

영상 압축을 위한 이진 순방향 분류 기반 엔트로피 부호기

정회원 유 훈*, 정 제 창*

Entropy Coders Based on Binary Forward Classification for Image Compression

Hoon Yoo*, Je-Chang Jeong* *Regular Members*

요 약

엔트로피 부호기는 무손실 압축 방법으로써 영상 압축 및 기타 압축 분야에서 최종단 압축 방법으로써 널리 사용되고 있고 엔트로피 부호기의 성능 향상과 복잡도를 낮추려는 많은 노력이 있었다. 본 논문에서는 이진 순방향 분류(Binary Forward Classification)에 의한 엔트로피 부호기를 제안한다. BFC는 매 심벌마다 분류를 위한 추가 정보를 부가하게 되지만 분류 전 정보량과 분류 후의 전체 정보량은 변화가 없다는 특성을 갖는다. 본 논문에서는 이 특성을 증명하고 BFC를 응용한 압축 방법인 BFC와 Golomb-Rice 부호기를 결합한 형태(BFC+GR)와 산술 부호기와 결합한 형태(BFC+A) 등을 제시한다. 설계된 엔트로피 부호기는 BFC를 응용하여 부호기의 복잡도에는 영향을 주지 않는다. 또한 성능 분석결과 유사한 복잡도를 갖는 엔트로피 부호기와 비교하여 향상된 성능을 보여 준다.

ABSTRACT

Entropy coders as a noiseless compression method are widely used as end-point compression for images so there have been many contributions to increase of entropy coder performance and to reduction of entropy coder complexity. In this paper, we propose some entropy coders based on binary forward classification (BFC). BFC requires overhead of classification but there is no change between the amount of input information and that of classified output information, which we prove this property in this paper. And using the proved property, we propose entropy coders which are Golomb-Rice coder after BFC (BFC+GR) and arithmetic coder with BFC (BFC+A). The proposed entropy decoders do not have further complexity from BFC. Simulation results also show better performance than other entropy coders which have similar complexity to proposed coders.

I. 서론

전자통신 기술의 발달로 초고속 정보 통신망을 비롯한 여러 종류의 채널이나 매체를 통한 다양한 형태의 정보 서비스가 제공되고 한층 더 정보화 사회로 변모하고 있다. 정보화 사회에서 중추적인 역

할을 하는 멀티미디어 정보는 현대 사회를 정보화 사회로 가속시키고 있다. 멀티미디어 정보는 영상과 음향을 중심으로 문자, 도형, 음성 등이 결합된 다중 정보로서 멀티미디어 정보를 처리하는 핵심요소 중 하나가 각종 정보의 효과적인 표현 및 압축 방법이다. 따라서 음향 및 동영상에 대한 국제 압축 표준인 H.261, H.263, JPEG, JBIG, MPEG-1, 2, 4

* 한양대학교 전자통신공학과(jeong@icsp2.hanyang.ac.kr)
논문번호: 99442-1108, 접수일자: 1999년 11월 8일

등의 국제 표준안이 완성되어 영상전화, 디지털 방송 및 TV, VOD, 비디오 CD, 칼러 FAX, DVD 등에 적용되고 있다^{1,2,11,12)}. 많은 국제 표준들은 성능 향상 뿐만 아니라 구현상의 복잡도를 고려하여 제정되었다. 복잡도는 비단 하드웨어의 복잡도 뿐만 아니라 소프트웨어적 실시간 구현이 가능한 경우도 포함하므로 영상 압축 시스템의 효율을 유지하면서 복잡도를 낮추려는 노력이 필요하게 된다. 예를 들면 JPEG-LS에서는 저 복잡도를 갖는 손실/무손실 영상 압축에 대한 표준이 완결되면서 산술 부호화기의 대체로써 Golomb-Rice 부호화 방법을 적용한 것은 복잡도가 실제 영상 압축 시스템을 구현하는데 중요한 역할을 한다는 것을 알 수 있다³⁾.

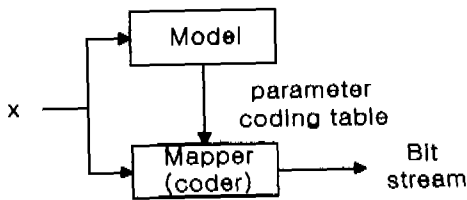


그림 1. 엔트로피 부호기의 일반적 구조

영상 압축의 일반적인 구조는 크게 3 단계로 나누어진다. 첫 번째 단계는 영상 화소간 상관 관계를 제거하는 예측 및 변환 단계, 둘째 단계는 상관 관계가 제거된 영상 화소를 한정된 몇 개의 코드(또는 심벌)로 바꾸어 주는 양자화 단계, 그리고 마지막 단계로 양자화된 영상 화소를 최종적인 비트 형태로 표현하는 엔트로피 부호화 단계로 나누어진다. 각 단계는 상호 연관성이 있지만 영상 압축 분야에서 각각 독립적으로 발전해 왔다. 이들 중 엔트로피 부호화 방법은 영상 압축 시스템에서 복잡도와 압축 효율에 많은 영향력을 발휘하므로 엔트로피 부호기의 선택은 영상 압축시스템의 성능에 중요한 역할을 차지한다.

엔트로피 부호기의 일반적인 구조는 그림 1과 같이 입력 정보원에 대한 적절한 모델을 구성하고 모델 파라미터 및 부호 테이블을 구성하는 모델부와 모델부에서 얻어진 파라미터와 부호 테이블을 이용한 적절한 비트열로 사상(mapping)하는 사상부로 구성된다. 엔트로피 부호기는 확률 모델을 요구하게 되고 모델을 정적, 동적으로 설정하느냐 또는 몇 개의 모델을 사용하느냐에 따라서 부호기의 성능이 좌우된다. 예를 들면, JBIG에서 사용하는 Q-coder의 경우 산술 부호기 적용시 과거의 10개의 화소

값(context)으로부터 현재의 화소의 확률 값을 예측하기 위해 사용하고 있다⁴⁾. 모델을 결정하는 많은 방법들이 과거의 값으로부터 현재의 값을 예측하는 방법을 사용하고 있다. 이 방법은 역방향 분류(backward classification)으로 생각할 수 있고 비복부호기 및 복부호기의 복잡도를 증가시키는 단점이 있지만 성능이 우수하다. 한편 순방향 분류(forward classification)는 현재의 값을 적절한 범주로 분류하고 분류정보는 부가정보로 처리하는 방법으로 생각할 수 있다. 예를들면, JPEG과 MPEG 등에서 사용되고 있는 변형 허프만 부호기(modified Huffman coder) 등이 있다^{5,6)}.

본 논문에서는 이진 순방향 분류(Binary Forward Classification)를 응용한 엔트로피 부호화기를 제안한다. 그림 2에서 일반적인 이진 순방향 분류에 대한 설명을 도식적으로 보여주고 있다. BFC는 매 심벌마다 분류를 위한 추가 정보를 부가하게 되지만 분류 전 정보량과 분류 후의 전체 정보량은 변화가 없다는 특성을 갖는다. 본 논문에서는 BFC의 특성에 관한 두가지 성질을 소개하고 증명한다. 또한 이 특성을 이용하여 정보원을 효율적으로 낮은 복잡도를 갖는 압축방법을 제시한다. 제안된 방법은 BFC와 Golomb-Rice 부호기를 결합한 형태(BFC+GR) 또는 산술 부호기와 결합형태(BFC+A) 등을 갖는다. 또한 BFC는 구조의 특성상 복부호기에 부가하는 복잡도는 거의 없다.

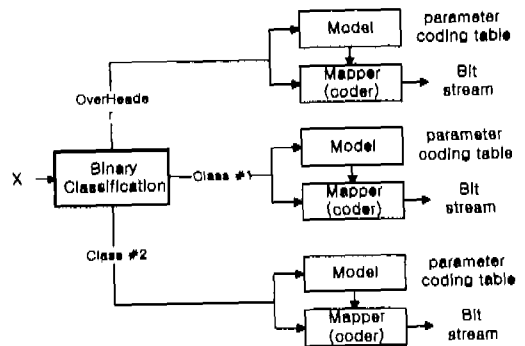


그림 2. BFC를 이용한 엔트로피 부호기의 일반적인 구조

본 논문의 구성의 다음과 같다. II장에서는 BFC의 특성들을 소개하고 증명한다. III장에서는 BFC를 응용한 예로써 BFC+GR과 BFC+A 압축 방법에 대해서 소개한다. IV장에서는 BFC+GR과 BFC+A에 대한 실험을 하고 결과를 비교 분석하고 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 이진 순방향 분류(Binary Forward Classification)의 특성

본 논문에서는 Binary FC (BFC)를 제안한다. 그림 3은 제안하고 있는 BFC에 대한 구조를 보여주고 있다. 그림 4에서 BFC의 작동 원리에 관한 예 를 보여주고 있다. 그림 4에서 볼 수 있듯이 입력 정보원을 적당한 문턱 값과 비교해서 입력 심벌들 을 2 가지 범주로 분류하고 매 심벌마다 1 bit의 분 류 부가정보를 갖게된다. 결국 입력 심벌은 3 가지 범주로 나누어진다. 즉 문턱 값 보다 큰 값들인 significant symbol(Sig)와 문턱 값보다 작은 값들인 non-significant symbol(Nonsig) 그리고 분류 부가정 보인 Binary Map Mask(Map)로 분류가 이루어진 다. 그림 4에서 보듯이 Sig 집합과 Nonsig 집합은 * 부호를 갖는데 이는 부호화할 필요가 없는 위치를 표시하는 부호이다. 또한 * 부호는 Map 집합으로 부터 유도되기 때문에 전혀 부호화할 필요가 없는 부 호이다.

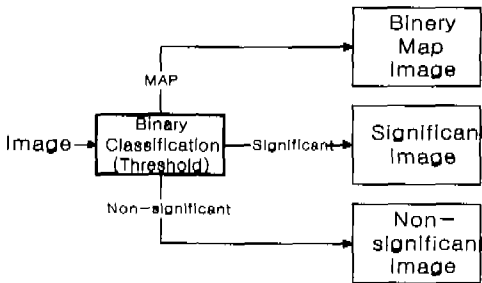


그림 3. 이진 순방향 분류기 구조

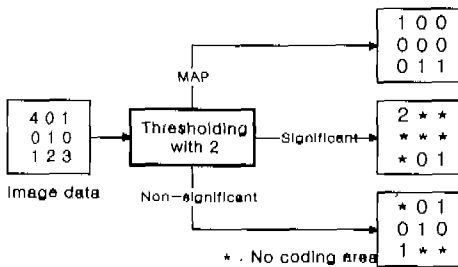


그림 4. BFC에 의한 분류 예.

입력 정보원을 X 집합이라 정의하고 집합에 대 한 정보량을 구하는 함수를 $I(X)$ 정의하자. Sig 집 합의 정보량은 $I(Sig)$ 로, Nonsig 집합의 정보량은 $I(Nonsig)$ 로, 그리고 Map 집합의 정보량은 $I(Map)$ 로 된다. 입력 정보원이 이산 무 기억 정보원(Discr-

ete Memoryless Source)이면 입력 정보원 X 의 정 보량은 BFC의해서 분류된 3 종류의 정보원의 정보 량의 합은 동일하다. 즉 식 (1)과 같이 이진 순방향 분류를 하더라도 입력 정보량은 보존되는 성질이 존재한다.

$$I(X) = I(Sig) + I(Nonsig) + I(Map) \quad (1)$$

식 (1)을 증명하기 위해서 식 (1)의 우항에 대해서 전개해서 식 (1)의 좌항을 얻는 방법으로 한다. 이 산 무 기억 정보원은 정보원 상호간에 상관 관계가 없어서 0차 마르코프 확률 모델을 사용하나 고차 확률 모델을 사용하나 엔트로피는 동일하다는 특징 이 있다. 따라서 정보원의 정보량은 정보원의 크기와 입력 정보원의 1차 엔트로피의 곱으로 정의할 수 있다. 여기서 M 을 알파벳의 최대값이라고 정의 하던 입력 알파벳의 범위는 $0 \sim M$ 이다. 즉 입력의 심벌 개수는 $M+1$ 개가 되고, N 은 입력 정보원의 전 체 개수, K 는 문턱 값으로 알파벳 범위내에 있는 임의의 값 그리고 p_i 는 i 번째 알파벳의 확률값으 로 정의한다. 매 입력 심벌마다 분류 정보를 부가하 므로 Map 집합의 크기는 N 이 되고 Map 집합의 심벌인 0과 1의 각각의 확률 값은 식 (2)와 식 (3) 으로 구해진다. 또한 Sig 집합은 크기는 전체 크기 에서 Sig 집합이 되는 확률 값을 곱한 $N \times PM_1$ 가 되고 Nonsig 집합의 크기는 전체 크기에서 Sig 집 합이 되는 확률 값을 곱한 $N \times PM_0$ 가 된다. Sig, Nonsig 집합은 알파벳의 범위가 축소되었으므로 확 률 값을 정규화해야한다. 즉 p_i 는 $\frac{p_i}{PM_0}$ 와 $\frac{p_i}{PM_1}$ 으로 각각 변환된다.

$$P_{map}(0) = \sum_{i=0}^{K-1} p_i = PM_0 \quad (2)$$

$$P_{map}(1) = \sum_{i=K}^M p_i = PM_1 \quad (3)$$

Map 집합의 정보량은 식 (4)와 같이 Map 집합 크기와 Map 집합의 엔트로피의 곱으로 계산 할 수 있다.

$$I(Map) = \text{Size}(Map) \times H(Map) \\ I(Map) = N \times (-PM_0 \log_2 PM_0 - PM_1 \log_2 PM_1) \quad (4)$$

여기서 $H(\cdot)$ 는 엔트로피를 구하는 함수이다. 유

사한 방법으로 *Sig* 집합의 정보량과 *Nonsig* 집합의 정보량을 계산하면 각각 식 (5)와 식 (6)과 같다.

$$I(Sig) = \text{Size}(Sig) \times H(Sig) \tag{5}$$

$$I(Sig) = N \times PM_1 \times \left(- \sum_{i=K}^M \frac{p_i}{PM_1} \log_2 \frac{p_i}{PM_1} \right)$$

$$I(Nonsig) = \text{Size}(Nonsig) \times H(Nonsig)$$

$$I(Nonsig) = N \times PM_0 \times \left(- \sum_{i=0}^{K-1} \frac{p_i}{PM_0} \log_2 \frac{p_i}{PM_0} \right) \tag{6}$$

식 (1)에 식 (4), 식 (5)와 식 (6)을 대입하면 식 (7)이 얻어진다. 그리고 식 (7)을 전개해 나가면 식 (8)이 얻어진다.

$$\begin{aligned} & N \times (-PM_0 \log_2 PM_0 - PM_1 \log_2 PM_1) + \\ & N \times PM_1 \times \left(- \sum_{i=K}^M \frac{p_i}{PM_1} \log_2 \frac{p_i}{PM_1} \right) + \\ & N \times PM_0 \times \left(- \sum_{i=0}^{K-1} \frac{p_i}{PM_0} \log_2 \frac{p_i}{PM_0} \right) \\ &= N \times (-PM_0 \log_2 PM_0 - PM_1 \log_2 PM_1) + \\ & N \times \left(- \sum_{i=K}^M p_i \log_2 \frac{p_i}{PM_1} \right) + \\ & N \times \left(- \sum_{i=0}^{K-1} p_i \log_2 \frac{p_i}{PM_0} \right) \\ &= N \times (-PM_0 \log_2 PM_0 - PM_1 \log_2 PM_1) \\ & - \left\{ N \times \sum_{i=K}^M p_i (\log_2 p_i - \log_2 PM_1) + \right. \\ & \left. N \times \sum_{i=0}^{K-1} p_i (\log_2 p_i - \log_2 PM_0) \right\} \\ &= N \times (-PM_0 \log_2 PM_0 - PM_1 \log_2 PM_1) \\ & - \left\{ N \times \sum_{i=K}^M p_i \log_2 p_i - \sum_{i=K}^M p_i \log_2 PM_1 + \right. \\ & \left. N \times \sum_{i=0}^{K-1} p_i \log_2 p_i - \sum_{i=0}^{K-1} p_i \log_2 PM_0 \right\} \\ &= N \times (-PM_0 \log_2 PM_0 - PM_1 \log_2 PM_1) \\ & - (N \times \sum_{i=K}^M p_i \log_2 p_i - PM_1 \log_2 PM_1 + \\ & N \times \sum_{i=0}^{K-1} p_i \log_2 p_i - PM_0 \log_2 PM_0) \\ &= -(N \times \sum_{i=K}^M p_i \log_2 p_i + N \times \sum_{i=0}^{K-1} p_i \log_2 p_i) \\ &= -N \times \sum_{i=0}^M p_i \log_2 p_i \tag{8} \end{aligned}$$

식 (8)은 입력 정보원 *X*의 크기와 *X*의 엔트로피와의 곱의 형태를 갖고 이는 입력 정보원 *X*의

정보량이 된다. 그러므로 입력 정보량과 이진 분류에 의한 각 범주에 해당하는 정보량은 동일하다는 식 (1)은 증명되었다.

식 (1)을 문맥 값 *K*에 의한 식으로 식 (9)와 같이 다시 정리하고 *K*가 1이면 식 (9)에서 $I(Nonsig[K])$ 항은 *Nonsig*의 집합이 모두 0이 되므로 정보량도 0이 된다. 따라서 식 (9)는 식 (10)과 같이 된다. 식 (10)에서 $I(Sig[1])$ 항을 식 (1)에 외해서 다시 구성하면 식 (10)은 식 (11)과 같이 된다.

$$I(X) = I(Sig[K]) + I(Nonsig[K]) + I(Map[K]) \tag{9}$$

$$I(X) = I(Sig[1]) + I(Map[1]) \tag{10}$$

$$\begin{aligned} I(X) &= I(Sig[2]) + I(Nonsig[2]) + \\ & I(Map[2]) + I(Map[1]) \\ &= I(Sig[2]) + I(Map[2]) + I(Map[1]) \tag{11} \end{aligned}$$

식 (11)에서 $I(Nonsig[2])$ 항에서 *Nonsig* 집합은 동일한 알파벳만이 존재하므로 정보량이 0이다. 따라서 순차적으로 *Sig* 집합을 분류해 나가면 식 (12)와 같은 성질이 존재하고 순차적 분류에 의해서 식 (13)과 같이 입력 정보원의 표현은 단순히 이진 분류에 의한 부가 정보만으로 표현이 가능해진다.

$$I(Sig[K]) = I(Sig[K+1]) + I(Map[K+1]) \tag{12}$$

$$I(X) = \sum_{i=1}^K I(Map[i]) \tag{13}$$

식 (13)이 유도되는 과정을 그림 5에서 예로서 보여주고 있다. 그림 5와 같이 $Map[i]$ 의 크기는 *i* 따라서 달라진다.

■. BFC를 이용한 엔트로피 부호화기

BFC는 입력 정보원을 정보량 변화 없이 세 범주로 분류한다. 분류된 각각 집합들은 서로 다른 통계적 성질을 갖는다. 즉 *Sig* 집합과 *Nonsig* 집합은 동일한 입력 정보원 보다 심벌 수도 적고 각 집합의 분산 등 여러 통계적 특성이 다르고 특히 Binary Mask Map (BMM) 정보는 2진 정보원이다. 따라서 각각 분류 집합들을 각각 다른 엔트로피 부호기 사용하는 것이 합리적이다. 본 논문에서 BFC의 특성을 이용해서 BFC+GR과 BFC+A 부호기를

제안한다. BFC+GR은 복잡도가 낮으면서 유사한 복잡도를 갖는 다른 부호기보다 효율 높은 영상 부호화 방법을 제공한다. BFC+A는 BFC의 특성에 따라서 3가지의 범주로 나누어진 각 집합들을 Q-coder 및 일반적인 산술부호기를 적용한 부호기로 단순히 산술 부호기 이용한 구조보다 향상된 효율을 제공한다^{4,7}.

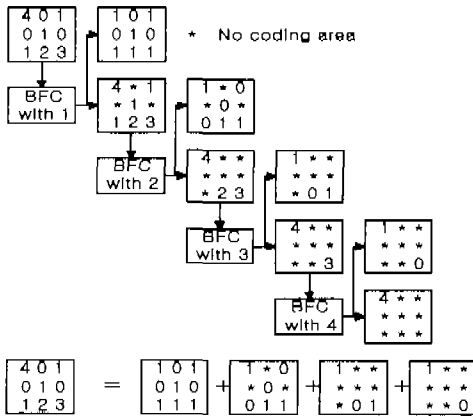


그림 5. 반복적 BFC에 의한 영상에 대한 분류 예.

1. BFC+GR

Golomb-Rice 부호는 입력 심벌이 기하분포를 갖는 경우에 적용되는 매우 간단한 부호이다^{8,9}. GR 부호는 1진수와 2진수를 이용하여 입력 부호어를 재구성한다. 1진수를 표현하는 방법으로 0의 개수를 사용하므로 계수가 필요하고 나머지 2진수 표현 부분은 원 데이터가 2진수이므로 쉬프트연산으로 처리하므로 GR 부호기는 부호나 복호시 매우 간단히 연산을 수행할 수 있다. 이때 2진수의 자리 수를 결정해야하고 이 값은 GR 부호의 파라미터(K)가 된다. 그림 6에서는 GR 부호기와 BFC를 이용한 무손실 영상 압축 방법의 전체적인 블록도를 보여주고 있다. BFC이후에 얻어지는 Map 집합은 GR 부호에 알맞도록 런길이 부호를 위한 다음 한번 더 BFC를 이용해서 런길이 부호된 심벌을 3가지 범주로 분류한 뒤 각 집합에 대해서 각각 파라미터 K4, K3, K2를 구한 다음 GR 부호어로 표현한다. 그리고 Sig, Nonsig 집합을 각각에 해당하는 파라미터 K1, K0를 구한 뒤 GR 부호어로 표현한다. BFC+GR 방법은 입력 집합이 기하 분포를 갖는 것을 대상으로 한다. 즉, 입력 집합이 기하분포를 갖어야 GR 부호가 효율을 얻게된다. 입력 집합이 기하분포를 갖는 경우는 영상 압축할 때 자주 발생하

는 분포이다. 예를 들면 DPCM된 여러 영상, 영상의 DCT 계수의 분포, 움직임 보정된 여러 영상 등의 분포는 라플라스 분포를 갖는데 이 분포는 쉽게 기하 분포로 변형이 가능하다³. 또한 이진 영상의 런길이 분포는 기하 분포를 갖는다⁸.

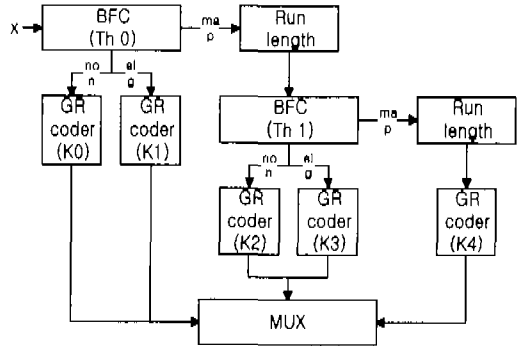


그림 6. BFC+GR 구조

2. BFC+A

산술 부호는 입력 집합의 엔트로피에 거의 근접하는 효율을 보이는 가장 좋은 엔트로피 부호로 알려져 있다⁷. 산술 부호기를 BFC와 같이 사용하는 방법이 그림 7에서 보여주고 있다. 그림 7에서 알 수 있듯이 적당히 분류된 각 집합을 적용적인 모델을 사용하여 부호화하고 Map 집합은 이진 집합에 좋은 효율을 보이고 있는 Q-coder 또는 JBIG를 이용해서 사용하고 있다. 입력 집합 상호간에 상관관계가 전혀 없다면 식 (1)에 의해서 BFC+A의 효율은 단순히 산술 부호화하는 것과 동일하지만 일반적으로 영상 심벌간의 상관관계는 예측 부호화를 수행하더라도 존재해서 BFC에 의한 효율증대를 기대할 수 있다.

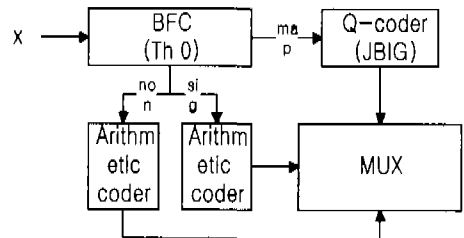


그림 7. BFC+A 구조

IV. 실험 및 결과

1. 실험 방법

BFC+GR과 BFC+A의 성능평가를 위해서 그림 8

와 같이 입력 영상을 적당한 방법으로 차분 부호화를 수행한 여러 영상에 적용하였다. 본 논문에서는 MPEG4에 제안된 ADPCM 방법을 사용하였다. 차분부호화된 영상은 라플라스 분포를 갖는 여러 영상이 된다. 식 (14)에서의 같이 라플라스 분포를 기하 분포로 변환하는 Shuffling 단계를 사용하여 BFC+GR과 BFC+A의 입력으로 사용하였다. Shuffling 단계는 양수 값을 짝수로 음수 값을 홀수로 변환하는 단계로 여러 영상의 부호를 쉽게 처리할 수 있다. 또한 비교평가를 위해서 그림 8.a, 그림 8.b, 그리고 그림 8.c와 같이 단순히 GR 부호화, 산술부호화, 그리고 무손실 JPEG에서의 허프만 부호화를 각각 적용한 실험과 그림 8.d와 그림 8.e에서 알 수 있듯이 BFC+GR과 BFC+A를 적용한 실험을 수행하였다.

$$x = \begin{cases} 2e & \text{if } e \geq 0 \\ -2e-1 & \text{if } e < 0 \end{cases} \quad (14)$$

여기서 e 는 여러 영상에 대한 최솥이다.

실험용 영상으로 512×512 크기의 lena 영상, lena 영상을 저대역 필터를 통과한 후 2:1 간축하여 얻어진 256×256 크기의 영상, 계속적으로 크기를 반으로 줄여서 128×128 크기의 영상, 64×64 크기 등 다양한 크기의 영상에 대해서 실험을 수행하였다.

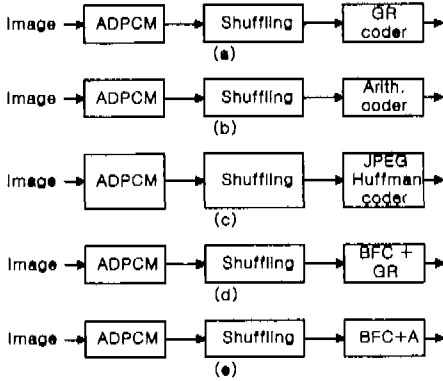


그림 8. 실험 방법론.

2. 실험 결과

본 논문에서는 제안하는 엔트로피 부호화의 성능 평가 지표로써 실험에 수행된 엔트로피 부호화기의 엔트로피 부호기 효율 η 를 식 (15)와 같이 정의하고 측정했다^[10]. η 는 식 (15)에서도 알 수 있듯이 조건부 확률 모델 중 0차 확률 모델을 사용했을 경우의 엔트로피 값과 부호기의 평균 부호길이의 비

율로써 정의되어 있다. 일반적으로 영상 화소간 상관관계가 없다면 η 는 100이하의 값을 갖는다. 그러나 화소간 상관관계가 있다면 사용하는 엔트로피 부호기의 성능에 따라 사용된 모델에 따라서 η 값은 100이상의 값도 갖을 수 있다.

$$\eta = \frac{\text{0th order Entropy}}{\text{Average Length of Entropy Coder}} \times 100 \quad (15)$$

표 1. BFC+GR 부호기 효율 비교

Lena Image Size	0 th Entropy		GR Coder		JPEG Huffman Coder		BFC+GR Coder	
	Bitrate	η	Bitrate	η	Bitrate	η	Bitrate	η
512×512	4.6745	100	4.7846	97.70	5.2045	89.82	4.7106	99.25
256×256	4.8590	100	5.1275	94.80	5.2449	92.64	4.8038	101.23
128×128	5.2362	100	5.7101	91.70	5.5191	94.87	5.2207	100.31
64×64	5.7358	100	6.0747	94.42	6.0388	94.98	5.8240	98.55

표 2. BFC+A 부호기 효율 비교

Lena Image Size	0 th Entropy		Arithmetic Coder		BFC+A coder	
	Bitrate	η	Bitrate	η	Bitrate	η
512×512	4.6745	100	4.6829	99.82	4.5751	102.17
256×256	4.8590	100	4.8877	99.41	4.6502	104.49
128×128	5.2362	100	5.3345	98.16	5.1172	102.33
64×64	5.7358	100	6.0261	95.18	5.9565	96.29

BFC를 이용한 엔트로피 부호기는 적당한 문턱 값을 요구한다. 또한 문턱 값에 의해서 엔트로피 부호기의 성능이 달라진다. 따라서 문턱 값을 정하는 문제가 남게된다. 물론 영상에 따라 문턱 값이 차이가 있지만 서로 크기가 다른 영상에 대한 실험적으로 이 문턱 값은 대략 20정도에서 대체적으로 만족할 만한 성능을 보이고 있다. 실험에 대한 결과는 표 1과 표 2에 보이고 있다. 표 1에서 알 수 있듯이 무손실 JPEG에서 전역 허프만 부호기의 η 값이 90~95를 갖는 반면에 GR 부호기의 η 값은 92~98를 갖는다. BFC를 응용한 BFC+GR 부호기의 η 값은 99.5~101에 이르는 높은 효율을 보여주고 있다. 제안된 방법의 η 가 100을 상회하는 높은 효율을 보이는 것은 BMM 정보를 런길이 부호화 할 때 영상 내에 남아있는 여분의 상관관계가 제거된 것에 기인한다. 표 2에서 BFC+A 대한 결과도 산술 부호기를 직접 사용하였을 때의 η 값이 95.1~99.8인 것

보다 BFC+A 부호기의 η 값이 96.3~104.5 가지므로 더 향상된 효율을 보여주고 있다.

BFC를 응용한 부호기는 BMM의 부가정보에 의해서 부호화할 심벌의 수가 증가한다. 그러나 BMM의 심벌들이 BFC+GR의 경우 런길이 부호화되면 추가로 부호화될 심벌수 S_{sig} 의 개수와 같아지고 지수 분포를 갖기 때문에 S_{sig} 의 개수는 전체의 10~20% 내외 정도이다. 따라서 BFC에 의해서 부가되는 부호기의 추가적인 복잡도는 매 심벌마다의 비교기와 전체의 10~20% 정도의 추가적인 심벌을 부호화하는 정도에 지나지 않을 뿐 아니라 순방향 분류의 특성상 복호기의 추가적인 복잡도가 거의 없는 장점이 있다.

V. 결론

본 논문에서는 이진 순방향 분류 (Binary Forward Classification)에 의한 엔트로피 부호기기를 제안했다. BFC는 매 심벌마다 분류를 위한 추가 정보를 부가하게 되지만 분류 전 정보량과 분류 후의 전체 정보량은 변화가 없다는 특성을 갖고 본 논문에서는 이 특성을 증명하였다. 또한 BFC의 특성을 응용한 압축 방법인 매우 복잡도가 낮은 GR 부호기기를 응용한 BFC+GR과 산술 부호기기를 응용한 BFC+A 등을 제시했다. 설계된 엔트로피 부호기는 BFC를 응용하여 복호기의 복잡도에는 영향을 주지 않는다. 또한 성능 분석결과 유사한 복잡도를 갖는 엔트로피 부호기와 비교하여 향상된 성능을 보여준다. 제안된 부호기는 DPCM된 에러 영상에 적용하여 성능평가를 수행하였고 수행 결과 BFC+GR의 경우 엇비슷한 복잡도를 갖는 다른 부호기와 비교하여 η 값이 99.5~101에 이르는 효율을 보여주고 있고, BFC+A의 결과는 96.3~104.5 정도의 값을 갖는 효율을 보여주고 있다. BFC+GR 부호기는 계수기와 쉬프트연산만으로 가능한 GR 부호기기를 응용한 부호기로서 매우 간단한 부호 및 복호를 수행한다. 따라서 BFC를 응용한 부호기 및 복호기는 복잡도를 적게 차지함과 동시에 엔트로피 부호기의 성능향상에 좋은 방법이 된다.

참고 문헌

[1] K. R. Rao and J. J. Hwang, *Techniques and Standards for Image, Video, and Audio Coding*, Prentice-Hall, Inc., 1996.

[2] V. Bhaskaran and K. Konstantinides, *Image and Video Compression Standards Algorithms and Architectures Second Edition*, Kluwer Academic Publishers, 1997.

[3] ISO/IEC JTC1/SC 29 WG 1(JPEG/JBIG) FCD 14495, *Lossless and near-lossless coding of continuous tone still images(JPEG-LS)*, July 1997.

[4] ITU-T Recommendation T.82, *Information Technology - Coded Representation of Picture and Audio Information - Progressive Bi-level Image Compression*, March 1993.

[5] W. B. Pennebaker and J. L. Mitchell, *JPEG STILL IMAGE DATA COMPRESSION STANDARD*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1993.

[6] MPEG (JTC1/SC29/WG11) and E.G. on ATM Video Coding (ITU-T SG15), "Generic coding of moving pictures and associated audio : (MPEG-2)", Draft International Standard 13818-2 Video, ISO/IEC, March 1994.

[7] I. H. Witten, R. Neal, and J. G. Cleary, "Arithmetic coding for data compression," *Communications of the ACM*, vol. 30, pp. 520-540, July 1987.

[8] S. W. Golomb, "Run-Length Encodings," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. IT-12, pp. 399-401, July 1966.

[9] R. F. Rice, "Some practical universal noiseless coding techniques," *Tech. Rep. JPL-79-22, Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, CA*, March 1979.

[10] M. Rabbani and P. W. Jones, *Digital Image Compression Techniques, Volume TT7*, Spice Optical Engineering Press, Washington, 1991.

[11] 정제창, *최신 MPEG*, 교보문고, 1995.

[12] 정제창, *응용 MPEG*, 교보문고, 1997.

유 훈(Hoon Yoo)

정회원



1997년 2월 : 한양대학교 전자통신 공학과 졸업 (공학사)

1999년 2월 : 한양대학교 대학원 전자통신 공학과 졸업 (공학석사)

1999년 3월~현재 : 한양대학교 대학원 전자통신공학과 영상통신 및 신호처리 연구실 박사과정

<주관심 분야> 영상압축 및 영상처리

점 제 창(Jechang Jeong)

정회원

한국통신학회 논문지 제22권 5월호 p.p 927 참조