

〈主 題〉

부영상의 퍼지분류에 의한 영상데이터 압축

Fuzzy Classification of Subimages for Image Data Compression

공 성 곤

(숭실대학교 전자전기정보통신공학부)

□ 차 례 □

I. 서 론

II. 적응 변환 부호화에 의한 영상데이터 압축

III. 퍼지 분류에 의한 영상 압축

IV. 결 론

I. 서 론

영상데이터 압축의 기본적인 아이디어는 재구성할 화질을 크게 저하시키지 않는 범위내에서 주어진 영상을 가능한 한 적은 양의 데이터로 표현하는 것이다. 영상신호는 인접한 화소(pixel)들 사이에 많은 중복성(redundancy)을 가지고 있으므로 이러한 중복성을 효과적으로 제거하면 화질을 크게 떨어뜨리지 않고는 영상데이터를 압축할 수 있다. 변환 부호화에 의한 영상압축은 영상데이터를 여러개의 부영상(subimage)들로 나누고, 직변교환을 이용하여 각 부영상을 변환계수로 표현하고, 인간의 시각계통이 높은 공간주파수 성분의 영상정보에 대해서는 민감하지 않다는 사실을 이용한다.[1][2] 변환계수들의 에너지는 주로 낮은 공간주파수 성분에 집중되어 있으므로 에너지가 큰 변환계수들에는 많은 비트를 할당하여 표현하고, 에너지가 작은 변환계수들은 무시함으로써 영상데이터를 압축한다.

적응 변환 부호화에 의한 영상데이터 압축기법은 부영상들을 영상 활동도(image activity)에 의해 몇 개의 부류로 나누는 부영상의 분류과정을 포함하고 있다. 이 분류과정에 의하여 변환 부호화에 비해 같은 압축비를 유지하면서 성능을 향상시킬 수 있다. 영상 활동도는 부영상이 가지고 있는 영상의 상세한 정도를 나타내는 개념으로 복잡한 부분을 많이 포함

하고 있는 부영상일수록 영상 활동도가 높다. 지금까지는 부영상들을 AC 에너지의 크기에 따라 순서적으로 정렬(sorting)하여 균등하게 같은 갯수를 갖는 부류로 분류하는 방법이 일반적으로 사용되어 왔다.[3] 그러나 다양한 영상 활동도의 분포를 가지고 있는 실제 영상들에 대해서는 적응성이 뒤떨어지므로 효과적인 방법이 될 수 없다. 따라서 다양한 분포의 영상에 대해서 효과적으로 부영상을 분류할 수 있는 보다 융통성있는 부영상의 분류방법이 필요하다.

퍼지시스템은 신호처리 분야에서 존재하는 불확실한 상황하에서도 효과적인 의사결정 수단을 제공하며, 영상데이터 압축에서는 부영상에 포함되어 있는 영상 활동도의 분포에 의해 효과적으로 부영상을 분류함으로써 영상 데이터 압축성능을 향상시킨다. 또한 퍼지 시스템은 모델링이 어렵거나 불가능한 복잡한 시스템에 대해 그 효용성이 입증되고 있다.[4] 시스템이 복잡해 지거나 비선형성이 증가하면 정확한 모델을 구하기가 어렵고, 또한 정확한 모델이 구해져서나 하더라도 계산량이 많아져서 실시간 처리에 많은 제약을 받게 된다. 그러나 퍼지시스템은 주어진 대상에 대한 전문가의 경험적인 지식이나 공학적인 상식을 토대로 퍼지규칙과 소속함수를 생성하고, 퍼지추론에 의하여 주어진 입력에 대해 적절한 출력을 제공한다. 퍼지규칙에 관한 지식이 충분하지 않은 경우에는 입력력 데이터를 클러스터링하여 퍼지규칙을 생성할 수 있다.

I. 적응 변환 부호화에 의한 영상데이터 압축

2.1 적응 변환 부호화

그림 1은 적응 변환 부호화에 의한 영상압축 과정을 나타낸다. 주어진 영상을 $M \times M$ 크기의 부영상 $x(m,n)$ 으로 나누고 이산 코사인 변환계수 $X(u,v)$ 로 변환한다. 이산 코사인변환은 상관성이 많은 영상데이터에 대해 에너지를 집중시키는 능력이 우수할 뿐만 아니라 고속 알고리즘이 존재하므로 계산량을 많이 줄일 수 있고 하드웨어 구현이 용이하다는 장점이 있으므로 가장 널리 사용되고 있다.[5] 각 부영상들을 그것이 포함하고 있는 상세한 정도에 따라 몇 개의 부류로 분류하고 분류결과에 해당하는 부류지표(class index)와 양자화한 영상 데이터 $X_q(u,v)$ 를 전송한다. 수신측에서는 수신된 영상 데이터 $\hat{X}_q(u,v)$ 와 분류결과를 가지고 수신된 변환계수 $\hat{X}(u,v)$ 를 재구성하고 역변환하여 원래 영상 데이터를 복원한다. 이 때 에너지가 큰 변환계수에는 많은 비트를 할당하고, 상대적으로 작은 에너지를 가지는 변환계수에는 적은 수의 비트를 할당하도록 각 부류마다 적합한 비트맵을 결정하여 압축한다.

2.2 부영상의 AC 에너지 분포

영상 활동도는 부영상에 포함되어 있는 복잡함의 정도를 나타내며, 부영상을 분류하기 위한 기준으로 사용되고 있다. 실제로 부영상의 영상활동도를 측정하기 위해서는 AC 에너지를 계산하는데, AC 에너지

는 부영상의 전체 에너지에서 DC성분의 에너지를 뺀 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$AC \text{ energy} = -X^2(0,0) + \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} X^2(u,v)$$

DC항 $X(0,0)$ 를 제외한 나머지 계수들은 AC항이라고 하는데, DC 에너지는 부영상내의 모든 화소의 밝기의 평균에 해당하며, AC 에너지는 분산에 해당한다. 균일한 배경과 같이 화소의 밝기의 변화가 거의 없는 부영상은 거의 모든 에너지가 DC항 근처에 집중이 되어 있으므로 AC 에너지가 작고, 복잡한 부분을 많이 포함하고 있는 부영상은 AC 에너지가 크다.

그림 2는 영상데이터를 8×8 크기의 부영상들로 나누었을 경우에 각 부영상의 AC 에너지의 분포 $E(u,v)$ 를 나타낸 것이다.

$$E(u,v) = \log_{10}(1 + |X(u,v)|)$$

DC성분은 AC성분에 비해 값이 아주 크므로 부영상의 에너지 분포는 DC성분으로 정규화하였고, 높은 공간주파수 성분을 강조하기 위하여 로그 스케일로 그렸다. 그림에서 어두운 부분은 높은 AC에너지에 해당하는 부분이다.

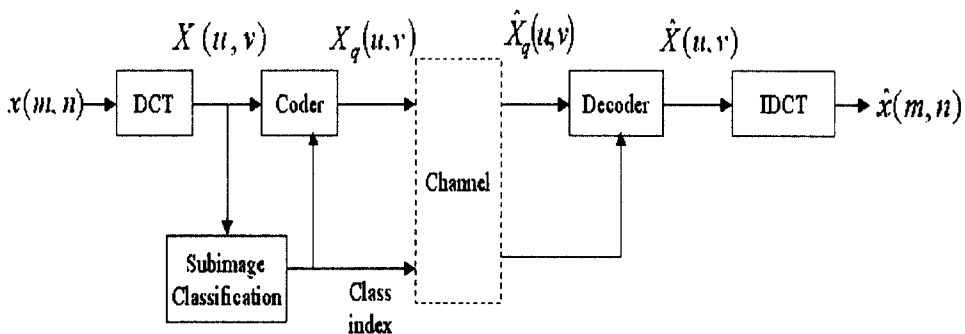


그림 1. 적응변환 영상 부호화의 계통도

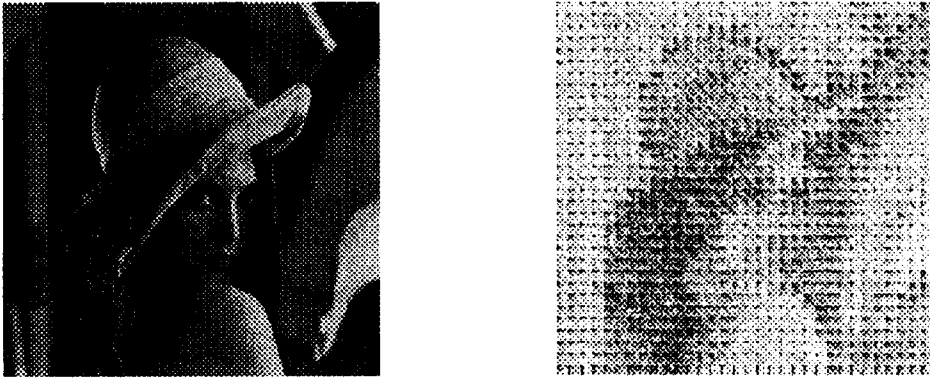


그림 2. (a) Lenna 영상 (b) AC 에너지 분포

적응 변환 부호화 과정에서는 각 부영상들의 전체 AC 에너지를 계산하여 이를 크기 순서로 정렬하고 이것을 4등분하여 같은 갯수의 부영상들로 이루어진 4개의 부류로 분류한다.[3] 256×256 영상이 주어졌을 때 이것을 8×8의 크기를 갖는 부영상으로 나누었다면 1,024(=32×32)개의 부영상이 존재하므로 전체 AC 에너지의 크기에 따라 4개의 부류로 나누어 각 부류가 256개의 부영상들을 포함하도록 한다. 부영상의 크기가 증가하면 더욱 많은 화소들의 상관성이 고려되므로 변환성능은 좋아지지만 계산량이 증가하므로, 8×8의 크기를 갖는 부영상으로 나누었다.

의 1/4에 해당하는 낮은 공간주파수 영역의 AC 에너지 L을 계산하여 이것들을 두 입력 퍼지변수로 사용한다.

$$T = -X^2(0,0) + \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{M-1} X^2(u,v)$$

$$L = -X^2(0,0) + \sum_{u=0}^{M/2-1} \sum_{v=0}^{M/2-1} X^2(u,v)$$

퍼지시스템의 출력 퍼지변수 B는 영상활동의 분포에 의해 분류된 4개의 부영상의 부류를 나타낸다.

III. 퍼지 분류에 의한 영상데이터 압축

3.1 입출력 변수의 결정

영상 데이터에서 화소의 밝기가 크게 변하지 않는 부영상은 에너지가 낮은 공간주파수 성분에 집중되어 있으므로 AC 에너지가 작고, 복잡한 성분이 많은 부영상은 AC 에너지가 크다. 따라서 전체 에너지와 낮은 공간주파수 영역의 AC 에너지의 분포는 부영상의 영상 활동도를 판단하는데 중요한 정보를 제공한다.[6] 부영상을 분류하기 위한 퍼지시스템은 아래와 같이 정의되는 부영상의 전체 AC 에너지 T와 변체

퍼지변수에 퍼지집합을 할당할 때, 퍼지집합의 수가 많으면, 보다 정밀한 결론을 얻을 수 있지만 시스템이 복잡해지고 계산량이 많아지게 되고, 너무 적으면 성능이 저하하므로 각 변수에 대해 적당한 수의 집합을 할당하여야 한다. 여기서는 퍼지변수 T에 대해서는 4개의 퍼지집합 BG, MD, SL 및 VS를 할당하였고, 퍼지변수 L에 대해서는 2개의 퍼지집합 LG 및 SM을 할당하였다. 또한 출력 퍼지변수 B에 대해서는 4개의 퍼지집합 HI, MH, ML 및 LO를 할당하였다. 4개의 부류로 분류하여도 영상압축의 성능을 향상시키는데 충분하였다.

각 퍼지변수가 가지는 퍼지집합에 대해 소속함수를 할당하여야 한다. 소속함수의 형태는 삼각형으로 하고 위치는 실제 영상데이터로부터 얻은 학습 데이터에 의해 결정하였다. 학습 데이터는 부영상들을 전체 AC 에너지의 크기 순서로 정렬한 다음 4개의 부류로 분류하는 과정을 통하여 구했다. 각 부류에 대해 전체 AC 에너지 T와 낮은 공간주파수 AC 에너지 L를 100으로 정규화하고 평균값 \overline{T}_k 와 \overline{L}_k 을 소속함수의 위치로 정하였다. 출력 퍼지변수 B의 각 퍼지집합에 대한 소속함수는 1, 2, 3 및 4를 중심으로 하였다. 그림 3은 입력력 변수들에 대한 퍼지 소속함수를 나타낸다.

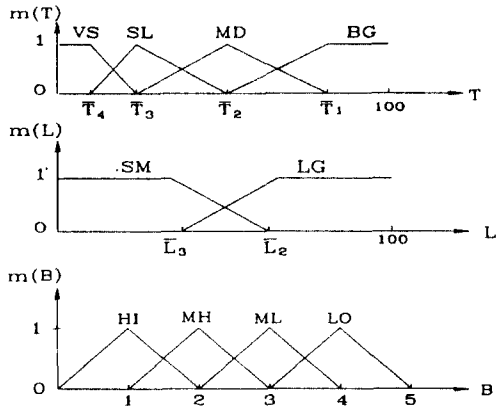


그림 3. 입력력 퍼지변수에 대한 소속함수의 정의

3.2 퍼지 시스템 구성

그림 4는 부영상의 분류를 위한 퍼지시스템의 구조를 나타낸다. 수치입력이 주어지면 퍼지화(fuzzification)에 의해 퍼지값으로 바꾸고 각 퍼지규칙의 부분출력 B_i' 을 구하고 이를 모두 더하여 최종 퍼지출력 B^* 를 구한다. 퍼지출력으로부터 비퍼지화(defuzzification)를 통하여 실제 수치 출력 y 를 구한다.

부영상을 분류하기 위한 퍼지시스템의 i 번째 규칙은 다음과 같이 두 개의 입력 퍼지변수 X_1, X_2 와 하나의 출력 퍼지변수 Y 사이의 IF-THEN 규칙 형태로 표현된다.

$$\text{IF } X_1 = A_{i1} \text{ AND } X_2 = A_{i2}, \\ \text{THEN } Y = B_i.$$

여기서 A_{i1}, A_{i2} 는 입력 변수에 대한 소속함수이고, B_i 는 출력 변수에 대한 소속함수를 나타낸다. 입력 변수에 대한 수치입력이 $X_1=x_1, X_2=x_2$ 과 같이 주어졌을 때 각 퍼지규칙의 부분출력 B_i' 을 구하는 과정은 다음과 같다. 싱글톤(singleton) 퍼지화 과정을 통하면 입력 A_1, A_2 의 소속함수는 각각 $m_{A_{i1}}(x_1), m_{A_{i2}}(x_2)$ 가 된다. 두 입력변수가 AND 연산에 결합되었을 때 i 번째 퍼지규칙의 적합도(degree of relevance) w_i 는 다음과 같다.

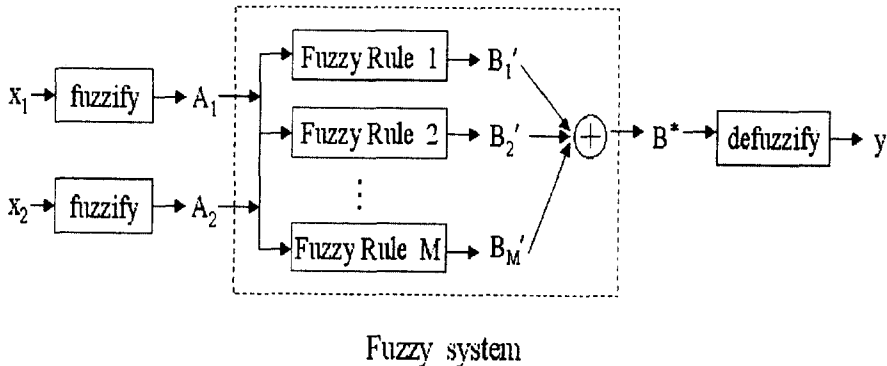


그림 4. 퍼지시스템의 구조

$$w_i = \min(m_{A_1}(x_1), m_{A_2}(x_2))$$

입력 퍼지변수가 주어졌을 때 이에 해당하는 퍼지 시스템의 출력 퍼지집합을 구하는 과정을 퍼지 추론이라고 한다. 상관-최소 퍼지추론에 의하여 각 퍼지규칙의 출력 퍼지집합의 소속함수는 다음과 같이 계산한다.

$$m_{B_i}(y) = \min(w_i, m_{B_i}(y))$$

최종 출력 퍼지집합 B*는 M개의 각 퍼지규칙의 출력 B_i'들을 합성하여 얻게 되는데, 일반적으로 모두 더하여 합성하는 방법을 사용한다.

$$m_{B^*}(y) = \sum_{i=1}^M m_{B_i}(y)$$

추론과정에 의하여 얻어진 퍼지시스템의 최종 출력 퍼지집합으로부터 실제문제에서 필요로 하는 수치적인 출력값을 구하는 과정을 비퍼지화라고 하는데, 무게중심에 의한 비퍼지화는 최종 출력 퍼지집합 B*의 무게중심을 구하여 이것을 퍼지시스템의 수치 출력값 y*으로 한다.

$$y^* = \frac{\sum_j y_j m_{B^*}(y_j)}{\sum_j m_{B^*}(y_j)}$$

3.3 퍼지규칙의 생성

퍼지규칙의 생성은 퍼지시스템을 실제로 응용하기 위해서 매우 중요하다. 많은 응용분야에서 전문가의 경험이나 공학적인 상식에 의해 퍼지규칙을 생성하고 있지만, 신호처리 분야에서와 같이 퍼지규칙을 경험에 기초하여 구하기 어려운 경우에는 퍼지규칙을 자동적으로 생성하는 것은 매우 중요하다. 신경회로망의 학습기능을 이용하면 시스템의 특성을 나타내는 데이터를 학습하여 시스템의 특성을 군사화함으로써 퍼지시스템의 설계에 필요한 퍼지규칙을 예측할 수 있다. 클러스터링을 이용하여 소속함수의 파라미터를 구하고 Sugeno 퍼지 규칙 및 규칙의 수를 구할 수 있다.[8]

여기서는 입출력 공간을 각각의 퍼지규칙에 해당하는 여러개의 퍼지 셀(cell)들로 나누고, 경쟁학습 알고리즘을 사용하여 주어진 데이터가 어느 퍼지 셀에 포함되어 있는가를 학습함으로써 퍼지 규칙을 예측하였다.[6] 학습 데이터는 부영상들을 AC 에너지에 의해 정렬하고 이를 4등분하여 얻는다. 이때 하나의 학습 데이터는 부영상의 전체 AC 에너지 T와 낮은 공간 주파수를 AC 에너지 L에 대하여 부류 B를 가지고 있으므로 3차원 입출력 공간(T, L, B)에서 하나의 점으로 표시된다. 각 변수에 대한 퍼지집합의 소속함수가 서로 중복되는 부분을 퍼지 셀로 정의하면 하나의 퍼지 셀은 하나의 퍼지규칙을 나타낸다.

그림 3과 같이 입출력 공간을 퍼지 분할하였을 때 입력 퍼지변수 T는 4개, L은 2개, 그리고 출력 퍼지변수 B는 4개의 퍼지집합으로 구성되어 있으므로 모든 가능한 퍼지 셀과 퍼지규칙의 수는 32(=4×2×4)개가 된다. 그림 5는 입출력 공간에서 정의된 하나의 퍼지 셀 (T₁, L₁, B₁)을 나타낸다. 학습 데이터의 클러스터 중심이 어떤 퍼지 셀에 주로 포함되어 있는가에 의해 퍼지규칙을 생성한다.

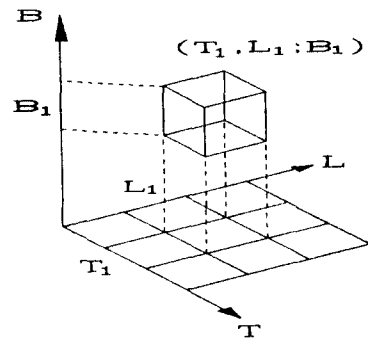


그림 5. 입출력 공간에서 정의된 퍼지 셀

이와같은 과정을 거쳐 얻어진 5개의 퍼지규칙은 다음과 같다.[7]

- RULE 1: IF T = BG AND L = LG, THEN B = HI.
- RULE 2: IF T = MD AND L = LG, THEN B = HI.
- RULE 3: IF T = MD AND L = SM, THEN B = MH.
- RULE 4: IF T = SL AND L = SM, THEN B = ML.
- RULE 5: IF T = VS AND L = SM, THEN B = LO.

주어진 학습 데이터에 대해서는 이와 같은 5개의 퍼지규칙만으로 충분하지만, 다양한 분포를 가지는 영상을 고려하여 입력 공간을 전부 포함시키기 위해서 3개의 퍼지규칙을 추가하였다.

- RULE 6: IF T = SL AND L = LG, THEN B = ML.
- RULE 7: IF T = VS AND L = LG, THEN B = LO.
- RULE 8: IF T = BG AND L = SM, THEN B = HI.

예를 들어 RULE 8은 퍼지규칙 (BG, SM: HI)을 나타내며 다음과 같은 의미를 가지고 있다:

“만일 전체에너지 T가 BG이고, 저주파수 에너지 L이 SM이면, 그부영상을 비트맵 HI로 부호화한다.”

퍼지규칙은 주어진 부영상을 AC 에너지의 분포에 의하여 어떤 부류로 분류하는 것이 효과적인지 결정해 준다. 그림 6(b)는 학습 데이터로부터 생성된 5개

의 퍼지규칙 RULE1-RULE 5에 의해 구해진 퍼지시스템의 출력을 나타낸다. 그림 6(a)는 이러한 퍼지규칙을 얻는데 사용된 입출력 공간에서의 학습 데이터이다. 퍼지시스템은 학습 데이터가 나타내는 부영상의 분류과정을 계산량이 많은 AC에너지를 정렬하지 않고 적은 수의 퍼지규칙을 가지고 효과적으로 근사화하였음을 보여준다.

3.4 퍼지시스템에 의한 부영상의 분류

앞에서 얻어진 퍼지규칙을 8×8의 크기의 부영상에 대해 적용하여 부영상을 분류하였다. 퍼지 시스템은 부영상을 4개의 부류, HI, MH, ML, 및 LO 중 하나로 분류한다. HI 부류는 상세한 정도가 가장 많은 부영상들을 포함하고, LO 부류는 상세한 정보가 가장 적은 부영상을 포함한다. 그림 7은 8×8 크기의 부영상을 4개의 부류로 분류하는 경우 화소당 평균 1비트를 할당하는 비트맵을 보여준다. 부류 HI의 부영상들

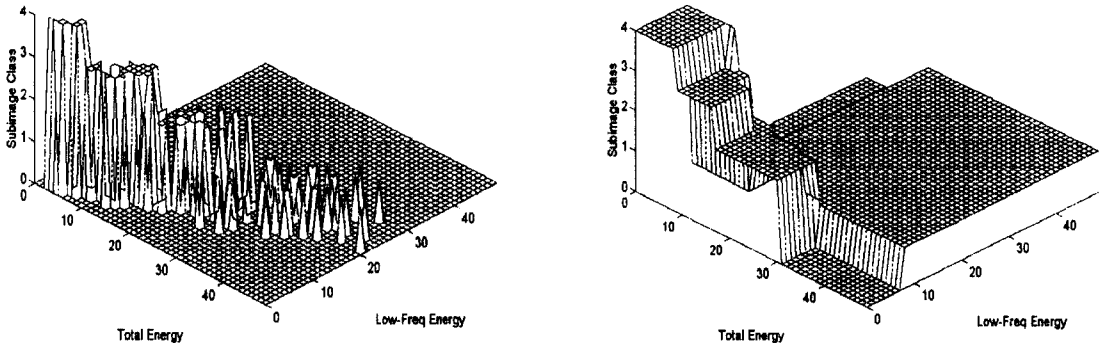


그림 6. (a) 입출력 공간의 학습 데이터, (b) 부영상의 분류를 위한 퍼지시스템의 출력

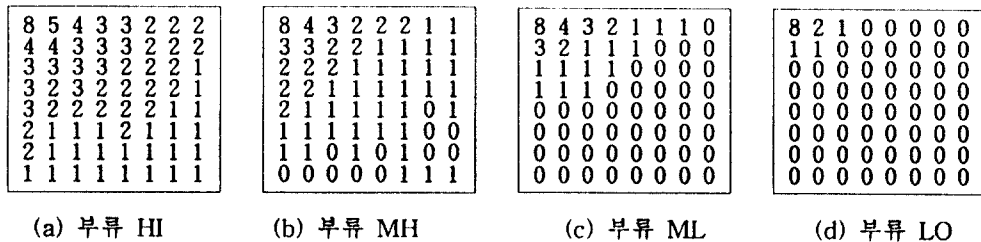


그림 7. 화소당 평균 1비트의 압축비에 대해 8×8부영상에 할당하는 비트맵

은 영상 활동도가 크므로 상대적으로 많은 비트를 할당하였고, 부류 LO는 상세한 정도가 작으므로 대부분의 변환계수를 무시하고 DC성분 근처의 몇 개의 계수만을 부호화한다.

그림 8에서는 Lenna의 부영상들을 퍼지시스템 의해 분류한 결과를 AC 에너지의 정렬에 의한 부영상의 분류와 비교하였다. 각 숫자는 하나의 부영상을 의미하는데, 1에 의해 표시된 부영상은 부류 HI, 즉 영상 활동도가 가장 높은 부영상의 부류에 속한다는 것을 뜻하고, 4로 표시한 부영상은 부류 LO, 즉 영상 활동도가 가장 낮은 부영상의 부류에 속한다는 것을 나타낸다. 그림 2의 에너지 분포와 비교해 보면 상세한 정도를 많이 포함하고 있는 부영상은 부류 HI로 분류되었고, 상세한 부분이 적은 부영상은 부류 LO로 적절히 분류가 되었다는 것을 알 수 있다.

그림 9는 실제 영상데이터 Pentagon에 대해 퍼지시스템에 의해 분류된 결과와 AC 에너지의 정렬에 의해 분류된 방법을 적용하였을 때 약 16:1의 압축비에 대해서 영상압축의 효과를 비교한 것이다. 영상압축의 성능을 평가하기 위한 객관적인 상능기준으로 다음과 같이 정의되는 최대 신호대 잡음비(PSNR)를 사용하였다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{V_{pp}}{s_r} \right) \quad (\text{dB})$$

여기서 V_{pp} 는 한 화소가 가질 수 있는 최대의 밝기의 차를 나타낸다. 영상데이터의 각 화소가 8비트로 표현되어 있는 경우에 V_{pp} 는 255이다. 그리고 s_r^2 은 원래의 영상 $x(m,n)$ 과 영상압축 과정을 거쳐 재구성된 영상 $\hat{x}(m,n)$ 과의 오차의 제곱의 합을 나타낸다.

$$s_r^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} [x(m,n) - \hat{x}(m,n)]^2$$

IV. 결 론

지금까지 부영상에 포함되어 있는 AC 에너지의 분포에 따라 부영상을 분류하여 차등적으로 변환 부호화함으로써 영상데이터 압축의 성능을 향상시키는 과정에 대하여 설명하였다. 각 부영상의 전체 AC 에너지를 순서적으로 정렬하여 이를 4등분하여 같은 수의 부영상을 가지는 4개의 부류로 분류하는 방법은 많은 계산량이 요구되는 실수의 정렬과정을 필요로 한다. 그리고 영상내에 포함되어 있는 상세함의 정도가 다양하게 분포되어 있는 실제 영상데이터에 적용할 때 적용성이 떨어지는 단점이 있다.

퍼지시스템은 부영상들을 영상 활동도의 분포에 따라 4개의 부류로 적절히 분류하여 영상데이터의 압축



(a) 원래 영상 (b) 퍼지분류(SNR=28.91 dB) (c) 정렬 (SNR=27.68 dB)

그림 9. Pentagon에 대한 영상압축의 결과

효과를 향상시켰다. 또한 퍼지 시스템은 실제의 부영상의 분류 과정으로부터 얻어진 입출력 공간의 학습 데이터를 가지고 학습하여 퍼지규칙을 예측하였으며 소속함수의 위치도 학습 데이터에 의해 결정함으로써 퍼지시스템의 설계에 객관성을 부여하였다.

참고문헌

[1] A. K. Jain, "Image Data Compression: A Review," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 69, No. 3, 349-389, March 1981.

[2] H. G. Musmann, P. Pirsch, and H.-J. Grallert, "Advances in Picture Coding," *Proc. of the IEEE*, Vol. 73, No. 4, 523-548, April 1985.

[3] W. H. Chen and C. H. Smith, "Adaptive Coding of Monochrome and Image," *IEEE Trans. on Communications*, Vol. 25, No. 11, 1285-1292, Nov. 1977.

[4] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of System and Its Applications to Modelling and Control," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-15, No. 1, Jan./Feb. 1985.

[5] W. H. Chen and C. H. Smith, and S. C. Fralick, "A Fast Computation Algorithm for the Discrete Cosine Transform," *IEEE Trans. on Communications*, Vol. COM-25, No. 9, Sept. 1977.

[6] B. Kosko, *Neural Networks and Fuzzy Systems*, Prentice-Hall, 1992.

[7] S.-G. Kong and B. Kosko, "Adaptive Fuzzy System for Transform Image Coding," *Proc. of the International Joint Conference on Neural Networks*, Vol. I, 609-614, July 1991.

[8] M. Kim and S.-G. Kong, "Fuzzy Rule Generation using the Clustering Algorithm for Cooperative Behavior of Small Mobile Robots," *Proc. of the 2nd Asian Control Conference*, Vol. I, 623-626, July 1997.



공 성 곤

- 1982년 8월 : 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업 (공학사)
- 1987년 2월 : 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업 (공학석사)
- 1991년 12월 : 미국 University of Southern California 전기공학과 졸업 (공학박사)
- 1982년 8월~85년 2월 : (주)금성기전 연구원
- 1985년 8월~87년 7월 : 전자통신연구소 연구원
- 1992년 3월~현재 : 숭실대학교 공과대학 전자전기 정보통신공학부 부교수
- 관심분야 : 퍼지시스템, 신경회로망, 지능제어, 영상 및 신호처리, 패턴인식, 인공지능