DBpia

論文 96-21-3-4

인지 왜곡 척도를 사용한 프랙탈 영상 압축

正會員 文 龍 浩*, 朴 基 雄** 孫 慶 植*, 金 潤 秀** 金 在 浩*

Fractal Image Compression with Perceptual Distortion Measure

Yong Ho Moon*, Ki Wung Park**, Kyung Sik Son*,
Yoon Soo Kim**, Jae Ho Kim* *Regular Members*

요 약

일반적인 프랙탈 영상 압축 알고리듬에서, 치역 블럭은 평균 자승 오차하에서 정합 블럭(Matching Domain Block)의 수축 변환에 의하여 근사된다. 본 논문에서는 인간시각 체계(Human Visual System)의 특성을 반영한 새로운 왜곡 척도를 도입하여 이를 이용한 프랙탈 영상 압축 알고리듬에 적용한다. 도입된 인지 왜곡 척도는 기존의 오차값에 밝기 민감도와 거리 마스킹에 의하여 모델링된 잡음 민감도를 곱한 형태이다.

본 논문은 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도간의 성능을 비교하기 위하여 512×512 Lena 흑백 영상에서 모의 실험을 수행하였다. 모의 실험 결과를 비교해 볼 때, 인지 왜곡 척도에서 약 6%~10%의 압축률 향상과 우수한 화질의 복원 영상을 얻을 수 있었다.

ABSTRACT

In general fractal image compression, each range block is approximated by a contractive transform of the matching domain block under the mean squared error criterion. In this paper, a distortion measure reflecting the properties of human visual system is defined and applied to a fractal image compression. The perceptual distortion measure is obtained by multiplying the mean square error and the noise sensitivity modeled by using the background brightness and spatial masking.

In order to compare the performance of the mean squared error and perceptual distortion measure, a simulation is carried out by using the 512×512 Lena and pepper gray images. Compared to the results, 6%~10% compression ratio improvements under the same image quality are achieved in the perceptual distortion measure.

*부산대학교 전자공학과
**삼성 전자 영상 통신 그룹
論文番號:95273-0810
接受日字:1995年 8月 10日

I. 서 론

프랙탈 영상 압축[1]은 영상내의 자기 유사성(Self-Similarity)을 가정한 후 압축할 영상을 고정점(Fixed

www.dbpia.co.kr

Point)으로 하는 수축 변환(Contractive Transform)을 구하여 이를 부호화하는 새로운 압축 방식이다. Barnsley[2]는 자기 유사성을 지니는 영상의 변환 규칙에 대한 역변환 문제를 풀기 위하여 IFS(Iterative Function System)을 제안하였다. Jacquin[3]은 IFS를 적용하여 최초로 디지탈 영상에 대한 프랙탈 영상 압축 알고리듬을 제안하였다. Jacquin의 알고리듬은 영상간의 유사성에 대한 판정 기준으로서 평균 자승 오차(Mean Squared Error)를 왜곡 척도(Distortion Measure)로 사용하였다. 그리고 각 치역 블럭(Domain Block)을 압축하기 위하여 최소의 평균 자승 오차를 지니는 정의역 블럭(Domain Block)을 탐색하여 이때의 수축 변환 파라메타들을 부호화하였다.

이러한 Jacquin의 알고리듬은 몇 가지 문제점들을 지니고 있다. 그중에서도 특히 탐색에 소요되어 지는 많은 계산량은 다른 종류의 영상 압축 방식[4][5]에 비하여 매우 긴 시간을 필요로 한다. 이같은 문제점들을 해결하기 위하여 Monro, Oien, Viens등은 Jacquin의 알고리듬에 대한 개선 방안을 연구하였다. Monro[6]는 탐색할 정의역 블럭을 고정시킴으로써 계산량을 감소시켰다. 또 Oien[7]은 미리 선정된 기저 블럭(Basis Block)과 정의역 블럭들간의 선형조합으로 구성되어지는 새로운 수축 변환을 제안하여 압축을 시도하였다. 그리고 Viens[8]는 정의역 블럭의 탐색 영역을 치역 블럭주위로 제한하고 또 치역 블럭을 Quad-Tree방식으로 분할하여 영상을 압축하였다. 이와 같은 개선 알고리듬들은 Jacquin의 알고리듬처럼 평균 자승 오차를 왜곡 척도로하여 정의역 블럭을 탐색하거나 혹은 치역 블럭을 분할하였다.

그런데 일반적으로 블럭간의 유사성이나 영상의 화질에 대한 판정은 궁극적으로 인간에 의해서 이루어 진다. 평균 자승 오차는 영상을 판정하는 데 있어서 인간의 시각 특성을 반영하지 못하고 단순히 정량적인 수치로만 영상의 특성을 표현한다. 이러한 정량적인 척도로서의 평균 자승 오차는 이미 다른 영상처리 분야에서 문제점으로 인식되어 그 해결책들이 연구되어 왔다. 한 예로 벡터 양자화(Vector Quantization)기법에 있어서, Classified VQ[5]와 Visual Masking Function을 이용한 VQ[9]등이 평균자승 오차의 정량적인 특성을 극복하기 위하여 제안되어 왔다. 따라서 닮은 꼴의 영상을 찾으려는 프랙탈 영상 압축에 서도 블럭간의 유사성 및 치역 블럭의 분할에 대한 판정 기준으로 평균 자승 오차를 사용하는 것은 문제점을 내포하고 있다. 시각의 특성을 반영하지 못하는 평균 자승 오차는 기존의 프랙탈 영상 압축과정에서 시각적으로 유사한 정의역 블럭보다는 정량적으로 유사한 정의역 블럭을 정합 블럭(Matching Block)으로 판정할 수 있다. 그리고 이같은 평균 자승 오차의 판정은 시각적으로는 잘 근사되었지만 정량적으로 큰 근사 오차를 지니는 치역 블럭을 분할하거나, 또는 작은 근사 오차를 지니지만 시각적으로는 근사되지 못한 치역 블럭에 대해서는 분할을 수행하지 않을 수 있다. 이러한 문제점들은 압축과정에서 압축률의 감소와 복원 과정에서 시각적으로 저하된 복원 영상을 야기시킬 수 있다. 그러므로 프랙탈 영상 압축에 있어서 평균 자승 오차가 아닌 인간의 시각 특성이 반영된 새로운 왜곡 척도의 도입이 필요하다.

본 논문에서는 인지 왜곡 척도를 이용한 새로운 프랙탈 영상 압축 알고리듬을 제안한다. 본 논문은 인간 시각 체계(Human Visual System)에서 알려진 인간의 시각 특성을 이용하여 각 화소에서의 밝기 오차에 대한 인식 정도를 잡음 민감도로 모델링하였다. 그리고 이를 기존의 밝기 오차에 대한 가중치로 곱하여 인지 왜곡 척도의 오차로 정의하였다. 본 논문의 구성은 Ⅱ장에서 프랙탈 영상 압축의 이론과 기본 알고리듬을 살펴 보고 Ⅲ장에서는 인간 시각 체계의 특성을 이용하여 잡음 민감도(Noise Sensitivity)를 모델링한다. 그리고 Ⅳ장에서는 Ⅲ장에서 모델링된 잡음 민감도를 이용하여 인지 왜곡 척도를 정의하고 프랙탈 영상 압축 알고리듬에 이를 적용한다. Ⅴ장에서는 512×512 Lena 흑백 영상에 대하여 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도를 각각 적용한 경우에 대하여 실험을 수행하고 그 결과를 비교한다.

Ⅱ. 프랙탈 영상 압축의 이론 및 기본 알고리듬

Mandelbrot[1]는 일상의 자연에 존재하는 불규칙한 현상들이 내부적으로 서로 닮은 꼴을 이루고 있으며 이들은 단순한 법칙의 일정한 반복으로 표현될 수 있음을 보였다. 이러한 사실을 바탕으로 Barnsley[2]는 프랙탈 영상의 내재된 변환 규칙을 구하기 위하여

www.dbpia.co.kr

IFS(Iterated Function System)를 제안하였다. IFS는 압축할 영상을 고정점(Fixed Point)으로 하는 수축 변환(Contractive Transform)들의 집합이다. 일반적으로 Complete Metric Space(F, d)에 있어서 수축 변환 τ는

$$\tau : F \rightarrow F \tag{1}$$

$$\exists\ s < 1,\quad d(\tau(x), \tau(y)) < s \cdot d(x, y) \quad \text{for } x, y \in F \tag{2}$$

와 같이 정의되며 끌개(Attractor)라 불리는 유일한 고정점을 갖는다. 한편 어떤 수축 변환이 주어진 경우, 그 수축 변환의 고정점은 고정점 이론(Fixed Point Theorem)에 의하여 임의의 점에 대하여 주어진 수축 변환을 반복 적용함으로써 구해질 수 있다. 이같은 수축 변환에 있어서, 압축할 원 영상 f_{org}과 그 끌개 $\tau^{\infty}(f_o)$ 간의 관계는 식(3)의 Collage 정리로 알려져 있다[1].

$$d(f_{org}, \tau^{n}(f_o)) \leq \frac{1}{(1-s)} \cdot d(f_{org}, \tau(f_{org})) \tag{3}$$

Collage 정리는 원 영상 f_{org}의 수축 변환 $\tau(f_{org})$가 원 영상에 근사할수록, 임의의 영상 f_o에 대하여 n번의 수축 변환 반복으로 얻어지는 $\tau^{n}(f_o)$가 원 영상에 근사되어 짐을 보여 준다. 그러므로 만약 원 영상 자체를 정확히 고정점으로 갖는 수축 변환이 구해진다면, 수축 변환의 끌개는 원 영상과 동일하므로 Collage 정리에 의하여 원 영상은 정확히 복원되어 질 수 있다.

이같은 수축 변환의 특성에 의하여 프랙탈 영상 압축 방식은 압축할 영상을 자기 유사성을 지닌 프랙탈 영상으로 가정하여 이 영상을 고정점으로 하는 수축 변환을 구하는 것이다. 그러나 일반적으로 압축할 영상을 정확히 고정점으로 하는 수축 변환을 구한다는 것은 쉬운 일이 아니다. 따라서 가능한 한 원 영상에 가까운 영상을 고정점으로 지니는 수축 변환을 구하여 이를 부호화함으로써 압축을 수행하게 된다. 그리고 영상의 복원은 고정점 이론에 의하여 압축 과정에서 구한 수축 변환을 임의의 영상에 반복 적용함으로써 이루어진다. 즉 먼저 임의로 설정된 초기 영상에 수축 변환을 적용하여 출력 영상을 구한다. 그리고 구해진 출력 영상에 동일한 수축 변환을 적용하여 새로운 출력 영상을 얻는다. 이러한 반복 과정에 의하여 출력되는 영상들은 점차적으로 끌개에 수렴하게 되어 복원 영상이 얻어진다.

이와 같은 이론적 배경하에서, 프랙탈 영상 압축 알고리듬의 구현은 영상의 분할 방법, 수축 변환의 선택, 그리고 왜곡 척도(Distortion Measure)의 선정이라는 3가지 핵심 요소로 이루어져 있다[3].

근본적으로 영상의 분할은 유사성이 강한 영역들로 영상을 나누어 이를 각각 압축하려는 것이다. 그러나 이것은 다양한 모양과 크기의 분할 영상이 존재하게 되므로 알고리듬의 구현에 문제가 된다. Jacquin[3]은 먼저 영상을 겹침이 없는 사각형 모양의 치역 블럭(Range Block)들로 분할하여 압축을 시도하였다. 그리고 이때 치역 블럭에 대한 근사 오차가 임계값보다 크면 동일한 모양의 작은 영상들로 세분하고 이들을 각각 압축하였다. 현재는 이 분할 방식이 보다 일반화되어 삼각형이나 사각형 형태의 단순한 영상 분할을 바탕으로 Quad-Tree방식과 유사한 계층적 분할이 적용되고 있다[1].

일반적으로 수축 변환에는 많은 다양한 형태의 변환들이 존재한다. 따라서 프랙탈 영상 압축에서도 여러 종류의 수축 변환들이 도입되어 질 수 있다. 이들은 원 영상을 보다 정확하게 근사하기 위하여 적용된다. Collage 정리에서 언급했던 것처럼 원 영상의 수축 변환이 원 영상 자신에 가까울수록 복원 영상은 원 영상에 가까와 진다. 그러므로 많은 종류의 수축 변환들 가운데에서 보다 정확한 복원 영상을 얻기 위하여 특정한 수축 변환을 설정하는 것은 매우 중요한 선택 사항이다. Jacquin[3]은 1차원 직선 형태의 수축 변환을 적용하였고 Monro[6]는 2차항의 수축 변환을 도입하였다. 또 Oien[7]은 기저 블럭(Basis Block)과 정의역 블럭(Domain Block)간의 선형조합으로 구성되는 수축 변환을 도입하여 영상 압축을 시도하였다.

프랙탈 영상 압축에서의 왜곡 척도는 다른 영상 압축 방식보다 매우 중요한 역할을 수행한다. 일반적으로 프랙탈 영상 압축 방식은 앞에서 언급한 영상의 분할과 수축변환에 의하여 영상내에 존재하는 닮은 꼴의 부분 영상들을 찾아내어 이들간에 내재된 수축 변환의 파라메타들을 부호화하는 것이다. Jacquin의 알고리듬[3]은 평균 자승 오차(Mean Square Error)를 왜곡 척도로 선정하여 치역 블럭과 수축 변환된 정의역 블럭간의 유사성을 비교하였다. 하나의 치역 블럭을 압축하기 위하여, Jacquin은 치역 블럭과 동일한

www.dbpia.co.kr

부류에 속하는 정의역 블럭들에 한하여 1차원 직선 형태의 수축변환을 적용하고 이들간의 평균 자승 오차를 구하였다. 이렇게 구해진 평균 자승 오차의 최소값이 임계값보다 큰 경우에는 치역 블럭을 분할하여 각각에 대하여 다시 압축을 수행하고, 작을 경우에는 이때의 최소값을 지니는 정의역 블럭을 정합 블럭(Matching Block)으로 선정하였다. 이처럼 Jacquin의 알고리듬에서 평균 자승 오차는 치역 블럭과 수축 변환된 정의역 블럭간의 근사 정도, 즉 닮은 정도에 대한 판정의 기준이 되었고 또한 치역 블럭의 분할을 결정하였다. 이같은 평균 자승 오차는 기존의 다른 프랙탈 영상 압축 알고리듬에서도 동일한 역할을 수행하였다. 그러나 영상의 유사성 및 화질에 대한 판단은 인간에 의해서 이루어지므로 단순한 정량적인 척도인 평균 자승 오차를 왜곡 척도로 사용하는 것은 바람직하지 않다. 따라서 프랙탈 영상 압축에서는 보다 정확하게 영상간의 유사성을 판정하기 위하여 인간의 시각 특성이 반영된 새로운 왜곡 척도의 도입이 필요하다.

본 논문에서는 인간 시각 체계(Human Visual System)의 특성을 이용하여 각 화소에서의 밝기 오차에 대한 인간의 인식 정도를 모델링하고 이를 새로운 왜곡 척도로 정의한다. 다음 Ⅲ장에서는 인간 시각 체계의 특성을 살펴 보고 잡음 민감도를 모델링한다.

Ⅲ. 인간 시각 체계를 이용한 잡음 민감도 모델링

인간 시각 체계(Human Visual System)[4]는 인간의 시각으로 영상이 입력되어 인식되기까지의 정보 처리 과정을 분석, 모델링하는 연구분야이다. 일반적으로 인간 시각 체계는 정신 물리학적 모델(Psychophysical Model)과 생리학적 모델(Physiological Model)의 두 분야로 나누어 진다. 정신 물리학적 모델에서 알려진 밝기 오차에 대한 시각의 민감도 요소로는 밝기 민감도(Brightness Sensitivity), 거리 마스킹(Spatial Masking), 그리고 주파수 민감도(Band Sensitivity) 등이 있다[4][10]. 본 장에서는 이 가운데에서 밝기 민감도와 거리 마스킹의 특성을 살펴보고 각 화소에서의 밝기 오차에 대한 시각의 잡음 민감도(Noise Sensitivity)를 모델링한다.

3.1 밝기 민감도(Brightness Sensitivity)

밝기 민감도는 화소 주위의 밝기에 따라 시각의 잡음 민감도가 달라 진다는 성질이다. 즉 한 화소의 밝기값 오차에 대한 인간의 인식 정도는 주위 배경의 밝기에 따라 달라진다는 것이다. Safranek[10]는 실험을 통하여 주위 배경이 밝아지거나 어두워질수록 한 화소의 잡음 민감도는 감소함을 보였고 또한 이때 잡음 민감도와 배경 밝기간에 2차 곡선 형태의 관계가 있음을 밝혔다. 이같은 사실은 한 화소의 배경이 매우 어둡거나 매우 밝을 경우, 밝기값 오차에 대한 인간의 인식은 감소되어 작은 오차는 실제로 인식되지 못하고 배경이 중간 밝기일 경우에는 작은 오차라도 실제로 잘 인식되어 짐을 의미한다.

본 논문에서는 이러한 특성을 왜곡 척도에 반영하기 위하여 각 화소에서의 배경 밝기를 구하여 이를 식(5)와 같은 형태의 2차 곡선 함수에 대입하였다. 여기서 적용된 2차 곡선함수는 Safranek의 논문[10]에서 구해진 배경 밝기와 잡음 민감도간의 관계를 모델링 한 것이다. 한 화소의 배경 밝기값은 식(4)와 같이 화소 주위의 제한된 영역에서 평균 밝기값으로 구하였다. 그리고 이를 식(5)에 대입하여 한 화소에서의 밝기 민감도에 의한 잡음 민감도 Wb_{ij}를 모델링하였다.

$$m_{ij} = \frac{1}{(B+1)\times(B+1)} \sum_{k=i-B/2}^{i+B/2} \sum_{l=j-B/2}^{j+B/2} g_{kl} \tag{4}$$

$$Wb_{ij} = -a(m_{ij} - 127)^2 + b \tag{5}$$

여기서 g_{ij}는 i, j번째 화소의 밝기값이고 m_{ij}는 (B

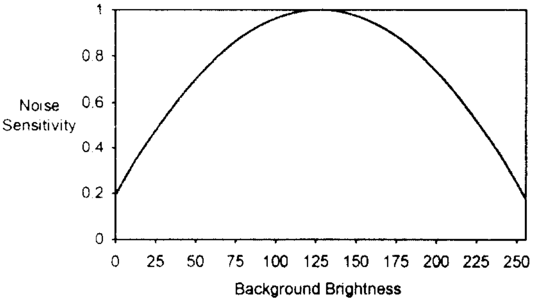


그림 1. 밝기 민감도에서의 평균 밝기값에 따른 시각의 민감도 그래프

Fig. 1 The graph of noise sensitivity by the brightness sensitivity

www.dbpia.co.kr

$+1) \times (B+1)$ 윈도우에서의 평균 밝기값이다. 그림 1은 식(5)에서 $a=5.0\text{E-}5$, $b=1.0$일때의 평균 밝기값에 대한 잡음 민감도 그래프이다.

3.2 거리 마스킹(Spatial Masking)

일반적으로 영상 처리에 있어서 경계(Edge)성분은 중요한 정보로서 취급되고 있다. 본 논문에서는 경계부근에서의 밝기 오차에 대한 인간 시각 체계의 특성을 반영하기 위하여 거리 마스킹특성을 이용하였다. 거리 마스킹은 경계의 밝기값 차와 경계로부터의 거리에 따라서 각 화소의 밝기 오차에 대한 인간의 인식 정도가 달라진다는 것이다. 일반적으로 경계주위의 화소에 대한 시각의 잡음 민감도는 경계의 밝기 변화가 커질수록, 경계로부터의 거리가 가까울수록 감소한다고 알려져 있다[4][11]. 즉 밝기 변화가 큰 경계부근에 있는 화소들의 작은 밝기 오차는 인식되지 못하는 반면 경계로부터 멀리 떨어진 화소에서의 작은 밝기 오차는 잘 인식되어 진다는 것이다. 본 논문에서는 경계의 밝기 차와 경계로부터의 거리에 따른 잡음 민감도를 모델링하기 위하여 Netravali[11]의 연구 결과를 이용하였다.

Netravali는 경계의 밝기 변화가 각 화소에서의 오차 가시성에 미치는 영향을 연구하였다. 이 연구에서 Netravali는 경계부근 화소에서의 밝기 오차와 인간이 실제로 인지하는 오차간의 비선형 관계를 가정하고 이를 실험적으로 구하였다. Netravali는 먼저 각 화소에 대하여 마스킹 함수(Masking Function)를 정의하였다. 그리고 정의된 마스킹 함수값에 따른 잡음 민감도 그래프를 실험적으로 구하였다. 식(6)은 Netravali가 정의한 마스킹 함수이다.

$$M_{ij} = \sum_{k=i-B/2}^{i+B/2} \sum_{l=j-B/2}^{j+B/2} 0.35^{\|(k,l)-(i,j)\|} \frac{1}{2}(|m_{kl}^H| + |m_{kl}^V|)$$

$$\text{where,} \quad m_{kl}^H = g_{k,l} - g_{k-1,l}, \quad m_{kl}^V = g_{k,l} - g_{k,l-1} \qquad (6)$$

여기서 M_{ij}는 i, j번째 화소에서의 마스킹 함수값이다. 그리고 m_{kl}^H와 m_{kl}^V는, i, j번째 화소에 대한 $(B+1) \times (B+1)$ 윈도우내의 k, l번째 화소에서의 수평, 수직 방향의 변화값을 각각 나타낸다.

본 논문에서는 왜곡 척도 설정에 Netravali의 연구결과를 이용하기 위하여 먼저 각 화소에서 식(6)과 같은 마스킹 함수값 M_{ij}을 구하였다. 그리고 마스킹 함수값을 식(7)에 대입하여 잡음 민감도 We_{ij}를 구하였다.

$$We_{ij} = \frac{1}{c} \; T(M_{ij}) \qquad (7)$$

여기서 c는 잡음 민감도의 최대, 최소값을 조정하는 스케일링 파라메타이다. 그리고 $T(M_{ij})$는 Netravali가 구한 비선형 그래프를 선형적으로 근사한 함수식을 나타낸다. 본 논문에서 선형적으로 근사한 $T(M_{ij})$에 대한 그래프는 그림 2와 같다.

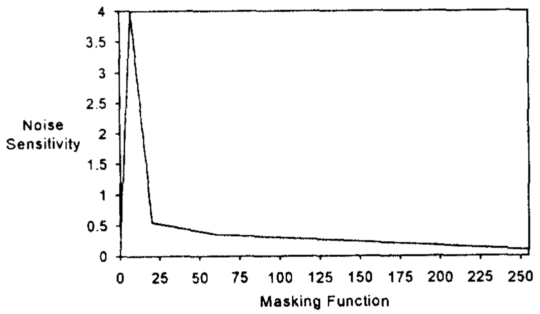


그림 2. 마스킹 함수와 시각의 잡음 민감도간의 근사 그래프
Fig. 2 The approximation graph of the relation between masking function and noise sensitivity

이와 같이 인간 시각 체계의 2가지 특성에 의하여 모델링된 잡음 민감도는 각 화소에서의 밝기값 오차에 대한 인간의 인식 정도를 반영한다. 그러므로 치역 블럭과 수축 변환된 정의역 블럭간의 유사성의 판정에 있어서 기존의 밝기 오차에 잡음 민감도를 적용하는 것은 각 화소에서의 밝기 오차에 대한 시각의 중요성을 반영하는 것이다.

Ⅳ. 제안 알고리듬

본 장에서는 인지 왜곡 척도(Perceptual Distortion Measure)를 적용한 새로운 프랙탈 영상 압축 알고리듬을 제안하고자 한다. 제안 알고리듬은 기본적으로 Jacquin의 알고리듬을 기초로 하여 왜곡 척도값에 따라 3-Level의 치역 블럭 분할을 적용한다. 기존의 알

www.dbpia.co.kr

고리듬들과 비교해 볼 때 제안 알고리듬은 다음과 같은 2가지의 특징을 지닌다.

첫째로 제안 알고리듬은 기존의 평균 자승 오차 대신에 잡음 민감도를 이용한 새로운 인지 왜곡 척도를 적용한다. 크기가 $R\times R$인 치역 블럭에 대하여 그 밝기값을 r_{ij}로 하고 수축 변환된 정의역 블럭의 밝기값을 $\tau(D)_{ij}$라 할때 본 논문의 인지 왜곡척도는 식(8)과 같다.

$$E(R, \tau(D)) = \frac{1}{R\times R}\sqrt{\sum_{i=0}^{R-1}\sum_{j=0}^{R-1}(r_{ij}-\tau(D)_{ij})^2\, W_{ij}}$$

$$\text{where,}\quad W_{ij} = Wb_{ij}\ \ \text{at mid-range class}\qquad We_{ij}\ \ \text{at Edge Class} \tag{8}$$

여기서 W_{ij}는 치역 블럭내의 각 화소에 대하여 III장에서 모델링된 잡음 민감도로서 치역 블럭이 속한 부류에 따라 다른 방식으로 구해진다. 식(8)에서 볼 때 정의된 인지 왜곡 척도는 치역 블럭의 각 화소에 대한 오차의 제곱에 모델링된 잡음 민감도를 곱한 형태이다. 그러므로 만약 치역 블럭의 어떤 한 화소가 큰 잡음 민감도를 지닌다면 이 화소에서의 치역 블럭과 수축 변환된 정의역 블럭간의 밝기값 오차는 큰 오차를 지닌 것으로 계산되어 진다. 반면에 작은 잡음 민감도를 지닌다면 밝기값 오차는 작은 오차를 지닌 것으로 계산되어 진다. 모든 화소들이 동일한 민감도를 지닌 것으로 간주하는 평균 자승 오차와는 달리 제안된 인지 왜곡 척도는 각각의 화소에 대하여 시각의 특성을 고려하여 각기 다른 가중치를 곱함으로써 오차를 계산한다. 따라서 탐색시 보다 시각적으로 유사한 정의역 블럭을 정합 블럭(Matching Block)으로 선정하며 아울러 시각적으로 불필요한 치역 블럭의 분할을 제거하게 된다.

한편 인지 왜곡 척도는 탐색 과정에 있어 유사성 정도를 판정하는 것으로서 수축 변환의 파라메타 선정에는 적용되지 않는다. 따라서 압축 과정에서 도입된 인지 왜곡 척도는 복원 과정에서 끌개로의 수렴에 영향을 미치지 않는다.

둘째로 본 논문에서는 압축 과정에서 탐색에 따른 계산량을 감소시키기 위하여 그림 3과 같이 치역 블럭에 대하여 9가지의 정의역 블럭들로 탐색을 수행하였다.

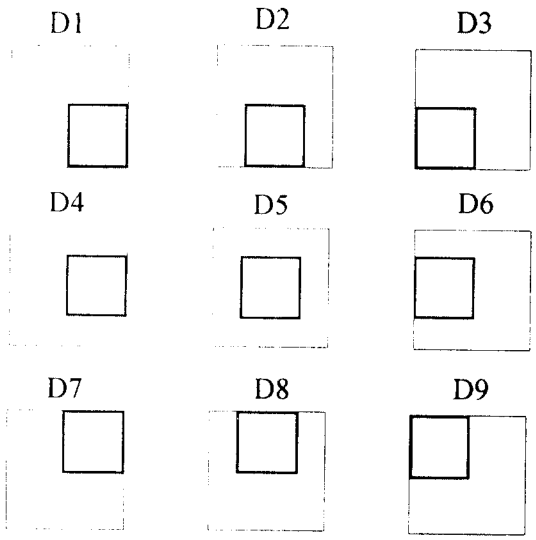


그림 3. 한 치역 블럭에 대하여 탐색될 정의역 블럭의 갯수
Fig. 3 The number of domain blocks for a range block

일반적으로 영상의 일부분은 그 주위 부근의 영역들과 높은 상관도를 지닌다고 알려져 있다[12]. 그리고 현재 이 사실은 예측 부호화기(Predictive Coding)에서 이용되어진다. 따라서 한 치역 블럭에 있어서도 그 닮은 영역은 자신을 포함한 주위 부근에 존재할 가능성이 높다. 이같은 가능성은 Jacquin[13]에 의하여 통계적으로 조사되어 확인되었다. 본 논문에서는 이와 같은 배경하에서 정의역 블럭의 탐색을 그림 3과 같이 제한하였다.

이와 같은 본 논문의 제안 알고리듬은 인지 왜곡척도를 도입함으로써 시각적으로 유사한 정의역 블럭을 정합 블럭으로 판정하여 평균 자승 오차에서와 같은 불필요한 분할을 제거함으로써 압축률을 향상시킨다. 또한 압축 과정에서 탐색할 정의역 블럭을 9가지로 제한하여 기존 방식들보다 빠른 압축을 수행한다. 그림 4는 하나의 치역 블럭에 대한 제안 알고리듬에 의한 압축 과정을 나타낸다.

한편 영상의 복원 과정은 기존의 방식과 동일하다. 전체 영상의 복원을 위해서 초기 영상을 임의로 설정한다. 설정된 초기 영상에서 전송된 파라메타들에 의하여 정의역 블럭을 수축 변환시키고 이를 대응되는 치역 블럭으로 대치한다. 이 과정을 모든 치역 블럭

www.dbpia.co.kr

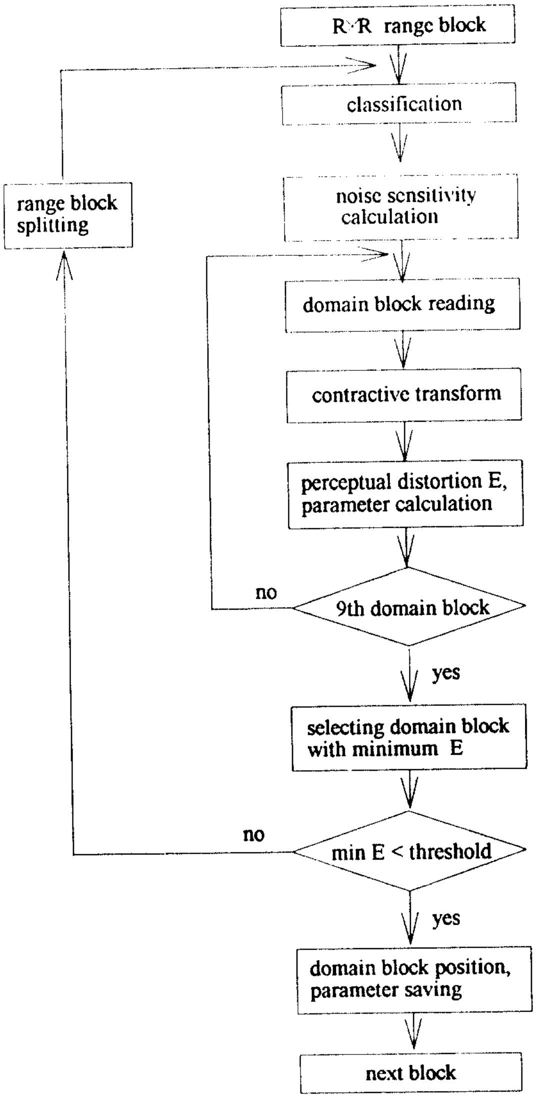


그림 4. 하나의 치역 블럭에 대한 제안 알고리듬의 순서도
Fig. 4 The flow chart of the proposed algorithm for a range block

에 대하여 반복하여 출력 영상을 구한다. 이같은 과정의 반복으로 얻어지는 출력 영상은 고정점 이론에 의하여 끝개로 수렴하게 되어 결국 복원 영상이 된다.

V. 모의 실험 및 결과

본 논문에서는 512×512 Lena, pepper 흑백 영상에 대하여 압축/복원을 수행하였다. 그림 5는 원 영상들을 나타내고 있다.

(a) Lena

(b) pepper

그림 5. 원 영상들
Fig. 5 Original images

본 논문은 모의 실험시 초기 치역 블럭의 크기를 16×16으로 하여 정합 블럭을 탐색하였다. 탐색된 정합 블럭과 치역 블럭간의 왜곡 오차가 임계값보다 클 경우, Quad-Tree방식처럼 치역 블럭을 8×8, 4×4의 크기로 분할하여 압축을 수행하였다. 이때 적용한 수축 변환은 Jacquin의 알고리듬과 같은 1차 직선 형태

www.dbpia.co.kr

의 선형 수축 변환으로서 수축 변환의 계수들은 최소 자승법을 이용하여 구하였다. 제안 방식에 의하여 저장되는 압축 데이타는 치역 블럭의 분할에 관한 정보, 4bit로 표시되는 정합 블럭의 위치, 그리고 6bit와 10bit로 각각 스칼라 양자화된 1차 직선의 계수들로 구성되어 진다.

그림 6. 평균 자승 오차에서의 복원 영상
Fig. 6 The reconstructed image by the mean squared error

그림 7. 인지 왜곡 척도에서의 복원 영상
Fig. 7 The reconstructed image by the perceptual distortion measure

본 논문에서는 제안 알고리듬의 왜곡 척도로서 기존의 평균 자승 오차(Mean Square Error)를 적용한 경우와 인지 왜곡 척도(Perceptual Distortion Measure)를 적용한 경우에 대하여 그 성능을 살펴 보았다. 그림 6과 그림 7은 Lena영상에 대하여 평균 자승 오차, 인지 왜곡 척도를 적용하여 복원한 영상들이다. 그림 6에서 압축률은 11.7:1이었고 평균 자승 오차는 31.3였다. 한편 그림 7의 압축률은 12.4:1, 평균 자승 오차는 32.3였다.

두 복원 영상들을 살펴 볼 때, 복원 영상들의 화질은 시각적으로 차이가 없고 또한 평균 자승 오차도 거의 동일하였다. 이것은 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도 모두에서 보다 많은 치역 블럭들이 분할되어 우수한 복원 화질이 얻어졌기 때문이다. 즉 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도 모두는 압축 과정에서 보다 많은 분할을 통하여 세밀한 부분에 대하여 정밀한 근사를 수행한다. 따라서 이 두 방식은 시각적인 면에서나 정량적인 면에서 우수한 복원 영상을 얻을 수 있고, 특히 이 경우에 평균 자승 오차의 수치는 시각에 의한 판단을 잘 반영한다. 반면에 압축률에 있어서는 인지 왜곡 척도가 적용된 그림 7에서 약 6%의 증가가 있었다. 이것은 인지 왜곡 척도에서 시각적으로 불필요한 치역 블럭의 분할이 감소되어 압축률이 증가하였기 때문이다. 즉 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도 각각에 의한 많은 치역 블럭들의 분할에 있어서, 인지 왜곡 척도는 시각적인 면에서나 정량적인 면에서 화질의 차이를 가져오지 않는 치역 블럭의 불필요한 분할을 제거시킨다. 따라서 동일한 화질에서 인지 왜곡 척도는 압축률을 증가시킨다.

보다 명확한 성능의 비교를 위하여, 본 논문은 Lena 영상에 대하여 동일한 압축률로 압축/복원된 출력 영상을 비교해 보았다. 19:1의 압축률에서 그림 8과 그림 9는 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도를 적용했을 때의 복원 영상들이다.

이들 두 영상에 있어서, 인지 왜곡 척도가 적용된 프랙탈 영상 압축에 의하여 압축/복원된 그림 9의 화질이 전체적으로 우수함을 알 수 있다. 그림 9에서 입술의 곡선 부분, 어깨와 턱이 만나는 사각형 부분, 그리고 사각형으로 표시된 모자 부근의 에지등이 그림 8에 비하여 잘 표현되어져 있음을 볼 수 있다. 이는 제안된 인지 왜곡 척도에 의하여 이 부분의 치역 블럭

www.dbpia.co.kr

그림 8. 압축률이 19:1일때 평균 자승 오차에서의 복원 영상
Fig. 8 The reconstructed image by the mean squared error when the compression ratio is 19 : 1

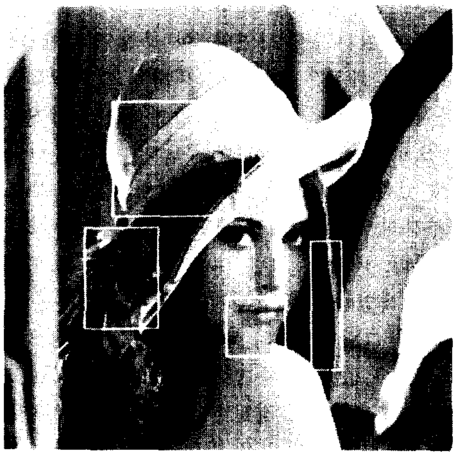


그림 9. 압축률이 19:1일때 인지 왜곡 척도에서의 복원 영상
Fig. 9 The reconstructed image by the perceptual distortion measure when the compression ratio is 19 : 1

이 보다 세밀하게 분할되어 진 반면 평균 자승 오차에 의해서는 치역 블럭이 분할되지 못하였기 때문이다. 한편 이때 복원 영상들에 있어서 평균 자승 오차는 42.6으로 동일하였다. 이것은 평균 자승 오차가 화질 판단 기준으로 부적합함을 암시한다. 다음 그림 10은 Lena 영상에 있어서 압축률 변화에 따른 왜곡 척도의 오차 그래프이다. 그림 10의 (a)는 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도를 적용하여 각각 압축/복원한 복원 영상들에 대하여 압축률 변화에 따른 평균 자승 오차 값을 그래프로 나타낸 것이다. 원은 평균 자승 오차가 왜곡 척도로 적용된 복원영상이고 마름모는 인지 왜곡 척도가 적용된 복원 영상이다. 그리고 (b)는 (a)에서와 동일한 복원 영상들에 대하여 압축률 변화에 따른 인지 왜곡 오차값을 그래프로 나타낸 것이다.

이 그래프에서 압축률이 높아질수록 평균 자승 오차의 수치는 시각적으로 우수한 복원 영상의 화질을 잘 반영하지 못하는 반면에 인지 왜곡 오차는 압축률

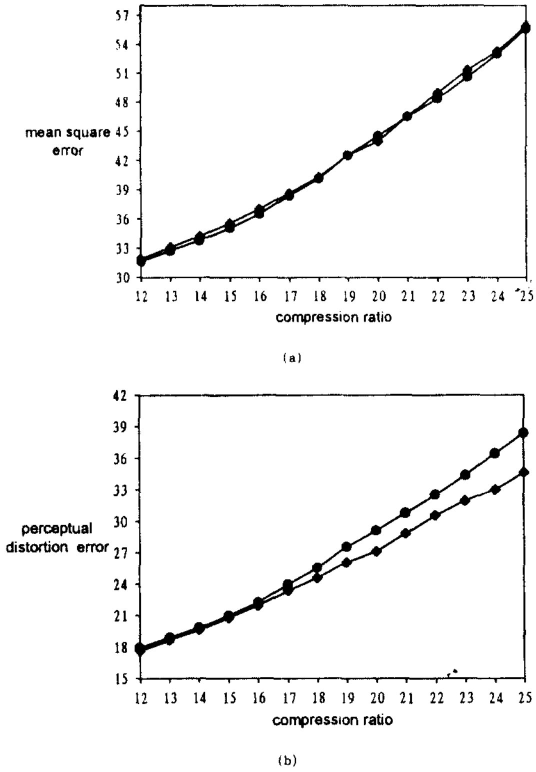


그림 10. 압축률 변화에 따른 왜곡 오차에 대한 그래프:(a) 평균 자승 오차 vs 압축률, (b)인지 왜곡 오차 vs 압축률
Fig. 10 Graph of the distortion measure error according to compression ratio:(a)mean square error vs compression ratio, (b)perceotual distortion error vs compression ratio

www.dbpia.co.kr

이 높아지더라도 복원 영상에 대한 시각적인 판단을 잘 반영하고 있음을 알 수 있다. 따라서 화질의 판정에 있어서 평균 자승 오차는 시각적인 특성을 반영하지 못하고 프랙탈 영상 압축에서 인지 왜곡 척도는 시각적으로 중요한 영역에서 평균 자승 오차보다 우수한 역활을 수행함을 알 수 있다.

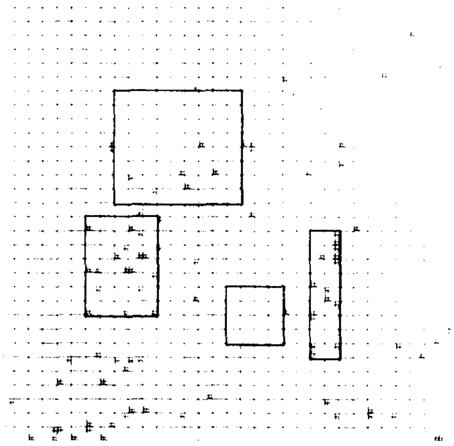


그림 11. 평균 자승 오차에 의해서만 분할된 치역 블럭의 분포

Fig. 11 The distribution of the range blocks splitted in mean squared error only

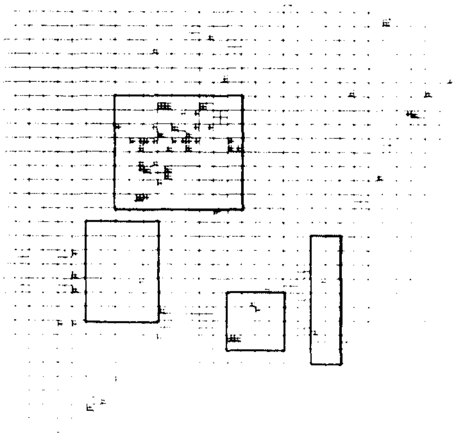


그림 12. 인지 왜곡 척도에 의해서만 분할된 치역 블럭의 분포

Fig. 12 The distribution of the range blocks splitted in perceptual distortion measure only

왜곡 척도에 따른 치역 블럭의 분할과 복원 화질간의 관계를 살펴보기 위하여, 본 논문은 그림 8과 그림 9에서 분할된 치역 블럭의 분포를 살펴보았다.

그림 11과 그림 12는 그림 8과 그림 9에서 평균 자승 오차와 인지 왜곡 척도에 의하여 분할된 치역 블럭들중에서 두 가지 방식에서 공통으로 분할된 치역 블럭을 제외시킨 그림들이다. 즉 그림 11은 인지 왜곡 척도에서는 분할되지 않고 평균 자승 오차에 의해서만 분할된 치역 블럭을 나타내고 그림 12는 평균 자승 오차에서는 분할되지 않고 인지 왜곡 척도에 의해서만 분할된 치역 블럭을 나타내고 있다.

그림 11과 그림 12을 비교해 볼 때, 먼저 그림 12에서 모자부근의 에지에서 생긴 치역 블럭의 분할을 볼 수 있다. 이것은 그림 9에서 사각형으로 표시된 모자부근의 에지 영역들이다. 원 영상에서 볼 때, 이 부분들은 중간 밝기를 배경으로 하는 경계 부분으로 큰 잡음 민감도를 지니고 있어서 분할의 필요성이 큰 곳이다. 따라서 인지 왜곡 척도는 정합 블럭의 탐색에서 보다 정밀한 근사를 요구하므로 이 부분의 치역 블럭을 세밀히 분할하였다. 이 분할 영역에 대한 복원 영상의 화질은 그림 8에 비하여 그림 9에서 우수함을 볼 수 있다. 한편 그림 11에서는 그림 9에서 사각형으로 표시된 머리카락 부근의 치역 블럭 분할을 볼 수 있다. 이 부분은 원 영상에서 어두운 부분과 밝은 부분이 서로 만나는 곳으로 잡음 민감도가 낮은 영역이다. 따라서 그림 14에서는 그림 11처럼 치역 블럭이 세밀하게 분할되지 않았다. 이 부분에 대한 그림 8과 그림 9에서의 복원 화질은 시각적으로 차이를 느낄 수 없었다. 즉 인지 왜곡 척도에서는 분할의 필요성이 감소되어 정밀한 근사가 잘 이루어졌다고 판정되어 분할되지 않은 반면 평균 자승 오차에서는 근사가 잘 이루어지지 않았다고 판정되어 분할되어진 이 부분들이 실제 복원 영상에서는 그 화질이 시각적으로 동일하다는 것이다. 이것은 평균 자승 오차가 시각적으로 잘 인식되지 못하는 밝기 오차값을 단순히 정량적으로 반영하므로써 치역 블럭을 불필요하게 분할함을 보여준다. 따라서 평균 자승 오차에 의한 치역 블럭의 분할이 부적합하다는 것을 알 수 있다. 이 두 가지 경우외에도 그림 12의 분할이 복원 영상에서 잘 반영되어 지고 있음을 알 수 있다.

다른 특성의 영상들에 대한 인지 왜곡 척도의 효과

www.dbpia.co.kr

를 알아 보기 위하여, 본 논문은 몇 가지 영상에 대한 실험을 수행하였다. 다음 그림 13과 그림 14는 pepper 영상에 대하여 최소 자승 오차와 인지 왜곡 척도를 각각 적용한 경우의 복원 영상들이다.

그림 13. 압축률이 40:1일때 평균 자승 오차에서의 복원 영상
Fig. 13 The reconstructed image by the mean squared error when the compression ratio is 40 : 1

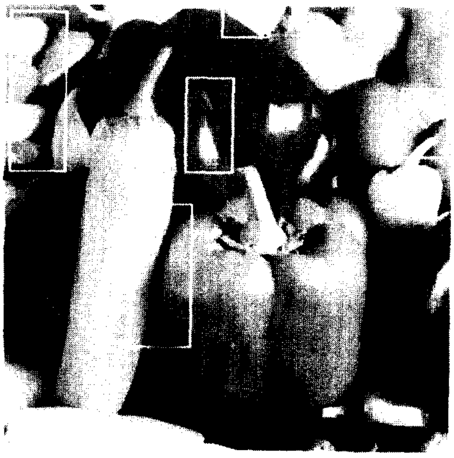


그림 14. 압축률이 40:1일때 인지 왜곡 척도에서의 복원 영상
Fig. 14 The reconstructed image by the perceptual distortion measure when the compression ratio is 40 : 1

그림 13과 그림 14는 40 : 1로 동일한 압축률을 지닌다. 그림에서 볼 때 인지 왜곡 척도의 적용은 Lena 영상의 경우와 같이 우수한 결과를 가져옴을 알 수 있다. 일반적으로 알려진 bridge 영상에서도 좋은 결과가 얻어 졌다. 본 논문의 제안 알고리듬은 20:1 이상의 고 압축에서 효과가 두드러지고 10:1이하에서는 최소 자승 오차의 경우와 비슷한 성능을 나타낸다. boat영상의 경우, 20:1 이상의 압축률에서 두 가지 왜곡 척도 모두는 원 영상에 비해 손실이 심한 영상을 복원하였다. 따라서 10:1정도의 압축률에서 비교할 수 밖에 없었다. 이때 인지 왜곡 척도와 최소 자승 오차간의 성능 차이는 없었다.

지금까지의 비교에서 평균 자승 오차에 의한 치역 블럭의 분할은 반드시 우수한 복원 화질을 가져오지 못함을 알 수 있다. 반면에 인지 왜곡 척도의 적용은 시각적으로 불필요한 부분의 분할을 제거하여 압축률을 높이는 한편 세밀한 분할이 요구되는 영역에서는 보다 많은 분할을 발생시켜 복원 화질을 개선시킴을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 인간 시각 체계(Human Visual System)의 특성을 반영한 왜곡 척도를 프랙탈 영상 압축 알고리듬에 도입하였다. 그리고 기존의 평균 자승 오차를 왜곡 척도로 한 경우에 대하여 모의 실험을 수행하고 그 결과를 비교하였다.

모의 실험 결과에서 볼 때, 인지 왜곡 척도의 적용은 시각적으로 유사한 정의역 블럭을 정합 블럭으로 선정하였다. 그리고 시각적으로 중요한 영역에서 치역 블럭을 세밀하게 분할하고 불필요한 부분에서는 분할을 감소시킴으로써 평균 자승 오차에 비하여 높은 압축률과 우수한 화질의 복원 영상을 얻었다. 또 압축률이 높아질수록 평균 자승 오차를 이용한 화질 평가는 부적절한 반면 인지 왜곡 척도는 화질에 대한 시각적 판단을 잘 반영함을 알 수 있었다. 압축률이 낮은 경우에서는 인지 왜곡 척도의 적용은 최소 자승 오차의 적용과 큰 차이를 가져 오지는 못하였다. 한편 본 논문의 프랙탈 영상 압축 알고리듬에서 도입된 인지 왜곡 척도(Perceptual Distortion Measure)의 역할은 정의역 블럭의 탐색시 수축 변환의 파라메타 선

www.dbpia.co.kr

정에는 무관하므로 복원 과정에서 영상의 수렴에 관한 문제를 야기시키지 않는다. 그러므로 인지 왜곡척도는 기존의 다른 개선 알고리듬들에서도 적용이 가능하며 우수한 결과를 가져오리라 예상된다. 이와 같은 결과를 토대로 앞으로 주파수 민감도등과 같은 기타 요소들의 모델링을 통한 보다 발전된 인지 왜곡척도의 개발 및 칼라 영상에 대한 압축에 관한 깊은 연구가 이루어져야 할 것이다.

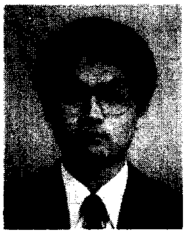
참 고 문 헌

1. H.O.Peitgen, H.Jurgen, D.Saupe, *Chaos and Fractals-New Frontiers of Science*, Springer-Verlag, New York, 1992.
2. M.F.Barnsely, *Fractals Everywhere*, Academic Press, Boston, 1988.
3. A.E.jacquin, "Fractal Image Coding Based on a Theory of Iterated Contractive Image Transformations," SPIE, vol.1360, pp. 278-239, Visual Communications and Image Processing, 1990.
4. A.S. Lewis and G. Knowles, "Image Compression Using the 2-D Wavelet Transform," IEEE Trans. on Image Processing, vol.1, pp. 244-250, April, 1992.
5. B.Ramamurthi and A.Gersho, "Classified Vector Quantization of Images," IEEE Trans. on Commun., vol.34, Nov, 1986.
6. D.M.Monro and F.D.Dudbridge, "Fractal Approximation of Image Blocks," Proc. IEEE ICASSP 92, vol.3, pp. 485-488, 1993.
7. G.E.Oien, S.Lepsoy and T.A.Ramstad, "An Inner Product Space Approach to Image Coding by Contractive Transformations," Proc. IEEE ICASSP 91, pp. 2773-2776, 1991.
8. G.Viens and H.M.Hayes, "Adaptive IFS Image Coding with Proximity Maps," Proc. IEEE ICASSP 93, vol.5, pp. 349-352, 1993.
9. R.Baseri and V.J.Mathews, "Vector Quantization of Images Using Visual Masking Functions," Proc. IEEE ICASSP 92, vol.3, pp. 365-368, 1993.
10. N.Jayant, J.Johnston and R.Safranek, "Perceptual Coding of Images," SPIE, vol.1913, pp. 168-178, Human Visual Processing and Digital Display, 1993.
11. A.Netravali and B.Prasada, "Adaptive Quantization of Picture Signal Using Spatial Masking," Proceedings of the IEEE, vol.65, No.4, pp. 337-340, April, 1977.
12. R.C.Gonzalez and R.E.Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
13. A.E.Jacquin, "Fractal Image Coding: A Review," Proceedings of the IEEE, vol.81, pp. 1451-1465, Oct. 1993.
14. Y.H.Moon, K.S.Son, H.S.Kim, Y.S.Kim, and J.H.Kim "Fractal Image Compression using Human Visual System," in Proc. SPIE, vol. 2418, Still-Image Compression, pp. 60-66, 1995.

감사의 글

본 논문은 삼성전자의 지원으로 부산대학교 정보통신연구소를 통하여 수행한 과제입니다. 삼성전자 및 부산대학교 정보통신연구소 관계자들께 감사드립니다.

www.dbpia.co.kr



文 龍 浩(Yong Ho Moon) 준회원
1969년 5월 5일생
1992년 2월 : 부산대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사)
1994년 2월 : 부산대학교 일반대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1994년 3월~현재 : 부산대학교 일반대학원 전자공학과 박사과정
※주관심분야 : 신경회로망, 영상처리(영상 데이타 압축)

朴 基 雄(Ki Wung Park) 정회원
1959년 12월생
1983년 2월 : 원광대학교 전자공학과 졸업
1985년 2월 : 경희대학원 전자공학과 졸업
1984년 12월 : 삼성반도체 통신 입사
현재 : IMAGE PROCESSING CHIP 개발담당, 삼성전자 멀티미디어 연구소 영상통신그룹 근무

孫 慶 植(Kyung Sik Son) 정회원
현재 : 부산대학교 전자공학과 부교수
제 20권 7호 참조

金 潤 秀(Yoon Soo Kim) 정회원
1979년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업
1981년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사)
1988년 2월 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사)
현재 : 삼성전자 기술 총괄 통신연구소 영상통신연구실 수석 연구원

金 在 浩(Jae Ho Kim) 정회원
현재 : 부산대학교 전자공학과 부교수
제 20권 7호 참조

www.dbpia.co.kr