

일반논문-04-09-3-07

영상 적응형 무손실 영상 압축

원종우^{a)†}, 오현종^{b)}, 장의선^{a)}

Image-adaptive Lossless Image Compression

Jong-woo Won^{a)†}, Hyun-jong Oh^{b)}, and Euee S. Jang^{a)}

요약

본 논문에서는 새로운 무손실 영상 압축 알고리즘을 제안한다. 무손실 영상 압축(Lossless Image Compression)은 Prepress Industry, Remote Sensing, Image archival system과 같이 정확성과 정밀도를 요하는 분야에서 사용된다. 무손실 영상 압축은 원 영상과 복원 영상이 완전히 일치하여 품질을 그대로 유지할 수 있으나, 압축 효율 면에서는 만족할 만한 효과를 볼 수 없다. 기존의 대표적인 무손실 영상 압축 방법으로는 CALIC과 JPEG-LS이 있다. CALIC은 높은 압축률을 나타내지만, 3-PASS의 선처리과정을 요구하여 복잡도가 높아지는 단점이 있는 반면 JPEG-LS는 압축률에서 CALIC에 못 미치지만 복잡도가 낮아 부호화/복호화 과정이 빠르며 이 분야의 표준으로 지정되어 있다. 본 논문에서 제안한 영상 적응형 무손실 영상 압축기술은 다수의 예측기를 통해 현재 화소에 가장 적절한 오차값을 예측하였다. 또한, 산술 부호화(arithmetic coding)시 다수의 심볼 확률 모델을 사용함으로써, 단일 모델을 이용하는 방식에 비해 압축 효율을 향상시켰다. 다중 모델을 이용하는 방식은 본 논문에서 제안한 방식뿐만 아니라, 다른 무손실 영상 압축방법에도 그대로 적용이 가능하다. 실험 결과, JPEG-LS보다 약 5%의 압축 효율 향상이 있었다. 또한 CALIC과는 압축 효율이 같거나 근소한 우위를 나타냈다.

Abstract

In this paper, we proposed a new lossless image compression algorithm. Lossless image compression has been used in the field that requires the accuracy and precision. Thus, application areas using medical imaging, prepress imaging, image archival systems, precious artworks to be preserved, and remotely sensed images require lossless compression. The compression ratio from lossless image compression has not been satisfactory, thus far. So, new method of lossless image compression has been investigated to get better compression efficiency. We have compared the compression results with the most typical compression methods such as CALIC and JPEG-LS. CALIC has shown the best compression-ratio among the existing lossless coding methods at the cost of the extensive complexity by three pass algorithm. On the other hand, JPEG-LS's compression-ratio is not higher than CALIC, but was adopted as an international standard of ISO because of the low complexity and fast coding process. In the proposed method, we adopted an adaptive predictor that can exploit the characteristics of individual images, and an adaptive arithmetic coding with multiple probability models. As a result, the proposed algorithm showed 5% improvement in compression efficiency in comparison with JPEG-LS and showed comparable compression ratio with CALIC.

Keywords : lossless image compression, arithmetic coding, JPEG-LS, CALIC, multi-model

-
- a) 한양대학교 정보통신대학원 디지털 미디어 연구실
Digital Media laboratory, Graduate school of information and communications, Hanyang University.
b) LG 전자 DM 연구소 연구원
DM reserch laboratory, LG electronics.

I. 서론

일반적으로 정지 영상 압축은 영상 입력 장치를 통하여 획득한 영상을 효율적으로 저장하는 것을 목적으로 한다.

따라서 획득한 영상의 화질을 유지하면서 최소의 정보량으로 영상을 표현하는 방법에 대한 연구가 이루어지고 있다. 정지 영상 압축은 영상의 손실 유무에 따라 손실 압축(lossy compression)과 무손실 압축(lossless compression)으로 구분 된다. 영상 압축은 통상 적인 것으로 20:1이상의 압축 효과가 있는 손실 압축을 의미 하며, 이 분야에서는 대표적으로 JPEG [6]이 국제 표준으로써 널리 사용되고 있다. 하지만, 법률 자료나 의료영상과 같은 신뢰성이 보장되어야 하는 영상 자료에서는 손실 압축의 방법을 적용할 수가 없다. 무손실 압축은 부호화/복호화 과정을 거치더라도, 원영상과 복원영상이 완전히 일치하여, 품질(quality) 및 신뢰도를 보장한다. 이러한 특성으로 인해, 현재 무손실 영상 압축은 여러 응용분야에서 쓰이고 있으며, 앞으로도 그 활용도는 더욱 넓어질 것으로 예측된다. 현재 가장 많이 쓰이는 의료영상 뿐만 아니라 Prepress Industry, Remote Sensing, Image archival system 등의 영상의 품질 및 정밀성과 신뢰도가 요구되는 분야에서 무손실 영상 압축의 활용은 더욱 커질 것으로 보인다^{[4][5]}.

무손실 정지 영상 압축으로 널리 쓰이는 방법으로 JPEG-LS^[2], CALIC(Context-based Adaptive Lossless/nearly lossless Image Coding)^[1], JPEG-2000^[7] 무손실 모드 등이 쓰인다. JPEG-LS는 무손실/준무손실(lossless/near lossless) 전용 영상 압축 포맷으로 지정되어 있다. 그 외 SPHT(Set Partition in Hierarchical Trees)^[8], CALIC^[1] 등이 널리 사용되고 있으며, 이중 CALIC이 영상 압축률이 가장 뛰어나다. JPEG-2000 표준에서도 특별히 무손실 압축을 지원하고 있으나 무손실 전용 방법의 성능을 따라 오지는 못한다.

무손실 압축 방법들은 손실 압축의 높은 압축률에 비해, 그 압축 효율은 1.5:1에서 3:1정도에 불과하다. 오래전부터 무손실 정지 영상 압축에 관한 많은 연구가 진행되고 있으나, 그 개선 효과는 여전히 미비한 실정이다. 그만큼 무손실 정지 영상 압축은 지금도 풀어야 할 과제로 남아 있다.

일반적으로, 무손실 영상 압축은 크게 두개의 과정을 거친다. 첫째는 기존 영상을 복원이 가능한 범위 안에서 엔트로피를 최소화시키는 방향으로 재 표현하는 것이며, 둘째는 이렇게 재 표현된 영상의 엔트로피에 가장 근접한 bpp(Bits Per Pixel)을 가지는 압축 효율을 달성 하는 것이다. 따라서, 본 논문은 다수의 예측기를 사용함으로써 엔트로피를 낮추고, 적응산술부호기(adaptive arithmetic

coder)^[3]를 응용하여 압축률을 높이기 위한 설계를 제안 한다.

II 장에서는 관련 무손실 압축 방법에 대하여 소개하고 III 장에서는 제안하는 영상 적응형 무손실 영상 압축에 관하여 설명하고, IV 장에서는 실험 결과에 대한 고찰을 하며, 마지막으로 V 장에서는 결론과 향후 과제에 대하여 논의해 보기로 한다.

II. 관련 무손실 영상 압축 방법

1. JPEG

JPEG은 컬러 정지 영상의 압축 표준으로써, 현재 가장 널리 사용되고 있는 압축 방식이다. 손실 방식과 무손실 방식을 함께 제공하고 있으며, 손실 방식은 DCT(Discrete Cosine Transform) 변환을 거치는 반면, 무손실 방식은 단순한 DPCM(Differential Pulse Code Modulation)과 허프만 부호를 이용한 예측 부호화를 택하고 있다. JPEG의 무손실 방식은 예측할 픽셀 주변의 픽셀 중 가장 인접한 3개의 픽셀을 이용하여 8가지 예측기를 작동한다. 엔트로피 부호화 과정은 기본적으로 허프만 부호기를 사용하지만, JPEG 확장에서는 산술부호화(Arithmetic coding)를 지원한다. JPEG의 무손실 방식은 손실 방식과 다르게 8x8 블록 단위로 DCT를 하는 것이 아니라 매우 단순한 DPCM 과정을 통하여 예측하기 때문에 다른 무손실 방식에 비하여 압축 효율이 떨어진다.

2. JPEG-LS

JPEG의 무손실 방식의 압축 성능의 한계로 인해 새로운 무손실 영상 압축의 표준의 필요성이 대두 되었으며, 그 결과로 JPEG-LS라는 무손실 압축 표준이 탄생했다. JPEG-LS는 단순한 JPEG의 확장이 아니며, JPEG과 별개로 새롭게 디자인 된 알고리즘이다. DCT나 산술 부호화를 사용하지 않으며, 준무손실(near-lossless) 방식에서만 양자화를 한다. JPEG -LS는 LOCO-I(LOW COMPLEXITY LOSSLESS COMPRESSION FOR IMAGE)^[11]라는 알고리즘을 기본으로 하고 있다. 이 알고리즘은 약자에서 보듯이 낮은 복잡도를 보이는 것이 특징이다.

3. CALIC

CALIC의 부호화는 예측 과정과 이전의 이미 부호화 된 두 개 라인만을 포함한 context 템플릿을 이용하여 진행된다. 따라서 부호화와 복호화 알고리즘은 현재의 화소값 이전의 단순한 두 개의 라인 버퍼를 필요로 한다. CALIC 알고리즘은 현재의 화소값의 context에 의존하는 context 적응형 비선형 예측기를 기본으로 하고 있으며, 이진(binary) 모드와 연속 색조(continuous-tone) 모드의 두가지 모드를 갖는다. 부호화 하는 과정에서 두 개의 모드중에서 알맞은 모드를 자동 선택하며, Lena와 같은 일반적인 자연영상의 경우 99.7%의 화소가 연속 색조모드로 부호화 되며, 나머지 0.3%에 대해서만 이진 모드로 부호화한다. CALIC은 연속 색조 모드에서 GAP(Gradient-adjusted prediction), context의 선택과 양자화, 예측 오차 값들의 context 모델링, 그리고 예측 오차 값들의 엔트로피 부호화라는 4가지 과정을 거치면서 다른 무손실 압축 방법에 비해 높은 복잡도를 보이거나 압축 효율은 가장 좋다.

4. JPEG-2000

JPEG-2000은 기존 JPEG의 단점을 개선하고 다양한 기능을 실현한 차세대 정지영상 압축 표준이다. JPEG-2000은 기존의 JPEG에서 사용하던 영상을 분할하여 DCT 변환을 사용하지 않고, 전체 영상에 대하여 변환을 하는 웨이블릿 변환(Wavelet Transform) 방식을 사용한다. 또한 화소별 압축이 아니라 비트 평면 부호화(bit plane coding)를 사용한다. JPEG-2000은 손실 방식에서는 JPEG에 비하여 같은 용량에서 더 나은 영상 화질을 얻을 수 있는 특징이 있다. 하지만 JPEG-2000의 무손실 방식에서는 JPEG-LS에 미치지 못한다.

Ⅲ. 영상 적응형 무손실 영상 압축

그림 1 은 제안한 영상 적응형 무손실 영상 압축 알고리즘의 부호기 블록도이다. 블록 단위로 context값에 따른 예측을 수행한 후, 실제 화소값과 예측값 사이의 차이를 부호화하게 되는데, 본 논문에서는 엔트로피 부호기로써 적응 산술 부호기(adaptive arithmetic coder)를 이용하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘의 가장 큰 특

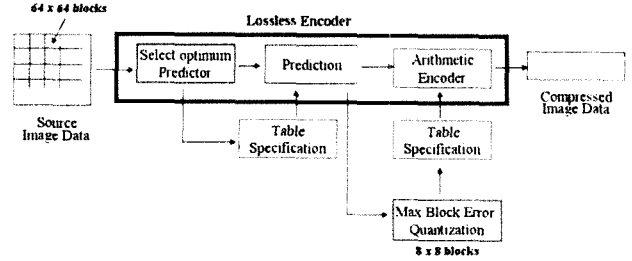


그림 1. 제안한 알고리즘의 부호기 블록도
Fig 1. Block diagram of proposed encoder algorithm

징은 예측기 선택 과정이 있다는 것과, 8x8블록별로 최대 오차값을 양자화하여 적응 산술 부호화에 이용한다는 것이다.

1. 블록 단위 부호화

블록 기반의 부호화는 이웃하는 화소들이 크게 변화하지 않는 영상의 국부적 중복성을 이용한다. 본 논문에서 블록으로 나누어진 영상은 블록내의 특성에 따라 서로 다른 예측기를 통해 예측과정을 거쳐 부호화를 수행하며, 64x64 크기의 블록 단위로 예측 과정을 거친다. 그림 2는 512x512 크기의 Lena 영상을 64x64 블록 단위로 분할한 영상이다.

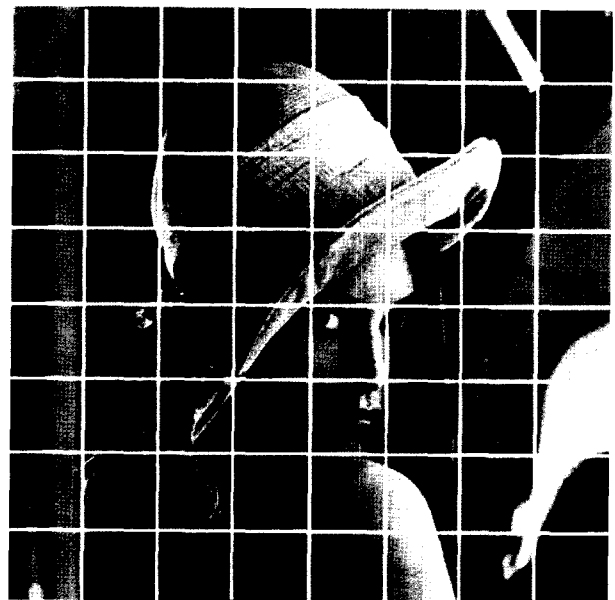


그림 2. Lena 영상의 64x64 블록분할
Fig 2. 64x64 Division block of Lena image

블록 단위로 영상을 분할하였을 시 블록별 영상의 특징이 두드러짐을 알 수 있다.

블록 단위별로 부호화하게 되면, 각각의 단위 블록 특징에 따라 좀 더 적절한 예측기를 선택할 수 있다. 따라서 블록의 크기가 작을수록 좀 더 정확한 예측이 가능하다고 생각 할 수 있다. 그러나 제시한 알고리즘은 블록별로 추가 정보를 부호화해야 하기 때문에 블록의 크기가 너무 작은 경우에는 추가정보량이 늘어나기 때문에 오히려 효율이 떨어진다. 본 논문은 실험을 통해 효율성이 가장 높은 64×64 블록 기본 블록 단위로 하였다.

2. Context 값의 구성

본 방법은 현재의 화소값 X 를 예측함에 있어 블록 단위별 context를 기반으로 하고 있다. 그림 3은 context값을 결정하는 알고리즘이다. 그림 3과 같이 예측하고자 하는 현재 화소값 X 에 이웃하는 주변 5개 화소값의 대소 관계를 이용하여 context값을 결정함으로, 0에서 63까지의 context 값이 구해진다. 이때 16개의 값은 논리적으로 나올 수 없는 값이며, 따라서 총 48가지의 context 값이 존재한다.

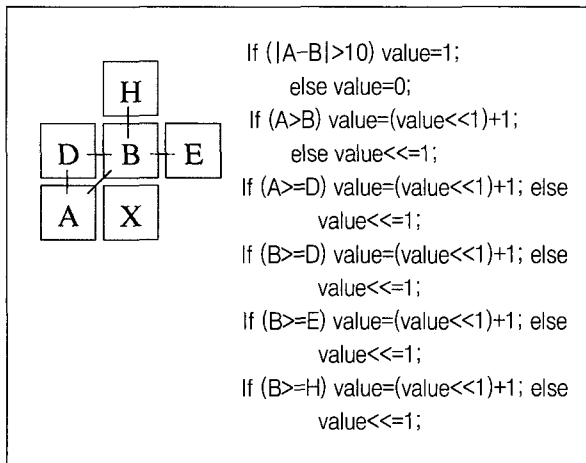


그림 3. Context 값의 결정
Fig. 3. Decision by context value

3. 예측기의 선택

그림 4 본 논문에서 사용하고 있는 예측기를 보여준다.

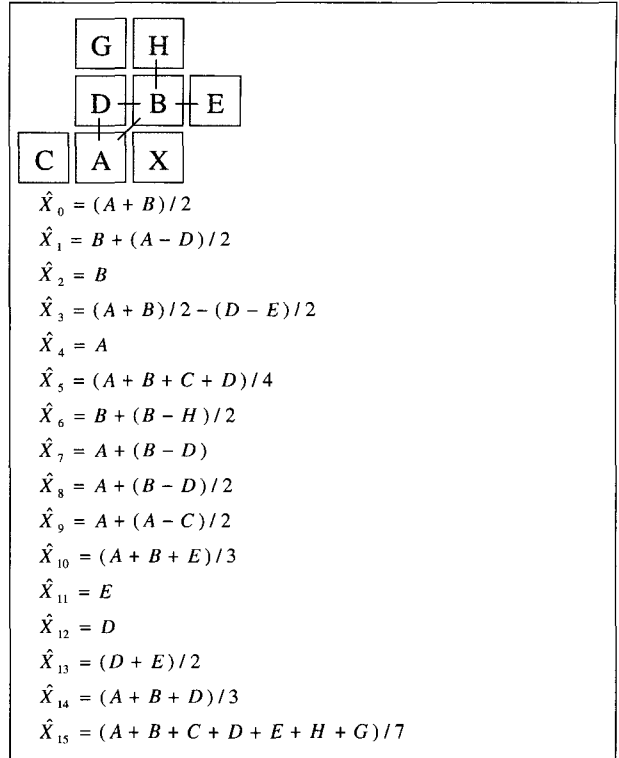


그림 4. 화소값 예측에 사용되는 예측기들
Fig. 4. Predictors being used to predict the pixel value

논문에서 제안한 알고리즘은 그림 4의 16개의 예측기 중 어떠한 예측기를 사용하는지 미리 정해져 있지 않다. 따라서 실제 예측(prediction)에 앞서, 적절한 예측기를 판단하고 선택하는 과정이 필요하다. 본 논문에서 제안한 영상 적응형 무손실 영상 압축 방식은 적합한 예측기를 선택하기 위해 context 값 별로 예측기 \hat{X}_i 를 배정한다. 이 과정은 예측하고자 하는 화소값 X 의 context 값을 구한 후, 16개의 모든 예측기를 적용하여 각각의 오차 절대값의 합을 context별로 따로 취합한다. 즉 해당 context 값마다 각각의 예측기별로 오차 절대치의 합 SAD(Sum of Absolute Difference)를 구하며, 블록의 스캔 과정이 끝났을 때, context값 별로, 최소 SAD를 가지는 예측기 \hat{X}_i 가 해당 블록내 context값의 실제 예측기로 배정 받게 된다. 따라서 각 예측기 \hat{X}_i 의 SAD는 (1)과 같다.

$$SAD_i = \sum_{j=0}^{64 \times 64} |X(j) - \hat{X}_i(j)|, (i \leq 0 \leq 15) \quad (1)$$

표 1. Lena 영상의 context 값에 따른 예측기의 선택
 Table 1. Predictor selection according to the context value for Lena image

예측기 context값	블록1	블록2	블록3	블록4
0	15	15	5	15
1	10	5	15	14
2	4	15	4	5
3	10	0	15	10
4	3	15	15	15
5	1	15	15	5
6	10	0	15	12
7	5	5	15	15
12	10	10	15	3
13	2	2	1	10
14	3	3	15	14
15	10	10	15	15
16	10	10	10	5
17	10	6	10	10
18	2	13	0	5
19	10	10	15	2
24	5	15	15	15
25	7	1	1	7
26	10	10	15	10
27	2	2	2	1
28	10	1	15	3
29	10	5	5	10
30	3	10	15	10
31	10	14	5	5
32	5	0	0	15
33	11	4	0	14
34	0	0	11	0
35	0	0	4	3
36	5	0	4	13
37	5	14	8	15
38	0	15	8	1
39	15	5	5	15
44	0	0	0	0
45	5	0	8	13
46	0	4	0	4
47	0	11	8	11
48	10	11	0	12
49	0	0	0	12
50	10	0	0	0
51	10	0	1	12
56	3	3	13	3
57	9	10	3	4
58	10	10	15	0
59	1	2	0	8
60	0	11	11	4
61	0	0	0	4
62	0	0	0	4
63	0	0	7	4

이 과정을 거침으로써, context 값에 따라 적합한 예측기를 배정받을 수 있다. 그러나 한 번의 스캔 과정이 필요하므로 부호화 시간의 증가가 불가피하며, context 값 별로 어떤 예측기가 배정되었는지 복호기가 알아야 하므로 이 정보 역시 헤더 파일로써 보내줘야 한다.

표 1은 512×512 크기의 Lena 영상에서, 64개의 블록 중에서 처음 4개 블록의 context 값에 따라 배정된 예측기를 보여준다. 앞서 언급했듯이 0~63까지의 context 값 중 16개의 값은 논리적으로 나올 수 없는 값이며, 실제 48개의 context 값을 갖게 된다. 표 1 을 보면, 같은 context 값에서는 같은 예측기를 선택 하는 확률이 높으며, 동일 블록 내에서 상하로 이웃한 context 값 역시 같은 예측기를 배정받을 확률이 높다는 것을 알 수 있다. 이러한 결과에 근거하여 context에 따른 예측기의 일반화가 어느 정도 가능하다고 생각할 수 있다.

특이할 점은 Lena 영상의 경우, $i=10$ 인 예측기가 전체 262144개의 화소 중 약 30%화소의 예측기로 선택됐다는 점이다. $i=6, 9, 11$ 의 예측기는 예측에 선택된 경우가 많지 않으면서 평균 오차값이 5이상으로 큰 경우이다. 이는 예측하기 어려운 경계(edge) 부분의 화소값을 예측하는데 쓰인 예측기로 볼 수 있다.

표 2. Lena 영상의 예측기별 선택된 화소 개수 및 평균 오차값
 Table 2. The number of pixels and average error value selected by each predictor for Lena image

예측기 \hat{x}_i	선택된 화소 개수	화소당 평균오차
$i = 0$	29940	3.72
1	19351	4.48
2	16416	3.44
3	21917	4.67
4	2020	3.85
5	29207	2.73
6	8584	6.02
7	7080	5.35
8	6324	4.56
9	1425	6.46
10	77960	2.92
11	8183	5.04
12	942	2.99
13	6718	3.23
14	9286	3.04
15	16791	2.33

그림 5는 실제 화소값과 예측값의 차이를 보여주는 오차 영상이다. 오차 영상을 통해, 예측이 얼마나 효과적으로 이루어졌는지를 시각적으로 판단 할 수 있다. 오차값이 15이상인 화소값은 그 값에 150을 더하여 구별을 쉽게 하였다. 그림5-(a)의 JPEG 오차 영상의 경우 경계영역이 그대로 남아있어, 영상의 윤곽을 뚜렷이 확인할 수 있다. 이는 경계(edge)영역을 제대로 예측하지 못했음을 보여준다. 반면 그림5-(b)와 같이 제안한 방식의 오차 영상은 전체적인 윤곽이 상대적으로 흐릿함을 눈으로 확인 할 수 있다. 이는 본 논문에서 제시한 영상 적응형 무손실 영상 압축의 예측이 무손실 JPEG의 예측보다 성능이 더 뛰어나다는 걸 보여 준다.

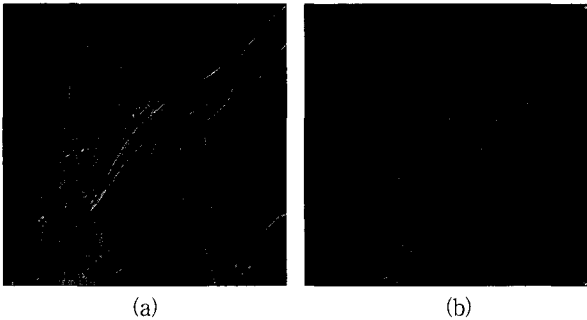


그림 5. 오차영상 비교: (a) JPEG의 무손실 모드의 오차영상: (b)제안한 알고리즘의 오차영상
 Fig 5. Comparison on error image : (a) Error image of JPEG lossless mode : (b) Error image of proposed algorithm.

5. 부호화(Encoding)

산술 부호화는 허프만 부호화보다 복잡도가 커서 수행속도 면에서 느리다는 단점이 있지만, 더 높은 압축 효율을 가진다. 적응 산술 부호화는 따로 확률 분포를 가지고 있지 않고, 심볼들의 출현 빈도를 갱신 하면서 부호화 하는 방식이다. 따라서 이진모드로 부호화하지 않는 이상, 몇 개의 심볼을 가지고 있는지 부호기에서 알고 있어야 한다. 따라서 오류가 발생하지 않으려면, 최대 오차값 이상의 값을 부호화 모델의 심볼 가짓수로써 지정해야 한다.

본 논문에서는 최대 오차값을 63으로 조정하였다. 이는 0~63까지 64가지의 심볼이 있음을 뜻한다. 예측 과정에서 오차값이 63을 초과하는 경우에는 63이하의 값들로 쪼개어 부호화하게 된다. 만약 오차값이 93이라면, 63과 30 두 개의 값으로 나누어 부호화를 거치게 된다. 이 경우 하나의

심볼이 두 개의 심볼로 나뉘어 부호화 하게 됨으로써 오히려 부호화하는 심볼 개수는 증가한다.

그럼에도 불구하고, 오차의 최대값을 줄이는 이유는 부호화시, 심볼 가짓수와 관련이 있다. 심볼의 가짓수가 적을수록, 즉 오차값의 최대치가 작을수록 각 심볼이 가질 수 있는 초기 확률 구간이 상대적으로 커지게 되며, 최대오차값 이상의 쓰이지 않는 심볼값들 즉 64이상의 값들을 확률 모델에서 처음부터 제외시킴으로써 비트스트림의 낭비를 줄일 수 있다.

6. 오차영상의 8x8 블록 단위 양자화

산술 부호기의 특징은 여러 개의 심볼 확률 모델을 가질 수 있다는 것이다. 본 논문에서는 8x8 블록 단위로 최대 오차값을 양자화 (quantization) 하여, 그 값에 따라 특정 심볼 확률 모델을 가지고 부호화를 수행 한다. 일반적으로 주변 화소와 상관관계가 높아서 예측이 쉬운 블록의 경우 최대 오차값이 작고 반면에 인접 화소와 상관관계가 작은 블록의 경우 최대 오차값은 크다.

본 논문에서는 8개의 심볼 확률 모델을 두고, 그 중에 알맞은 모델을 선택하여 부호화함으로써, 불필요한 심볼이 확률구간을 갖는 것을 최소화하였다. 이는 오차의 최대값을 63으로 설정한 이유와 같은 맥락이라고 할 수 있다.

그 과정은 다음과 같다. 표 3과 같이 8x8 블록 내 64개의 화소 중 최대 오차값을 산출하고, 그 최대 오차값이 속한 구간에 따라, 양자화 과정을 거쳐 0~7사이의 값을 갖게 된다. 이 값에 따라 8개중 하나의 심볼 모델이 선택되며, 선택된 심볼 모델은 해당 블록의 최대 오차값에 근접한 심볼 가짓수를 갖게 된다.

표 3. 적응산술 부호기의 다중 심볼 모델
 Table 3. Multi symbol model of adaptive arithmetic coding

블록별 최대 오차값	양자값	부호화 모델의 심볼 가짓수
0~3	0	4
4~7	1	8
8~10	2	11
11~15	3	16
16~21	4	22
22~29	5	30
30~40	6	41
41이상	7	64

그림 6 은 8×8 블록단위별 최대 오차값을 양자화 한 것이다. 0~7의 값을 구별하기 쉽게 0~255까지의 8개의 화소값으로 재 표현한 영상이다. 어두운 블록일수록 0에 가까운 값이며, 밝은 블록일수록 7에 가까운 값이다. 즉 어두운 블록일수록 최대 오차값의 크기가 작으며, 밝은 블록일수록 최대 오차값의 크기가 크다.



그림 6. Lena 오차영상의 8×8블록별 최대 오차값 양자화
Fig 6. The maximum error quantization by each 8×8 block for Lena error image

표 3과 같이, 6으로 양자화 된 블록의 경우는 해당 블록의 최대 오차값은 30~40사이의 값을 가진다. 이때, 0~40의 범위를 갖는 41개의 심볼 가짓수를 가지는 심볼 확률 모델로 적응산술 부호화를 하게 된다.

표 4는 8×8, 4×4블록별 오차 최대값의 분포이다. Lena 영상의 경우 블록 최대 오차값이 8~10사이의 값을 갖는 블록이 가장 많음을 알 수 있다. 블록을 작게 할수록 0~3, 4~7사이의 블록 개수가 상대적으로 훨씬 많아짐을 알 수 있다. 따라서 4×4 블록이 압축 효율 면에서 유리할 수 있으나, 블록별로 최대 오차값을 알려주는 테이블의 정보량이 늘어나면서 오히려 압축효율이 떨어진다. 실험결과를 통하여 8×8블록을 가장 적합한 블록 크기로 선택했다.

오차값의 대부분은 0부분에 밀집해있으나, 예측이 제대로 적용 되지 않는 경계부분의 경우는 여전히 큰 오차값을 갖게 된다. 이는 그림 6의 영상이 레나의 형상을 유지하고

있는 이유이기도 하다. 이렇게 8×8 블록단위로 영상을 분할하여 다중 심볼 확률 모델을 가지고 부호화함으로써 하나의 모델로 부호화를 수행하는 경우 보다, 비트스트림을 절약하여 압축 효율을 향상 시킬 수 있다.

표 4. Lena 영상에서의 블록별 최대 오차값 분포
Table 4. Distribute number of maximum error by each block for Lena image

블록별 최대 오차값	8×8블록개수 (총 4096개)	4×4블록개수 (총 16384개)
0~3	41	1047
4~7	765	5866
8~10	1365	4580
11~15	765	2273
16~21	458	1217
22~29	352	818
30~40	242	420
41이상	127	163

7. 영상의 복호화

복호화 과정은 부호화 과정과 크게 다르지 않다. 복호기를 통해 오차값(error)을 복호화하게 되면, 현재 복호화하고자 하는 화소의 context 값을 계산하여, 앞서 복호된 context별 예측기 \hat{x} 을 통해 현재의 화소값 X 를 복원하게 된다. 복호화 과정은 부호화 과정과 달리 예측기 선택과정이 필요 없기 때문에 부호화과정보다 속도가 빠르다.

IV. 실험 결과 및 고찰

1. 제안한 무손실 압축 방식의 단계적 실험 결과

본 논문에서 제안한 무손실 영상 압축 방법은 context를 기반으로 한 DPCM(Differential Pulse Code Modulation) 예측 방식을 적용하였다. 16개의 예측기중 최적의 예측기를 선택하고 이를 적용하여 오차값을 최소화하였으며, 그 오차값을 다중 심볼 모델을 가지는 적응산술 부호기(Adaptive Arithmetic Coder)에 적용하여 부호화하였다. 그림 7은 실험에 사용한 테스트 영상이다. 11개의 다양한 영상에 적용함으로써, 좀 더 객관적인 실험을 하였다. 8비트의 512×512



그림 7. 실험에 사용한 테스트 영상
Fig 7. Test images used for experiments

의 해상도를 가지며, 이 영상들은 [9,10]에서 구할 수 있다. 표 5는 제안한 무손실 영상 압축 방식에 대한 단계적인 실험 결과이다. 실험(a)는 무손실 JPEG의 확장모드와 같이, 그림 3에서와 같이 가장 이웃하는 화소 두개 값 A와 B의 평균으로 화소값 X 를 예측한 후, 그 차이를 하나의 모델에 적용하여 적응산술부호기로 부호화한 결과이다. 실험(a) 결과는 다른 실험 결과와의 압축 효율 비교를 위하여 제시하였다.

실험 (b)는 실험(a)와 같은 동일한 예측과정을 거친 후, 본 논문에서 제안한 8×8블록별로 최대 오차값을 양자화 하여, 8개의 다중 심볼 모델을 가지고 부호화하였다. 이는 다중 부호화 심볼 모델이 가지는 압축 효율을 알아보기 위한 실험이다. 결과에서 알 수 있듯이 다중 모델을 이용했을 때 단일 심볼 모델로 부호화하는 경우보다 평균 4.5%의 압축 효율이 개선됐음을 알 수 있다.

실험(c)는 본 논문에서 제안한 예측 방법인 context값별로 16개의 예측기중 가장 작은 SAD값을 가지는 예측기를 선택하여, 단순히 하나의 모델로 부호화 한 결과이다. 이 실험은 오차량을 최소화하는 방향으로 예측 부호화를 했을 경우의 압축 효율을 알아보기 위한 결과이다. 실험 (a)보다 약 8%의 압축 성능 개선 효과를 가져왔다.

실험(d)는 실험(c)와 크게 다르지 않으나, 예측기의 선택에 있어서 좀 더 다른 방법을 취하였다. 부호기 안에 따로 예측기 선택과정을 포함시키지 않고, 테스트 영상을 제외한 다른 16개의 영상으로 실험하여 context 별로 가장 많이 선택되는 예측기를 선정하여 부호기에 그 정보를 추가하였다. 즉 context별 예측기를 일반화하여 모든 테스트영상에 적용

한 결과이다. 따라서 동일한 context에서는 항상 동일한 예측기를 사용하게 된다. context별 예측기 정보를 추가적으로 보내줄 필요가 없어, 오버헤드를 줄일 수 있다. 실험 (a)와 비교했을 때, 실험 (d)는 약 6%의 효율 향상을 가져왔다.

실험 (c)와 (d)를 비교해보면, 실험(d)는 예측기가 미리 정해져 있기 때문에 따로 부가적인 정보를 보낼 필요가 없음에도 불구하고, 실험(c)보다 압축 효율이 3% 정도 좋지 못하다. 아직 context에 따른 예측기가 아직 최적화 되지 못했으며, context값에 따른 분류가 영상의 특징을 뚜렷이 잡아 낼 수 있을 정도만큼 효과적이지 않았다고 할 수 있다. 실험 (e)은 최종적으로 본 논문에서 제안한 방법으로써, 실험 (b)와 실험 (c)를 함께 적용하여 부호화 한 경우이다. 실험 결과, 실험 (a)보다 약11%의 압축효율이 향상됨을 알 수 있다. 실험 (b)와 실험 (c)를 따로 적용하였을 때, 압축 효율을 더한 값 12.5%보다 1.5%의 효율 감소가 나타났음을 알 수 있다. 이 실험 결과를 통해, 예측이 좀 더 정확해질수록 다중 심볼 모델의 효과는 어느 정도 상쇄된다는 것을 알 수 있다.

2 기존의 무손실 영상 압축 방법과의 성능 비교

표 6 은 기존의 무손실 영상 압축 방식과의 압축 효율을 비교 한 것이다. 본 논문에서 제안한 방식은 Wavelet 변환 기반의 JPEG-2000의 무손실 방식에 비해 약 0.3bpp(bits per pixel), JPEG-LS, S+P Transform을 이용한 SPIHT 보다는 약 0.2bpp정도의 압축 성능 향상을 보였으며, 기존

표 5. 제안한 무손실 압축 방식의 실험 결과

Table 5. Result of proposed lossless compression method.

단위(unit): bytes

	a. (A+B)/2	b. Multi-Model	c. Adaptive-procedure	d. Generalized-procedure	e. Proposed (실용b + 실험c)
Lena	150,771	143,766	139,714	140,798	135,517
Barbara	181,604	167,469	159,259	162,207	152,079
Boat	169,689	165,719	157,696	162,888	155,710
Couple	168,430	153,244	152,643	155,376	151,471
Zelda	139,144	131,247	128,882	134,542	127,585
Goldhill	161,839	158,994	154,487	156,014	153,098
Baboon	194,128	186,897	182,609	182,088	177,855
Peppers	158,716	154,480	146,737	154,521	143,836
Tiffany	138,924	131,267	128,345	130,245	123,984
Airfield	189,444	185,020	182,333	185,576	182,698
Washesat	116,340	113,570	106,197	105,806	105,264
효율개선 (a와 비교)		4.5%	8%	6%	11%

표 6 제안된 방법과 기존의 무손실 영상 압축방법 비교

Table 6. Performance of proposed compression scheme against difference lossless compression method.

단위(unit) : bytes

	JPEG-2000	JPEG-LS	SPHT	CALIC	Proposed
Lena	141,510	138,833	137,236	135,028	135,404
Barbara	157,024	159,340	154,337	153,354	151,972
Boat	160,225	157,138	159,349	153,690	155,629
Couple	158,956	153,244	157,331	150,591	151,420
Zelda	131,211	131,247	128,884	127,037	127,533
Goldhill	158,611	154,434	156,786	152,227	153,054
Baboon	182,215	184,298	178,669	177,863	177,762
Peppers	149,891	146,134	150,078	143,340	143,820
Tiffany	131,687	128,074	128,405	124,596	123,937
Airfield	191,434	182,386	186,000	179,398	182,604
Washesat	145,337	135,309	141,371	119,465	107,082
bpp	4.739	4.634	4.656	4.485	4.464

의 압축 방법 중에서 압축효율이 가장 우수한 CALIC 과는 거의 대등하나 아주 근소한 우위를 보이고 있다. 특히 인공 위성에서 찍은 도심사진인 Washsat의 경우, 다른 방식들보다 월등히 우수한 것으로 나타났다. 반면 Airfield의 경우는 제안한 방법이 CALIC에 비해 가장 효율이 떨어지는 것으로 나타났다.

V. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 64×64 블록 단위별로 context 값을 기반으로 16개의 예측기중 가장 알맞은 예측기를 선택하여, 예측과정을 수행한다. 또한 8×8 블록별 최대 오차 값에 따라, 8개의 심볼 모델 중 하나의 확률 모델로 오차 값을 산출

부호화하는 알고리즘을 제안한다. 적응형 예측기를 사용함으로써, 단일 예측기를 사용할 때에 비해 약 8%의 압축 효율 개선이 있었으며, 다중 심볼 모델을 사용함으로써, 약 4.5%의 효율 향상이 있었다. 두 가지를 함께 적용했을 경우 약 11%의 성능 개선 효과가 있었다.

JPEG의 무손실 영상 압축 표준인 JPEG-LS와 비교 시 5%의 압축효율 향상을 이루었으며, CALIC과 비교할 경우, 압축률에서는 매우 근소한 우위를 나타냈다. 하지만 CALIC과 제안하는 방법 모두, 부호화를 하기 전에 선처리 과정의 복잡도로 인하여 JPEG-LS에 비해 부호화 시간이 길다는 단점을 갖는다. 압축 효율과 복잡도 증가의 가장 많은 부분을 차지하는 부분은 오차 영상을 만드는 과정이다. 하지만 영상의 다양함으로 인하여 정확한 예측에 애로사항이 많다. 향후 CALIC의 압축 효율을 뛰어 넘으면서 복잡도의 감소를 이루려면, context 값과 예측 하고자 하는 값과의 상관관계에 대한 지속적인 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] Xiaolin Wu "Context-Based, Adaptive, Lossless Image Coding", IEEE Transaction on Communications, Vol.45, No4, April 1977.
- [2] M.J. Weinberger, G.Seroussi, G.Sapiro, "From LOGO-I to the JPEG-LS standard" ICIP 99, Proceedings, Vol 4, Page(s): 68-72, Oct. 1999.
- [3] Alistair Moffat, "Arithmetic Coding Revisited", ACM Transaction on Informations Systems, Vol 16, No3, Page(s): 437-444, July 1998.
- [4] "Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) Part 1: Introduction and Overview", National Electrical Manufacturers Association, <http://medical.nema.org>, 2004.
- [5] B.Carpentieri, M.J.Weinberger, G. Seroussi, "Lossless Compression of Continuous-Tone Image", Proceedings of the IEEE , Volume: 88 Issue: 11, Page(s): 1797 -1809, Nov 2000.
- [6] I.Pitas, Digital Image Processing Algorithms and Applications, Jone Wiley & Sons, Inc. , 2000.
- [7] "Information Technology - JPEG-2000 image coding system", JTC1/SC29/WG1 FCD15444-1, Mar.2000.
- [8] <http://www.cipr.rpi.edu/research/SPIHT/>, 2004.
- [9] <http://links.uwaterloo.ca/BragZone/>, 2004.
- [10] http://ftp.csd.uwo.ca/pub/from_wu/, 2004.
- [11] M.J. Weinberger, D.Seroussi, G.Sapiro, "From LOCO-I to the JPEG-LS standard" ICIP 99, Proceedings, International Conference on, Vol4, Oct. 1999.

저 자 소 개



원 종 우

- 2003년 2월 : 한양대학교 전자전기공학과 공학사
- 2003년 2월 ~ 현재 : 한양대학교 소프트웨어공학과 석사과정
- 주관심분야 : 영상압축, 3DAV, 디지털 신호처리

 저 자 소개

**오 현 종**

- 2002년 2월 : 한양대학교 재료공학과 공학사
- 2004년 2월 : 한양대학교 소프트웨어공학과 석사
- 2004년 2월 ~ 현재 : LG 전자 DM 연구소 연구원
- 주관심분야 : 영상압축, MPEG-4

**장 의 선**

- 1991년 2월 : 전북대학교 전자계산기 공학과 공학사
- 1994년 6월 : M.S.E.E State University of New York at Buffalo
- 1996년 2월 : Ph.D. State University of New York at Buffalo
- 2003년 2월 ~ 현재 : 한양대학교 정보통신대학 정보통신학부 조교수, MPEG 포럼 한국 전문위원
- 주관심분야 : 영상압축, MPEG-4, 컴퓨터 그래픽스