의역 블럭을 찾는데 상당한 부하가 있다. 즉  $n$ 개의 레벨 단계에서 최하위 레벨 단계의 지역블럭에 대해 만족하는 정의역 블럭을 찾았고, 그 지역 블럭과 같은 분류의 정의역 리스트가  $m$ 개라 가정하면, 하나의 지역 블럭에 대해  $n \times m$ 번의  $R_{MSE}$ 를 계산하여야 하고,  $n$ 번의 분류화를 하여야 하는 단점이 있다.

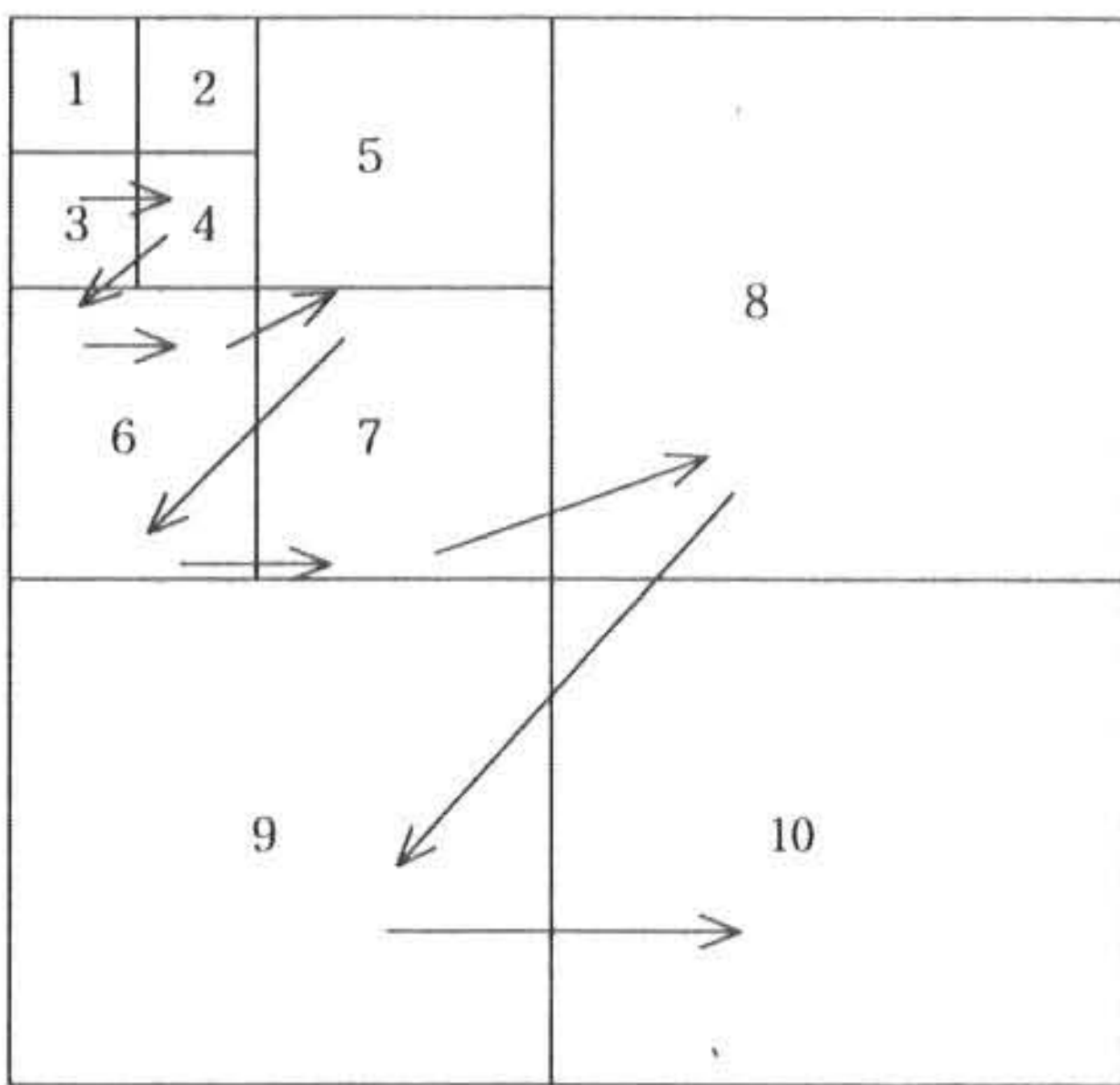


Fig.5 Encoding procedure of separated range block

제안한 알고리즘에서는 위와 같은 계산상의 시간을 단축하고자 QR을 적용하여 미리 분류된 정의역 리스트를 만들어 놓은 것처럼 미리 서로 다른 크기의 레인지 블럭의 리스트를 만드는 것이다. 즉 미리 정해진 지역 블럭에 대해서 같은 분류의 정의역 블럭의 리스트에서 한

번씩만 검사하여 최소의  $R_{MSE}$ 값을 갖는 블럭을 찾음으로써 시간을 단축한다. 즉 다음 Fig.4에서 나타난 것처럼 블럭이 나누어진다면 쿼드트리처럼 계속 비교하면서 블럭을 나누지 않고 미리 블럭을 결정한 후, Fig.5와 같은 순서로 지역 블럭에 대한 정의역 블럭 리스트를 비교하는 것이다.

### 3.5 블럭 부호화

본 연구에서는 Fisher의 방식과 같이 분할된 지역 블럭의 레벨에 따라 부호화를 행하였으나, 지역 블럭의 종류를 평탄 블럭과 복잡 블럭으로 나누어 평탄 블럭에 대해서는 평탄 블럭을 나타내는 0과 평균 그레이 레벨 값을 저장하고, 복잡 블럭에 대해서는 복잡 블럭을 나타내는 1과 contrast scaling, luminance shift, 사용된 동위 변환, 그리고 정의역 블럭의 좌표를 부호화 한다. Fig.6는 지역 블럭의 블럭 정보에 따른 부호화 형태를 나타내며, Fig.7은 지역 블럭의 분할에 따른 부호화 형태를 나타낸다.

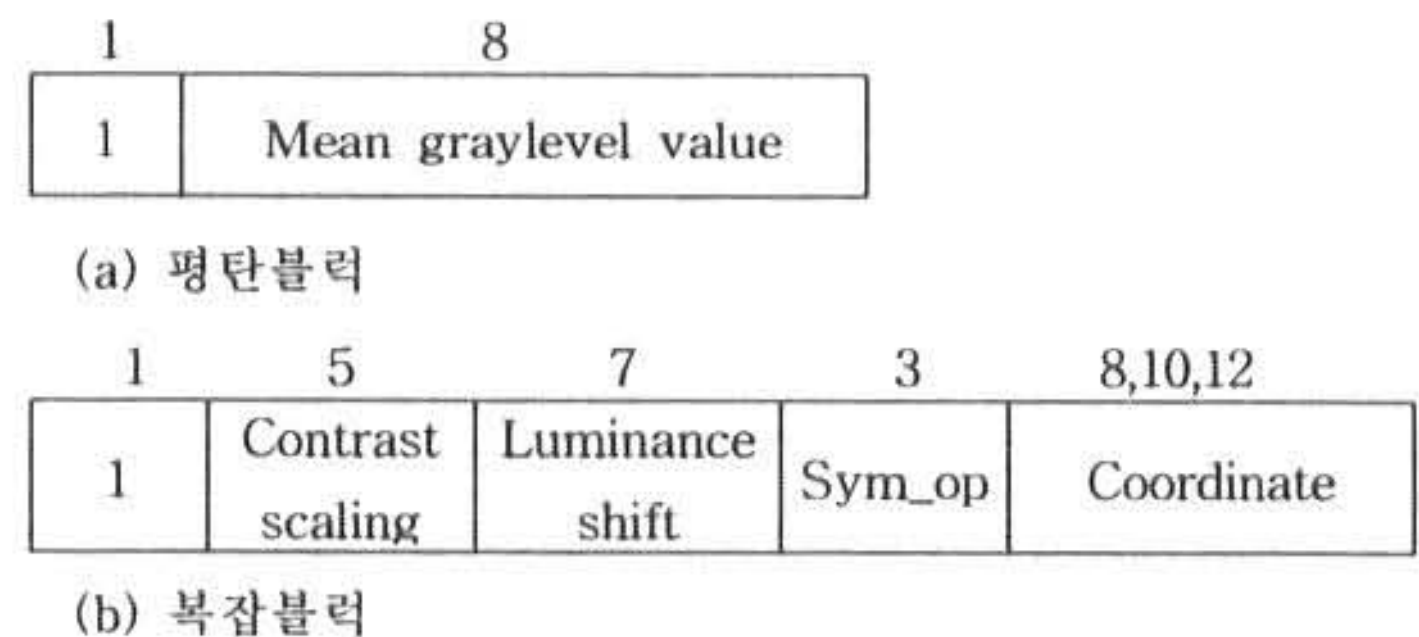


Fig.6 Block information encoding of range block

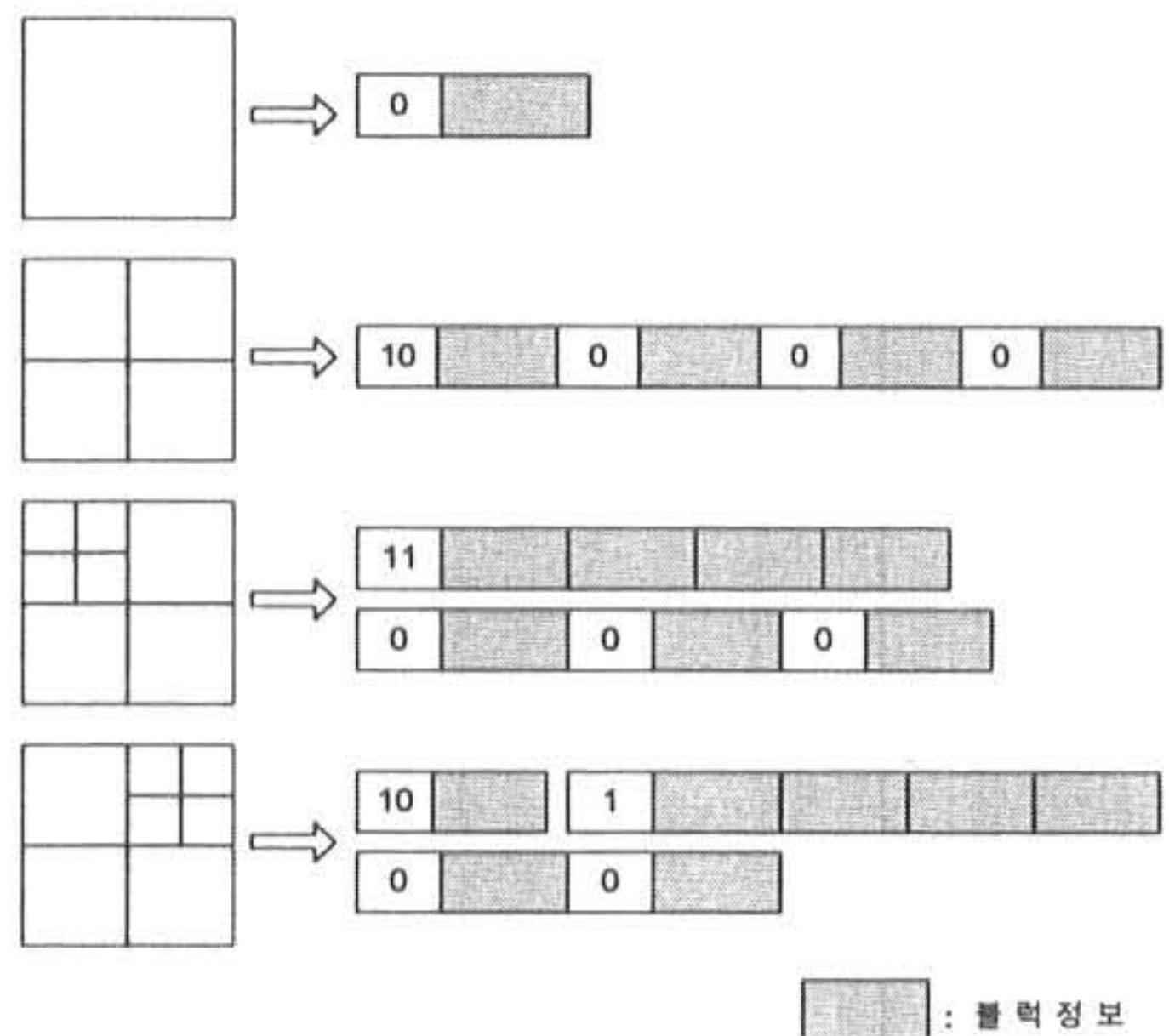


Fig.7 Encoding by division of range block

이상의 부호화 과정을 정리하면 다음 Fig.8과 같다.

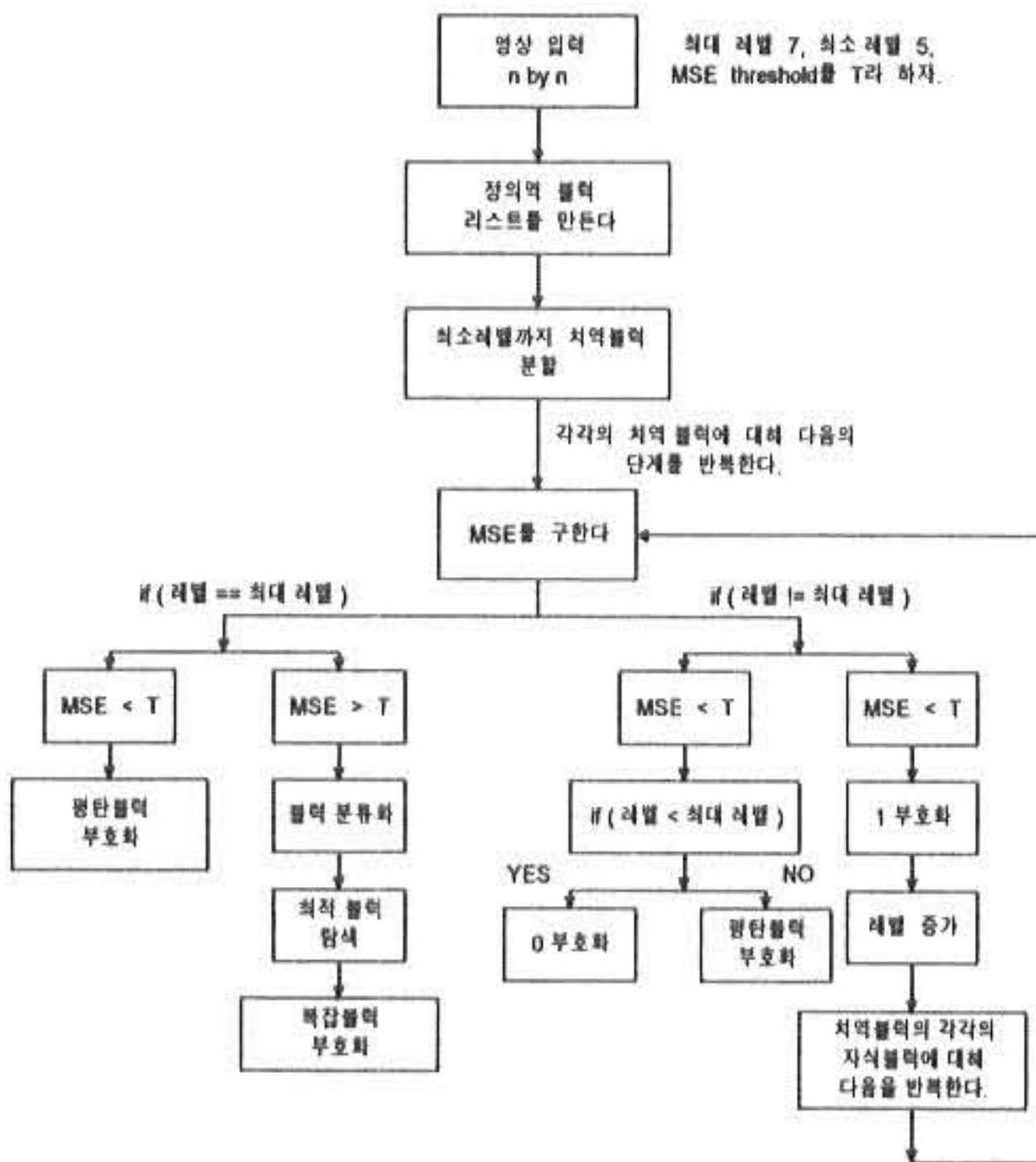


Fig.8 Encoding procedure

4. 실험 및 결과 고찰

본 연구에서는 제안한 부호화 방법의 성능을 알아보기 위해 512×512 크기의 256 밝기를 갖는 Lenna 영상을 실험 영상으로 선택하였으며, 펜티엄 133Mhz (32M Memory) 기종에서 Borland C++ Builder를 사용하여 구현하였다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위한 기준으로는 부호화 시간과 압축률, 그리고 객관적인 화질 평가 기준인 PSNR를 사용하였다. 본 연구에서 제안한 방법을 Fisher의 쿼드트리 방법과 비교하기 위해 네가지 경우의 지역 블록 레벨을 실험하였다. 이때 Fisher의 쿼드트리 방법의 정의역 블록과 지역 블록의 왜곡 척도인  $R_{MSE}$ 의 문턱치는 8로 고정하였다. 다음 Table 1은 본 연구에서 사용된 레벨을 나타낸다.

위의 Table 2는 Lenna 원영상을 위의 Table 1의 레벨을 사용하여 Fisher의 QD 알고리즘으로 실험한 결과이다. 다음은 지역 블록의 크기를 레벨 4에서 레벨 6까지 정한 뒤 제안한 알고리즘을 적용하여 실험한 결과이며, Fig.9는 Fisher의 쿼드트리 방법과 제안한 방법의 압축 성능을 비교한 그래프이고, Fig.10은 제안한 방

법과 Fisher 방법과의 시간 대 압축률을 비교한 것이다

Table 1. Level and size of range block

지역블록의 레벨		지역블록의 크기		
최소레벨	최대레벨	레벨 0	레벨 1	레벨 2
4	6	32	16	8
5	6	16	8	
5	7	16	8	4
6	7	8	4	

Table 2. Quadtree of Fisher ( $R_{MSE}$  Threshold = 8)

지역블록의 레벨		Quadtree Decomposition			
최소레벨	최대레벨	압축시간	복원시간	압축률	PSNR
4	6	7.61	6.54	35.70	28.29
5	6	7.38	6.54	33.11	28.46
5	7	20.78	7.10	14.54	32.39
6	7	23.39	6.58	11.22	33.12

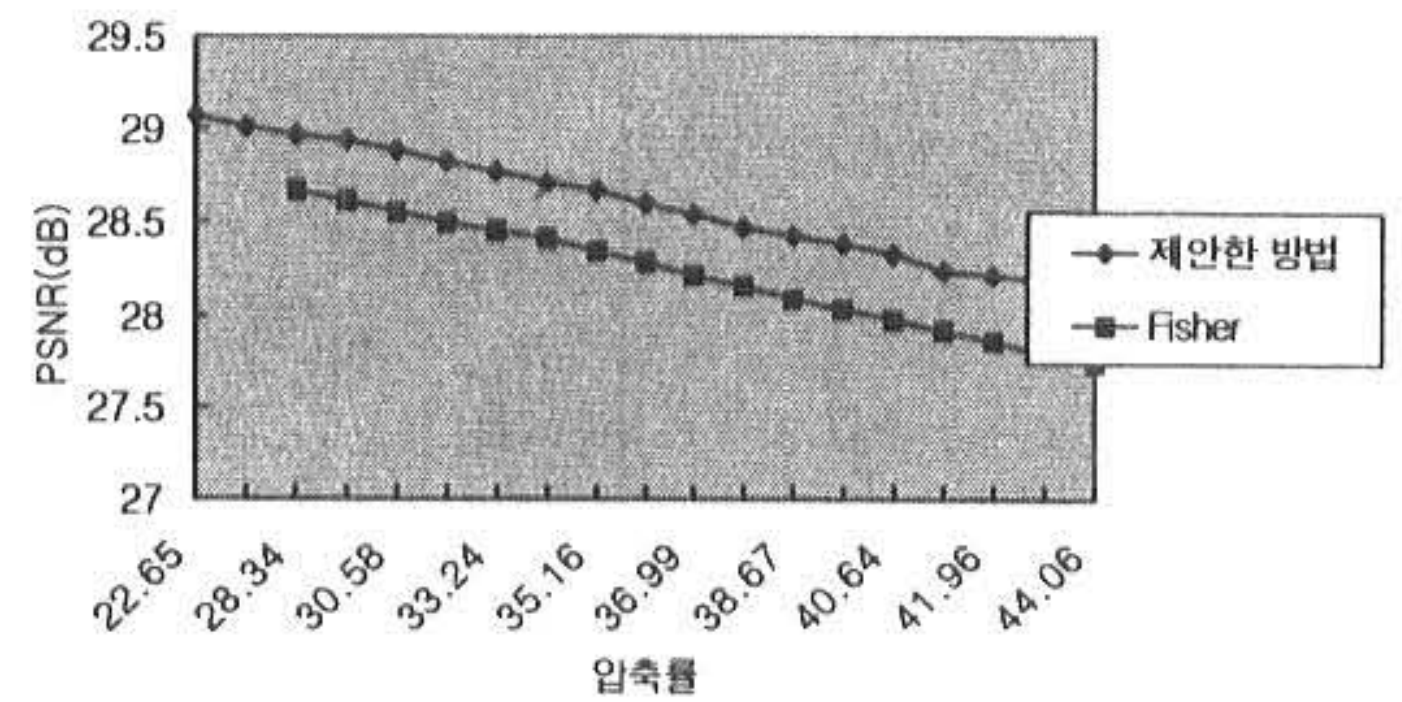


Fig.9 Comparison compression ratio vs. PSNR between proposed method and Fisher method(level 4-6)

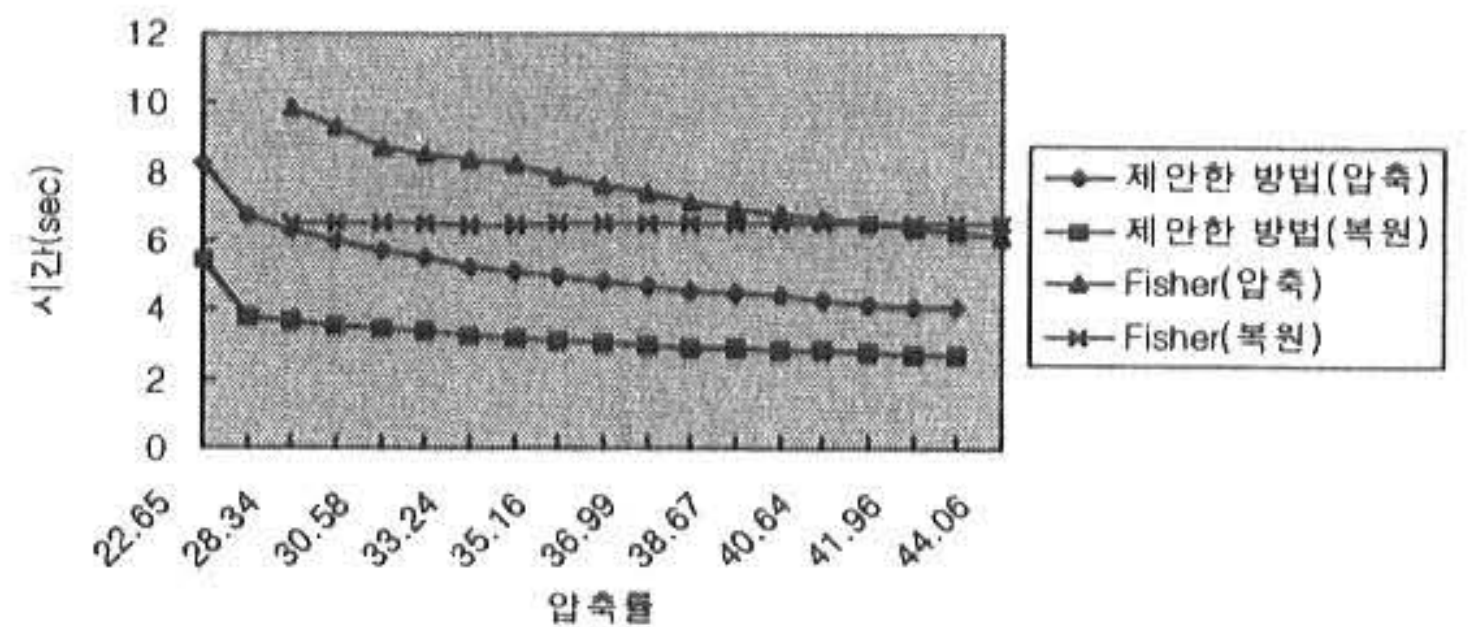


Fig.10 Comparison time vs. compression ratio between proposed method and Fisher method(level 4-6)

다음 Fig.11는 치역 블럭이 레벨 4에서 레벨 6 일때, 같은 압축률에서 복호화된 영상(a)의 Fisher 방법과 본 논문에서 제안한 방법 영상(b)을 나타낸다.

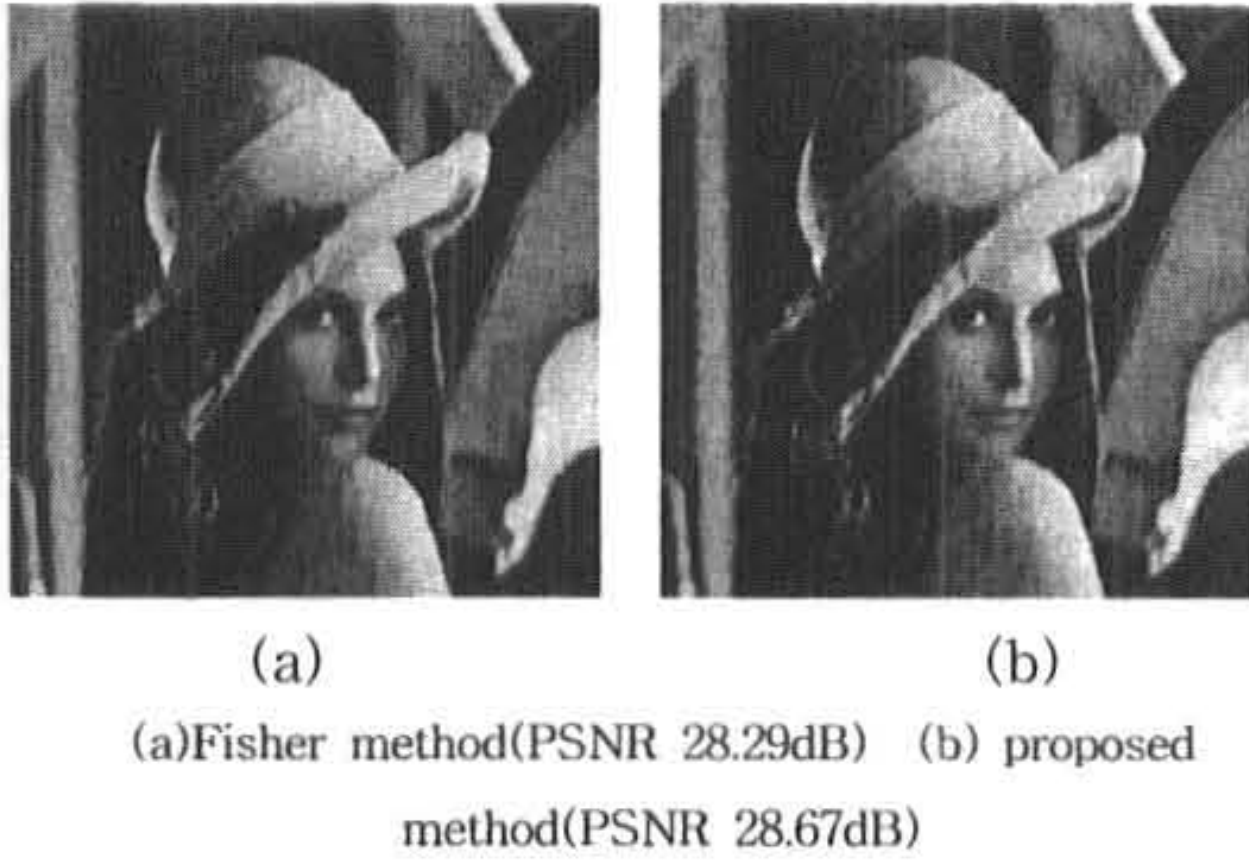


Fig.11 Restored image(compression ratio 35.70 : 1)

다음은 치역 블럭의 크기를 레벨 5에서 레벨 6 까지 정한 뒤 제안한 알고리즘을 적용하여 실험한 결과이며, Fig.12는 Fisher의 쿼드트리 방법과 제안한 방법의 압축 성능을 비교한 그래프이고, Fig.13은 제안한 방법과 Fisher 방법과의 시간 대 압축률을 나타낸 그래프이다

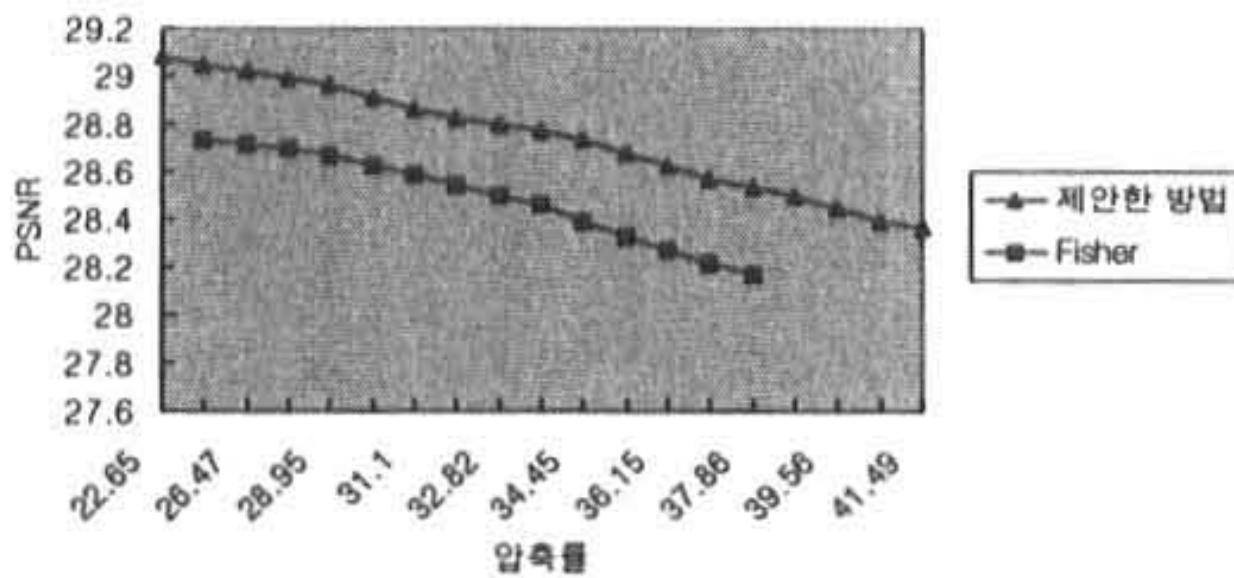


Fig.12 Comparison compression ratio vs. PSNR between proposed method and Fisher method(level 5-6)

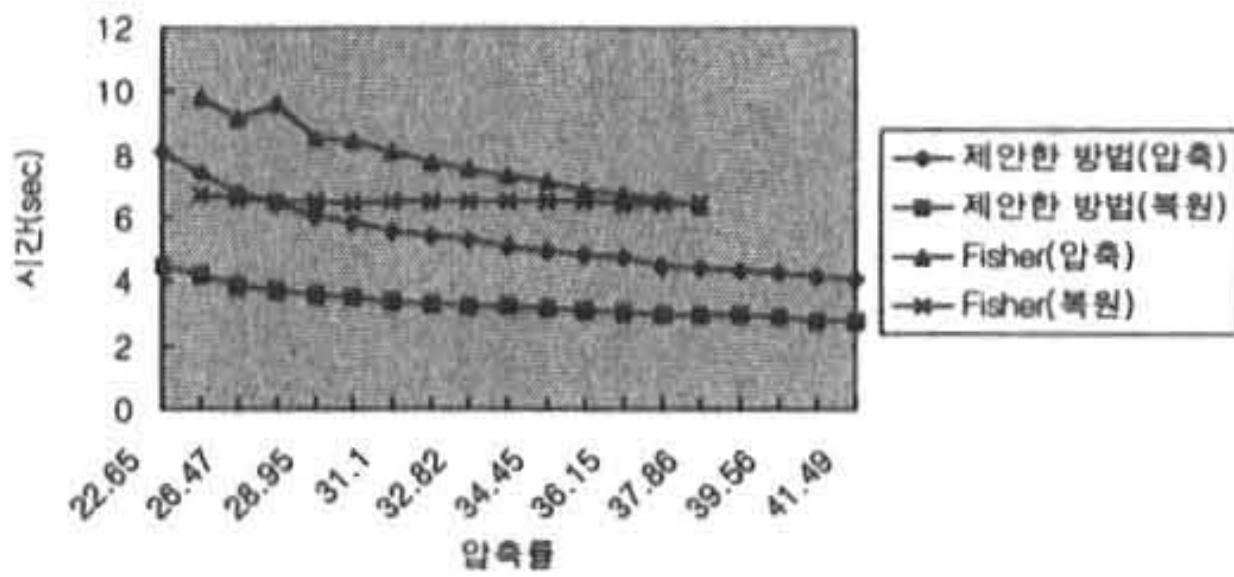


Fig.13 Comparison time vs. compression ratio between proposed method and Fisher method(level 5-6)

다음 Fig.14은 치역 블럭이 레벨 5에서 레벨 6 일때, 같은 압축률의 Fisher 방법에 의한 복호화된 영상(a)과 제안된 방법에 의한 복호화된 영상(b)이다.

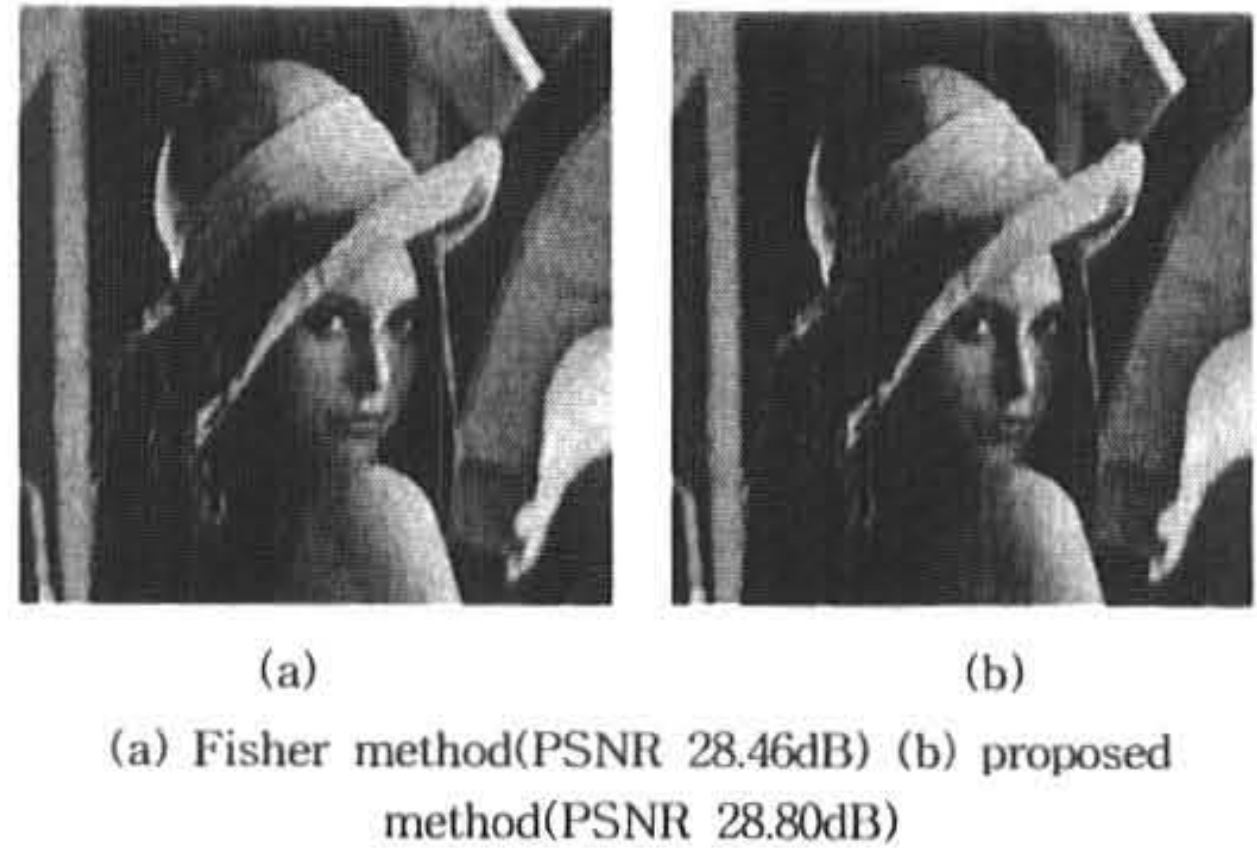


Fig.14 Restored image(compression ratio 33.11 : 1)

다음은 치역 블럭의 크기를 레벨 5에서 레벨 7 까지 정한 뒤 제안한 알고리즘을 적용하여 실험한 결과이며, Fig.15는 Fisher의 쿼드트리 방법과 제안한 방법의 압축 성능을 비교한 그래프이며, Fig.16은 제안한 방법과 Fisher 방법과의 시간 대 압축률을 나타낸 그래프이다.

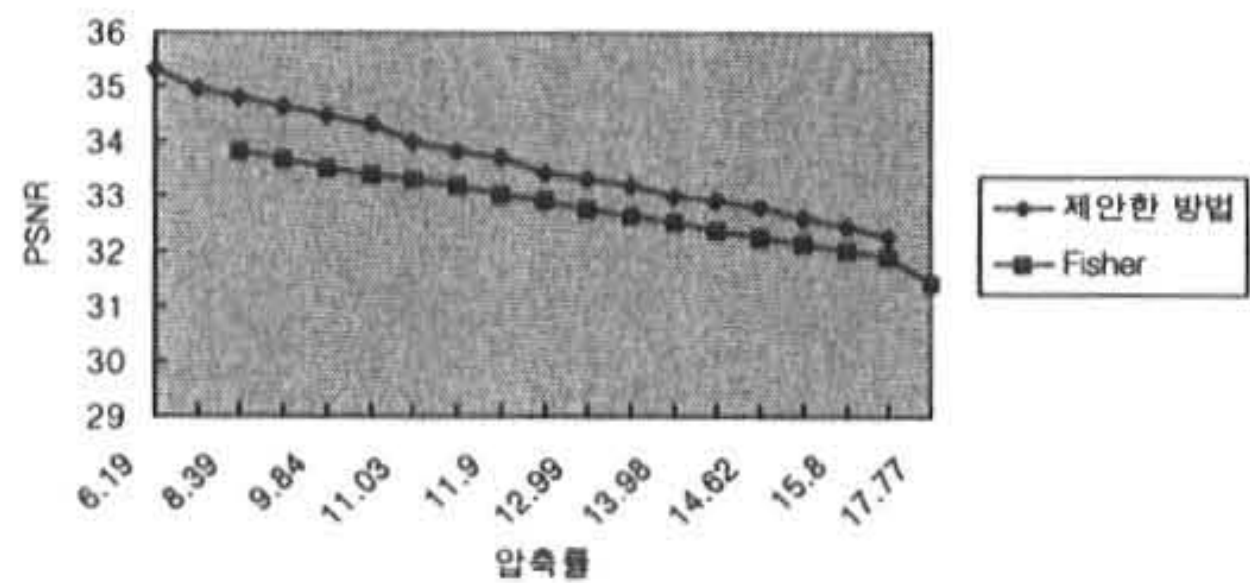


Fig.15 Comparison compression ratio vs. PSNR between proposed method and Fisher method(level 5-7)

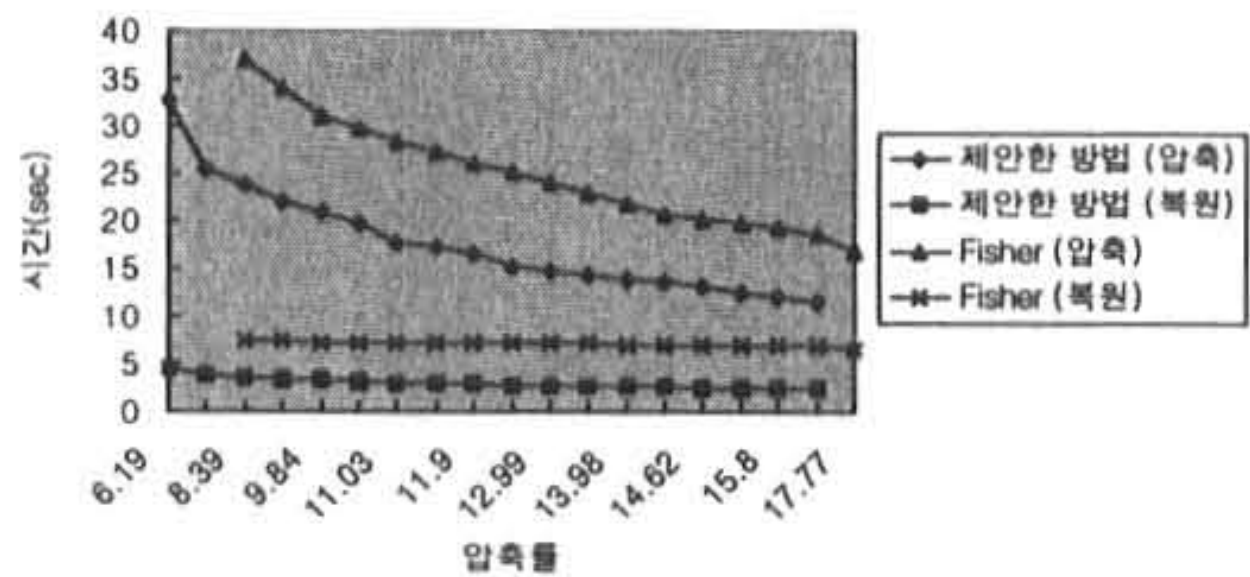


Fig.16 Comparison time vs. compression ratio between proposed method and Fisher method(level 5-7)

다음 Fig.17은 치역 블록이 레벨 5에서 레벨 7 일때, 같은 압축률의 Fisher 방법에 의한 복호화된 영상(a)과 제안된 방법에 의한 복호화된 영상(b)이다.

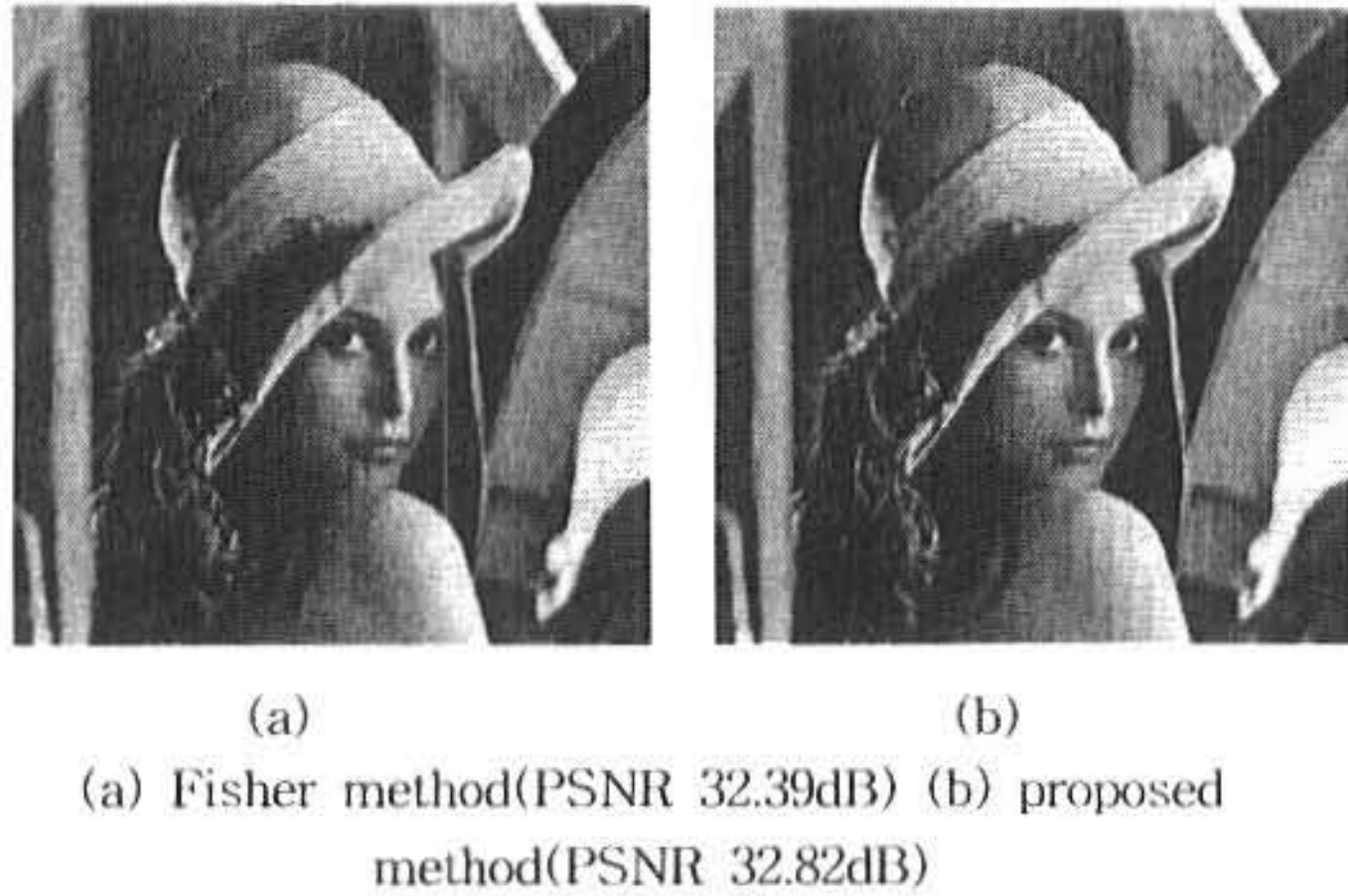


Fig.17 Restored image(compression ratio 14.54 : 1)

다음은 치역 블록의 크기를 레벨 6에서 레벨 7 까지 정한 뒤 제안한 알고리즘을 적용하여 실험한 결과이며, Fig.18은 Fisher의 쿼드트리 방법과 제안한 방법의 압축 성능을 비교한 그래프이고, Fig.19은 제안한 방법과 Fisher 방법과의 시간 대 압축률의 비교한 그래프이다.

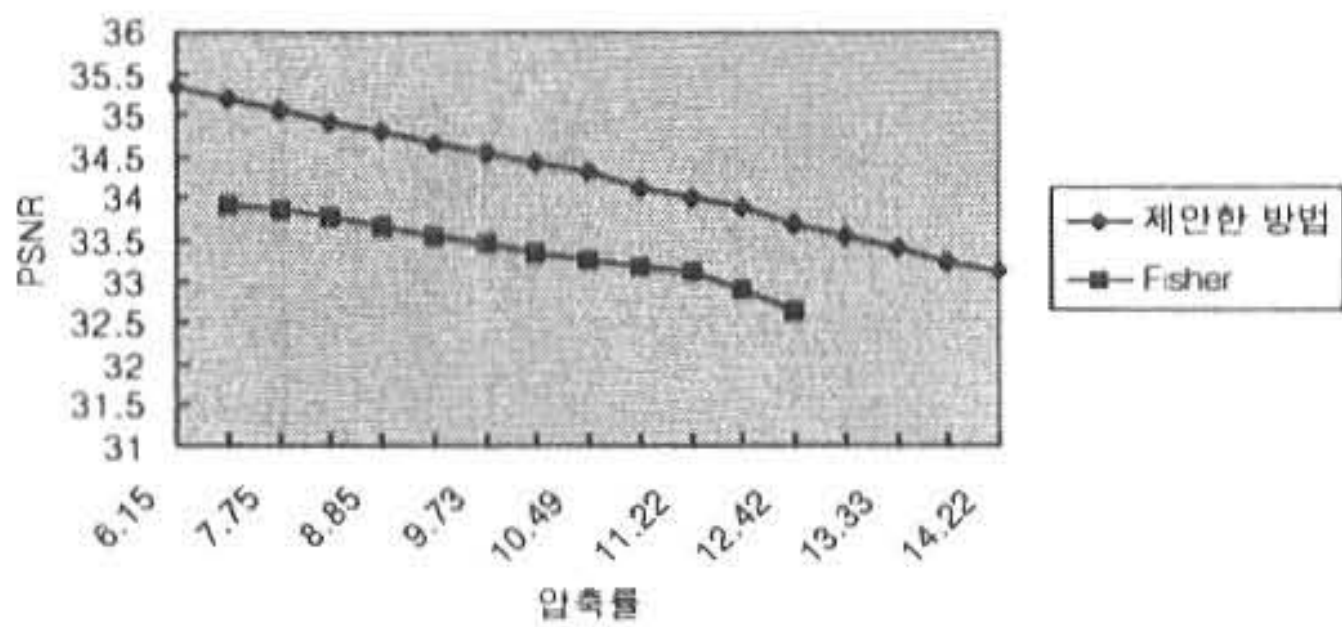


Fig.18 Comparison compression ratio vs. PSNR between proposed method and Fisher method (level6-7)

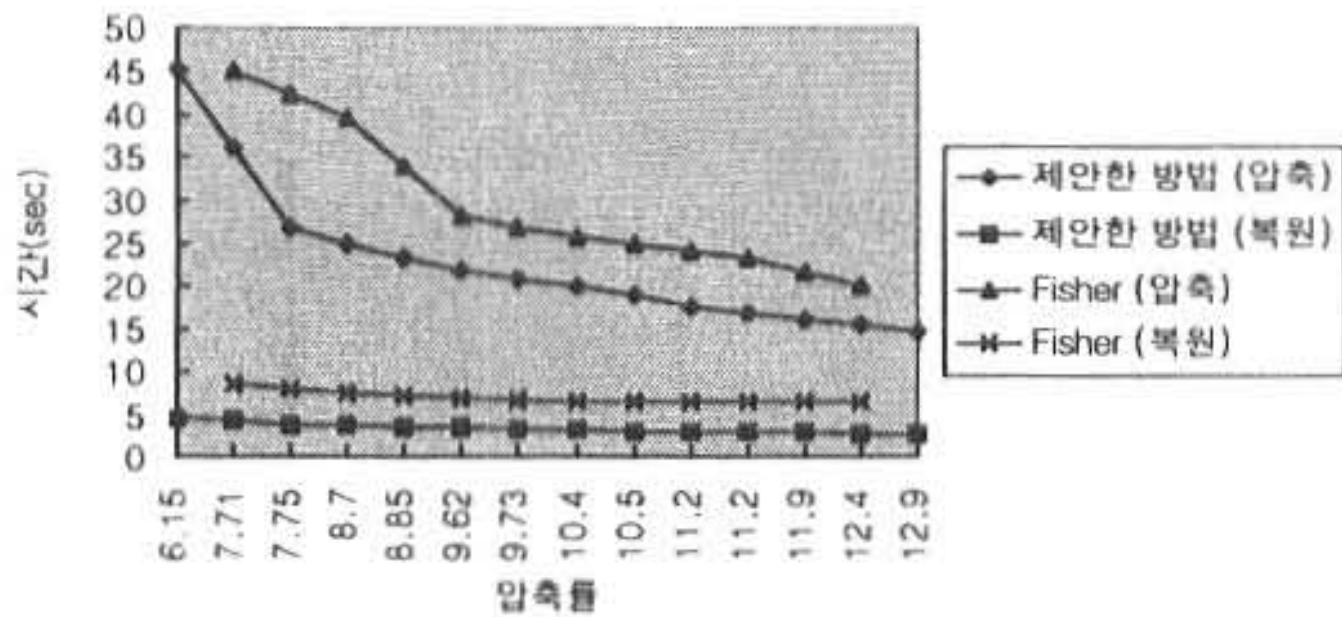


Fig.19 Comparison time vs. compression ratio between proposed method and Fisher method (level6-7)

다음 Fig.20은 치역 블록이 레벨 6에서 레벨 7일때, 같은 압축률의 Fisher 방법에 의한 복호화된 영상(a)과 제안된 방법에 의한 복호화된 영상(b)이다.

실험 결과에서 볼 수 있듯이 평탄 블록에 대한 MSE 문턱치 값을 크게 하면, 그에 따른 복잡 영역의 수가 감소하게 되어 부호화 시간과 압축률에서 성능 향상을 확인할 수 있었고, 객관적인 화질 평가의 기준인 PSNR도 높음을 알 수 있으나, 주관적인 화질 평가에서는 블러킹 현상을 확인할 수 있었다.

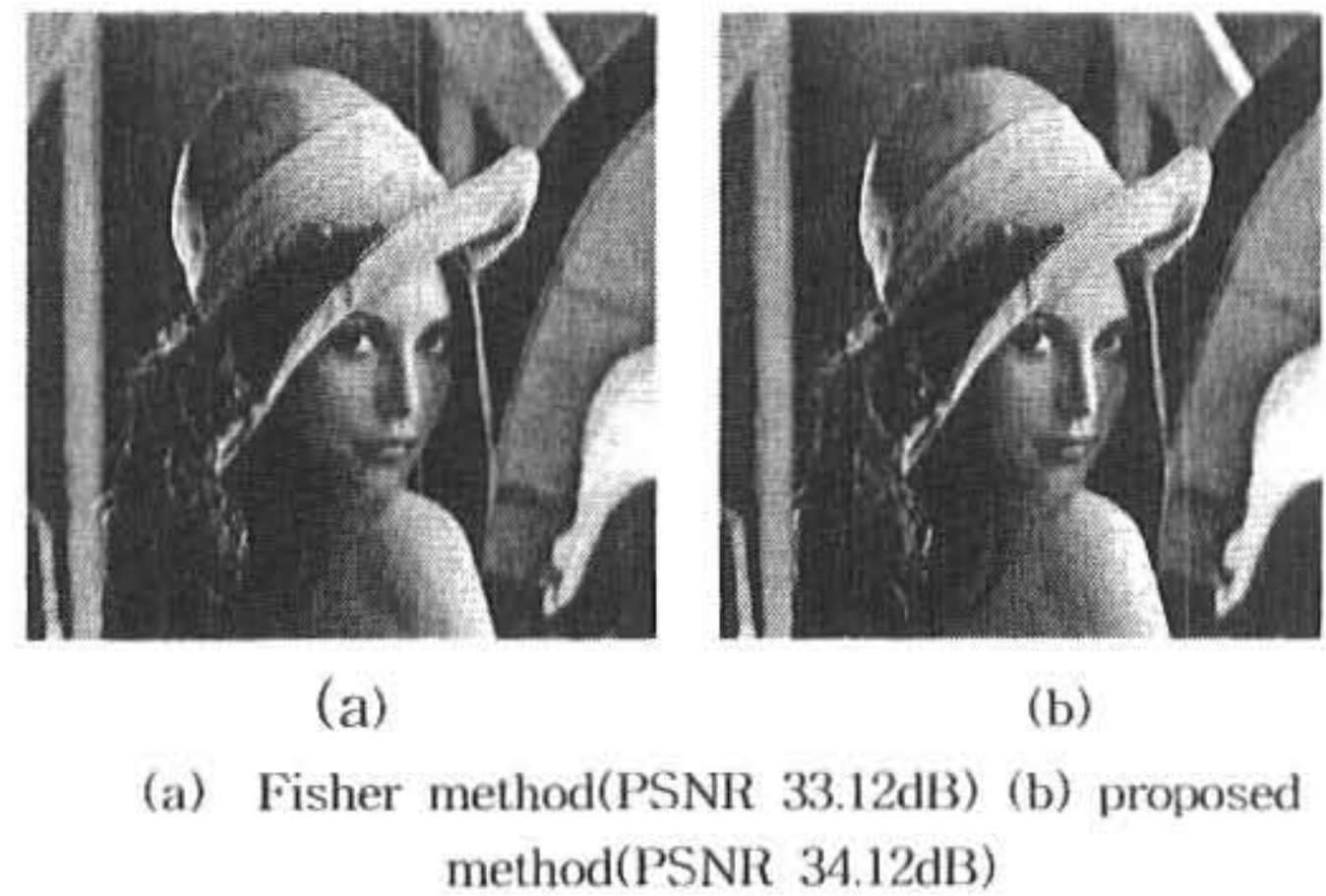


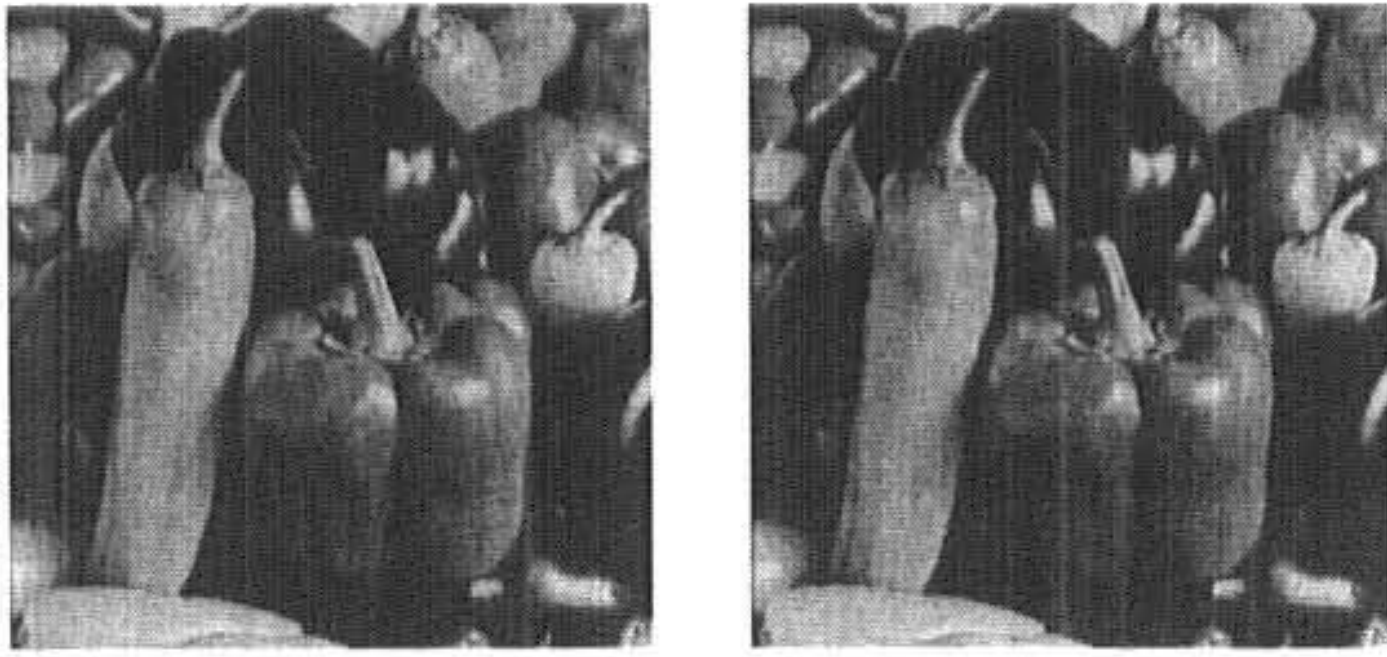
Fig.20 Restored image(compression ratio 11.22 : 1)

하지만 압축률과 부호화 시간의 단축에 비해 거의 무시할 수 있는 정도의 결과이다. 다음 Table 3은 비교적 평탄 블록이 영상의 대부분을 이루는 Pepper 영상을 레벨 6~7에서 실험하여 비슷한 압축률에서의 비교를 나타낸다. 즉 표에서 보는 바와 같이 평탄 블록이 많은 Pepper 영상에 대해서 제안한 방법은 같은 압축률에서 더 나은 화질을 유지하면서 압축시간이 10초 정도 더 빠르고 복원시간 또한 훨씬 빠름을 알 수 있다. Fig.21은 Pepper영상을 같은 압축률에서 제안한 방법과 Fisher 방법으로 복원한 영상이다.

Table 3. Comparison of Pepper images(time : sec, level : 6-7)

	압축시간	복원시간	압축률	PSNR
Fisher	26.99	6.99	12.47	33.99
제안한 방법	16.52	2.72	13.06	34.43





(a) (b)

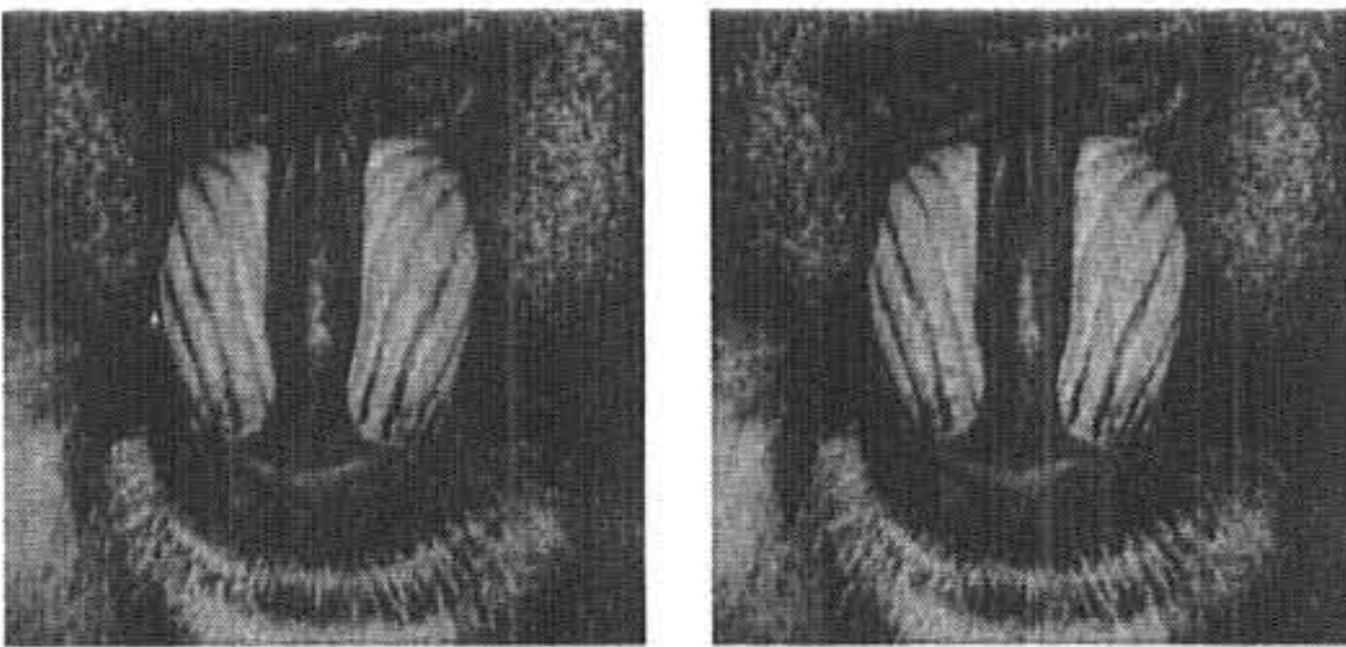
(a) Fisher method(PSNR 33.99dB) (b) proposed method(PSNR 34.43dB)

Fig.21 Restored image of Pepper

다음 Table 4는 영상의 대부분이 복잡 영역으로 이루어진 Baboon 영상을 레벨 6~7에서 실험하여 비슷한 압축률에서의 비교를 나타낸다. Table 4에서 알 수 있듯이 평탄 블럭이 많은 Pepper 영상에 비해서는 압축률이나 부호화 및 복호화 시간이 기존의 방법인 Fisher의 방법보다 약간 더 나음을 알 수 있다. Fig.22는 Baboon 영상을 제안한 방법과 기존의 방법으로 복원한 영상이다.

Table 4. Comparison of Baboon images(time : sec, level : 6-7)

	압축시간	복원시간	압축률	PSNR
Fisher	39.51	5.53	5.84	26.32
제안한 방법	30.63	4.71	5.91	26.43



(a) (b)

(a) Fisher method(PSNR 26.32dB) (b) proposed method(PSNR 26.43dB)

Fig.22 Restored image of Baboon

5. 결론

본 논문에서는 QR 알고리즘을 이용하여 기존의 QD 알고리즘을 이용한 Fisher의 방식을

개선한 부호화 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 복원 영상의 화질을 충분히 유지하면서 부호화 속도와 압축률을 향상시키기 위하여 QR 알고리즘을 이용하였다. 제안한 방법은 지역 블럭에 대한 정의역 탐색을 하기 전에 미리 지역 블럭을 정하므로써 탐색 시간의 현저한 감소를 얻을 수 있었으며, 지역 블럭이 평탄 블럭일 경우, 블럭 정합을 위한 탐색과 블럭 분할이 필요치 않으므로 평탄 블럭이 많은 영상일수록 더 빠른 압축시간을 얻을 수 있고, 압축률에서도 이득을 볼 수 있다. 평탄 블럭과 복잡 블럭이 고르게 분포한 Lenna 영상보다는 평탄 블럭의 분포가 많은 Pepper 영상의 경우가 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 또한 대부분이 복잡 블럭으로 이루어진 Baboon 영상에 대해서도 기존의 방법보다 약간 더 향상됨을 실험으로 알 수 있었다. 결과적으로 제안한 방법을 기존 Fisher의 QD 부호화 방법과 비교했을 때, 같은 압축률에서 부호화 및 복호화 시간이 훨씬 빠르게 개선됨을 알 수 있었고, 또한 같은 압축률에서도 화질 향상을 얻을 수 있음을 알 수 있었다. 이는 곧 같은 화질에서 훨씬 압축률이 높음을 말한다. 그러나 최상 레벨과 최하 레벨의 차이가 클수록 압축률과 부호화 시간은 향상되지만 커다란 지역 블럭에 대한 평탄 블럭의 부호화가 발생하므로 복원 영상에 블록킹 현상이 발생한다. 따라서 256×256 영상에 대해서는 레벨 5에서 레벨 7이 적합하며 512×512와 같은 큰 영상에 대해서는 레벨 6에서 레벨 7이 적합함을 실험을 통해 알 수 있었다. 향후 연구과제로는 보다 고속의 압축 기법을 만들기 위해 BFT(Bath Fractal Transform)의 SAS(Self Affine System) 특성을 이용하여 보다 고속의 부호화기 모델이 연구되어야 할 것으로 생각된다. 또한 더 나아가 화상 회의나 화상전화 등 실시간 동영상 전송 및 실시간 복원을 위한 모델에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

1) A. E. Jacquin, "Fractal image coding: a review," Proc. of the IEEE, Vol. 81, No. 10, pp.1451-1465, Oct. 1993

- 2) D. M. Monro and F. Dudbrige, "Fractal approximation of image block," in Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing '92, Vol.3, pp.485-488, San Francisco, California, Mar. 1992
- 3) Y.Fisher, "Fractal image compression," SIGGRAPH '92 Course Notes, 1992
- 4) Frigaard, C., Gade, J., Hemmingsen, T. T. and Sand, T. (1994) Image Compression Based on a Fractal Theory. Internal Report, Institute for Electronic Systems, Aslborg University, Denmark, pp.1-10.
- 5) Monro, D. M. (1993) Class of fractal transforms Electron. Lett., 29, pp.362-363.
- 6) A. E. Jacquin, "Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transformations," IEEE Trans. Images Process., pp.18-32, Vol.1, No.1, Jan. 1992
- 7) E. Shusterman and M. Feder, "Image compression via improved quadtree decomposition," IEEE Transactions on Image Processing., 3(2) : pp.207-215, 1994.

---

(2000년 3월 23일 접수, 2000년 11월 25일 채택)