

적응 모델링과 산술부호에 의한 계조영상 데이터 압축법

正會員 朴 志 煥*

Gray-level Image Data Compression using adaptive Modeling and Arithmetic Code

Jee Hwan Park* *Regular Members*

要 約

이 논문에서는 디지털 영상 데이터의 가역 부호화 방법을 제안하였다. 정보원 모델을 위하여 인접 화소 간의 차분을 이용한 차분모델과 마르코프 모델의 구성법을 보였다. 모델링에서 얻어지는 확률 구간의 변경을 이용한 다치 산술부호화의 고속화 알고리즘을 제시하였다. 제안방식의 성능을 계산량의 비교와 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 평가하였다.

그 결과 상태의 그룹화에 의한 차분모델이 기존의 여러방식에 비하여 적은 계산량으로 동등 이상의 평균부호 길이를 달성할 수 있어 효과적임을 알 수 있었다. 또한 제안한 고속화 방식은 차분모델에 적용이 용이하며 128 계조를 갖는 영상에 있어서 평균 5배 이상의 고속효과를 얻었다.

ABSTRACT

This paper deals with an efficient data compression of gray-level digital images. We propose two source models: the m-dimension differential model and the m-th order Markov model. The fast arithmetic encoding algorithm is proposed by using the rearrangement of probability intervals which are divided in proportion to occurrence frequencies.

The proposed method for SIDBA(Standard Image Database) sample image results in a better performance than the known similar methods. The fast algorithm can be easily applied to a differential models and is about 5 times faster than conventional method for 128 gray-level images.

"이 연구는 1992년도 한국과학재단 연구비지원에 의한 결과임(과제번호: 923-1100-010-1)"

I. 서 론

정보를 효율 좋게 전송 및 저장시키는 방법에 데이터 압축이 널리 사용되고 있다.⁽¹⁾ C.E.Shannon에 의해 정립된 정보이론⁽²⁾의 응용분야로 발달되어 온

*釜山水産大學校 電子計算學科
論文番號: 92-147 (接受1992. 8. 26)

데이터 압축은 음성, 영상 및 데이터베이스등의 데이터를 효율적으로 처리하기 위해 필수 불가결한 요소이다. 최적부호로 잘 알려진 Huffman부호(3)는 대상 정보원의 통계적 성질을 알고 있다는 전제하에서 발생빈도가 높은 기호에는 짧은 부호를, 낮은 기호에는 긴 부호를 할당하여 평균부호 길이가 최소로 되도록 한다. Huffman부호가 이론적으로 최적임에도 불구하고 실제로 큰 효과를 얻지 못한 이유는 대상 정보원의 통계적 성질이 다양하여 보다 넓은 범위의 정보원에 적용하기 어려운 점과 이론적 한계에 근접시키기 위한 기호 확장에 따른 裝置化의 어려움등을 들 수 있다. 또한 그것은 통계적 事前지식을 전제로 하기 때문에 부호화에 앞서 발생확률을 구하기 위한 前處理 과정을 필요로 한다.

이러한 배경에서 등장된 유니버살 부호는 대상 정보원의 事前 지식을 전제로 하지 않고도 평균부호길이를 그 이론적 한계인 엔트로피에 근접시킬 수 있는 강력한 부호로 주목되고 있다(4). 유니버살 부호는 크게 치환에 의한 방법과 적응 모델링에 의한 방법(model based coding)으로 분류되고 있다. 전자의 방법은 Kolmogorov와 Chaintin의 계산론적 정보량(computational complexity)에 기초한 Ziv-Lempel 부호(5)(6)(7)와 기억장치의 페이징 기법을 이용한 BSTW(8)법이 대표적이다. 한편, 후자는 정보원 계열의 모델링을 적응적으로 실시하면서 얻어지는 확률 분포를 이용하는 방법으로 Dynamic Huffman부호(9)(10)와 산술부호(11)가 있다. 최근 ISDN의 실현과 더불어 화상 데이터베이스 구축이 활발한 가운데 화질의 劣化없이 전송 및 축적하는 방식이 요구되어 유니버살 부호의 특징을 이용한 영상데이터 압축에 관한 연구가 절실하다.

이 논문에서는 모델 베이스 유니버살 압축의 응용으로서 디지털 영상 데이터의 可逆 압축(noiseless compression)에 대하여 검토한다. 먼저, 차분값의 마르코프화에 의한 차분모델을 제시하고 상태의 통합화에 의한 m중 마르코프 모델의 한 구성법을 보인다. 3장에서는 확률구간 재배열에 의한 多值 산술부호(12)의 고속화 알고리즘을 제안한다. 그리고 화상 데이터 베이스를 고속으로 검색하기 위하여 비트 분할(bit partition)를 이용한 단계적 부호화의 한 방식을 보인다. 제안 방식의 성능을 계산량의 분석과 컴퓨터 시뮬레이션에 의해 평가한다. 그 결과 低階調(lower gray-level)의 영상 데이터에 대해서는 参照畫素의

증가에 따른 부호화 효율의 劣化가 문제 되지 않으나 高階調의 경우, 推定確率 오차에 의한 劣化가 증가하므로 그룹화 차분 모델이 효과적임을 알 수 있다. 또한 제안한 고속화 방식은 차분모델에 적용이 용이하며 평균 5배 빠른 효과를 얻었다.

II. 정보원의 적응 모델링

영상의 성질은 일반적으로 평탄하므로 인접한 화소간의 급격한 변화는 드물다. 따라서 이 성질을 효과적으로 이용하는 차분모델과 마르코프 모델에 대하여 검토한다.

1. 차분모델(Differential Models)

디지털 영상데이터의 각 畫素는 $x_{i,j} \in A = \{0, 1, \dots, k-1\}$, $|A| = k$ 로 표현된다. 현재화소 $x_{i,j}$ 와 참조화소의 위치가 그림1과 같을때, 각 畫素간의 차분값 $d_i \in A' = \{-(k-1), \dots, 0, \dots, k-1\}$, $|A'| = 2k-1$ 는 (1)식과 같이 정의된다. 여기서, $|A|$ 는 정보원 알파벳 A 의 要素數이며 k 는 階調數를 나타낸다.

$$\begin{aligned} d_1 &= x_{i,j} - x_{i,j-1} \\ d_2 &= x_{i,j-1} - x_{i-1,j} \\ d_3 &= x_{i-1,j} - x_{i-1,j+1} \end{aligned} \quad (1)$$

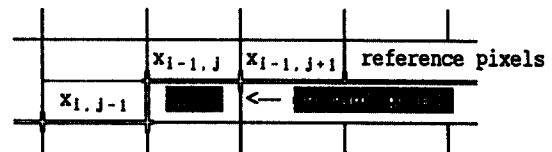


그림 1. 현재화소와 참조화소의 위치
Fig 1. Relation of current pixel $x_{i,j}$ and reference pixels

参照畫素의 數를 늘리면 늘릴수록 정보원 모델링의 궁극적인 목표인 엔트로피는 감소하지만 참조를 위한 狀態의 數가 지수 함수적으로 늘어나므로 推定確率 오차에 의한 부호화 효율이 떨어지게 된다. 그러므로 이 상반관계(trade-off)를 고려한 모델의 구축이 중요하다. 영상 데이터의 차분값 d_i 는 그 값이 0 부근에 집중하는 라플라스 분포를 가지므로 0 이외의 값은 거의 무시 가능하다. 따라서 d_i 를 다음과 같이

그룹화하면 參照狀態의 數를 대폭으로 줄일 수 있어 보다 적은 기억용량과 계산량으로 높은 압축효과를 기대할 수 있다.

$$d_i = \begin{cases} d_i, & d_i \geq 0 \\ d_i + k, & d_i < 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$g_i = f(d_i) \quad (3)$$

여기서, $f(x)$ 는 $2^{i-1} \leq x < 2^i$ 을 만족하는 자연수 i 를 돌려주는 함수이다. 단, $f(0) = 0$ 이다. 위의 (1), (2)와 (3)식을 이용한 차분모델은 아래와 같이 정의된다. 즉, 1차 차분모델은 d_1 만의 i.i.d(independently and identical distribution)모델이고, d_2 의 출현 조건하에 d_1 을 마르코프화(Markovian)한 것이 2차 차분모델이다. 또한, (2), (3)식의 d_i 와 g_i 를 이용하여 2차 차분모델의 기호 d_1 과 狀態 d_2 를 각각 d_1' 와 g_2 로 줄인 것이 그룹화 2차 차분모델이다. 이때, 각 모델의 산술부호화에 필요한 조건부 확률 $p(\cdot)$ 은 (4), (5), (6)식과 같이 구해진다.

- 1차 차분모델(One Dimension differential Model : 1DDM)

$$p(d_1) = c(d_1) / \sum_{y=0}^{2k-2} c(y) \quad (4)$$

- 2차 차분모델(Two Dimension Differential Model : 2DDM)

$$p(d_1 / d_2) = c(d_1 / d_2) / \sum_{y=0}^{2k-2} c(y / d_2) \quad (5)$$

- 그룹화 2DDM (Grouping 2DDM : G2DDM)

$$p(d_1' / g_2) = c(d_1' / g_2) / \sum_{y=0}^{k-1} c(y / g_2) \quad (6)$$

여기서 $c(y)$ 와 $c(y/z)$ 는 처리가 끝난 계열중에서 차분값 y 가 발생한 회수와 狀態 z 의 조건하에서 차분값 y 가 발생한 회수를 나타낸다. 따라서 각 모델의 狀態數는 1, $(2k-1)$ 및 $(\log_2 k) + 1$ 로 되어, G2DDM의 狀態數는 같은 畫素數를 이용한 마르코프 모델의 0 (k^2)비하여 상당히 줄어들음을 알 수 있다. 이하 log의 밑은 2로 한다.

狀態 삭감(reduction)의 대표적 방법인 R2MM (Reduced 2nd order Markov Model)⁽¹³⁾과 제안하는 R2DDM을 狀態數에 의한 계산량으로 비교분석한다. 산술부호화를 위한 조건부확률을 계산할때, 그 조건에 해당하는 狀態들 가운데서 참조되지 않는 狀態를 가능한 한 통합하여 엔트로피의 증대를 최소화 하면서 압축률을 향상시키는 것이 모델링의 궁극적인 목표이다. R2MM의 기본방침은 조건부의 畫素들 사이의 상관성을 최대한 이용하는 것이다. 그림1과 같은 畫素의 위치에 대하여 $x_{i,j-1}$ 과 $x_{i-1,j}$ 를 조건부 畫素로 할때, 차분값 $d_2 (= x_{i,j-1} - x_{i-1,j})$ 가 일정값 T_h 이내 이면 그 狀態는 남기고 그 이외의 값은 통합하는 방식이다. 즉, 조건부 狀態 Z_2^* 는

$$Z_2^* = (x_{i,j-1}, x_{i-1,j}) \quad (7)$$

$$|Z_2^*| = \begin{cases} x_{i,j-1} - T_h - 1, & (x_{i,j-1} - x_{i-1,j}) < -T_h \\ |x_{i-1,j}|, & -T_h \leq (x_{i,j-1} - x_{i-1,j}) \leq T_h \\ x_{i,j-1} + T_h + 1, & T_h \leq (x_{i-1,j} - x_{i,j-1}) \end{cases}$$

$$|Z_2^*| = (2T_h + 1)k - 2 \sum_{i=1}^{T_h} i + 2\{k - (T_h + 1)\} \quad (8)$$

로 정의되며 산술부호화를 위한 조건부 확률은 (9)식과 같이 구해진다.

- 縮約 2重 마르코프 모델(Reduced 2nd order Markov Model : R2MM)

$$p(x_{i,j} / z_2^*) = c(x_{i,j} / z_2^*) / \sum_{y=0}^{k-1} c(y / z_2^*) \quad (9)$$

따라서, R2MM의 狀態數는 0(k)로 되어 G2DDM의 0($\log k$)에 비해 상당히 크므로 많은 기억용량이 필요함을 알 수 있다.

2. m중 마르코프 모델(m-th order Markov Models)

마르코프 모델은 기호간의 相關性을 이용하여 효율 좋게 엔트로피를 줄일 수 있는 모델이다. 차분 모델이 영상 데이터에 효과적인 반면에 이 모델은 보다 범용성이 있기 때문에 종래부터 여러분야에 이용되고 있다. 그림1에 나타내는 參照 畫素에 대한 m중 마르코프 모델은 아래와 같이 정의된다. 즉,

$$z_1 = x_{i,j-1}$$

$$z_2 = (x_{i,j-1}, x_{i-1,j}) \quad (10)$$

로 표현되는 狀態 $z_m (m=1,2,\dots)$ 에 대하여 m 중 마르코프 모델의 조건부 확률은 아래와 같이 구해진다.

• m 중 마르코프 모델 (m -th order Markov Model : mOMM)

$$p(x_{i,j} / z_m) = c(x_{i,j} / z_m) / \sum_{y=0}^{k-1} c(y / z_m) \quad (11)$$

m 중 마르코프 모델을 이용한 적용 산술 부호화시의 문제점은 推定確率 오차에 의한 압축률의 저하이다. 그 원인은 차수 m 이 증가할수록 狀態數가 지수적으로 늘어나기 때문이다. 따라서 이 문제점은 정보원의 국소적인 성질에 적용할 수 있는 가변 차수 마르코프 모델을 채택하여 해결할 수 있으나⁽¹¹⁾ 그에 따른 계산량이 증가하기 때문에 효과적인 모델을 작성함은 용이하지 않다. 여기서는 차분 모델에 있어서의 狀態 그룹화의 개념을 적용하여 비교적 간단한 방법으로 해결하고자 한다. 階調數가 높은 영상일수록 차수를 증가시키면 부호화 효율이 급격히 떨어지므로 參照狀態의 數를 대폭으로 감소하기 위하여 아래와 같이 통합시키는 모델을 제안한다.

• 統合 2重 마르코프 모델 (Unified 2nd order Markov Model : U2MM)

$$p(x_{i,j} / u_2) = c(x_{i,j} / u_2) / \sum_{y=0}^{k-1} c(y / u_2) \quad (12)$$

여기서, u_2 는 $(x_{i,j-1} + x_{i-1,j}) / 2$ 이다. 따라서, mOMM과 U2MM모델의 狀態數는 각각 $|z_m| = k^m$, $|u_2| = k$ 로 되어 U2MM의 狀態數가 상당히 줄어들을 수 있다.

III. 다치 산술부호의 고속화

데이터 압축의 또 하나의 목표는 알고리즘의 고속화이다. 높은 압축효율을 얻을 수 있는 산술부호의 계산량은 입력 데이터의 길이 n 에 선형적으로 비례하는 $O(n)$ 이다⁽¹²⁾. 그러나, 많은 산술연산 때문에 치환에 의한 유니버살 압축법에 비하여 처리속도가 대단히 느린 결점이 있다⁽⁴⁾. 한편, 모델베이스 유니버살 압축법에서는 적용적으로 확률 파라메타를 갱신해야 하기 때문에 모델링과 부호화를 함께 고려함이 효과

적이다.

산술부호는 입력 기호의 발생확률에 비례하게 단위 확률구간 $[0,1)$ 을 재귀적으로 분할하는 방식으로 평균부호길이는 최종적으로 얻어지는 부분구간을 표현하기 위해 필요한 소숫점 이하를 2진화 하였을때의 비트수로 결정된다. 따라서 확률이 높은 기호일수록 해당 부분구간이 넓게 되어 적은 비트수로 구별 가능하기 때문에 데이터 압축의 기본 원리에 부합하게 된다.

k 개의 기호로 구성되는 정보원 알파벳 $A = \{0,1,\dots, k-1\}$ 에 대한 각 기호의 출현확률을 $p(0), p(1), \dots, p(k-1)$ 이라 하면, $p(y), 0 \leq y < k$ 는 소수점 이하의 2진수로 표현되며 (13), (14)식의 조건을 만족한다.

$$0 \leq p(y) < 1, y \in A \quad (13)$$

$$\sum_{y=0}^{k-1} p(y) = 1. \quad (14)$$

최초의 구간폭 $A(\lambda) = 1$ 과 구간의 출발점 $c(\lambda) = 0$ 로 초기화한다. i 번째 까지의 계열 $X_i = x_1 x_2 \dots x_i$ 가 부호화된 후, $i+1$ 번째의 기호 x_{i+1} 을 위한 분할은 (15), (16) 및 (17)식과 같이 된다.

$$C(X_{i+1}) = \begin{cases} C(X_i) + \sum_{i=0}^{y-1} A(X_i) \times p(i), & y \neq 0 \\ C(X_i), & y = 0 \end{cases} \quad (15)$$

$$A(X_{i+1}) = A(X_i) \times p(y), \quad (17)$$

여기서, y 는 X_{i+1} 의 Gray-level 값을 나타낸다. 따라서 길이 n 의 입력계열 X_n 에 대한 최종 부분구간폭 $A(X_n)$ 은 발생확률의 곱의 합이 되어

$$-\sum_{i=1}^n \log p(x_i)$$

그 정보원 계열의 엔트로피와 같음을 알 수 있다. 한편 적용 산술부호화에 필요한 산술연산(계산량)은

(1) 발생확률 $p(x_i)$ 를 구하기 위한 나눗셈

(2) 부분구간 $c(x_i)$ 의 분할을 위한 곱셈

(3) 각 부분구간을 누적하기 위한 덧셈 및 뺄셈이다. 따라서, 상대적인 연산량을 줄이기 위한 한 방법으로 자주 나타나는 기호에 해당하는 부분구간일수

록 분할의 시점 가까이 두면 된다. 이 착상을 차분값 d_i 가 0 부근에 집중하게 되는 차분모델에 적용하는 것은 용이하다. 즉, 차분값 d_i 를 확률구간의 시작점으로 부터 $0, -1, 1, \dots, -(k-1), k-1$ 의 순서대로 설정하면 연산량이 대폭으로 줄어들므로 고속 처리가 가능하다. 또한, (15)식의 분할에 있어서 누적확률 $C(x_i)$ 와 발생확률 $p(x_i)$ 를 이용하면 0에서 $y-1$ 에 해당하는 부분구간의 분할은 필요하지 않고 y 의 부분구간의 시점과 구간폭이一意적으로 결정되기 때문에 더욱 고속 처리 가능하게 된다.

IV 컴퓨터 시뮬레이션 및 고찰

제안한 각 방식의 성능을 평가하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 실시하였다. 실험 데이터는 SIDBA (Standard Image Database) 표준 영상 데이터중

256×256 크기의 GIRL, LADY, MOON, AERIAL, COUPLE을 대상으로 하였다. 시뮬레이션은 4.3 BSD UNIX 워크스테이션 (Magnum 3000/33: 33MHz)에서 C언어로 실현하였다. 실험 영상 데이터는 8 [bit/pixel] 표본값의 상위 3~7비트로 $k=8\sim 128$ 의 階調映像을 재작성하여 사용하였다.

1. 압축효과의 평가

각 모델에 의한 부호화의 결과를 표1에 나타낸다. 압축효과는 엔트로피 H_s [bits/pixel]와 평균부호길이 L [bits/pixel] 및 그 대비인 부호화 효율 ρ 로 평가한다. 여기서, H_s 는 확률분포를 알고 있다는 전제하에 계산된 靜的엔트로피이나 L 은 한 畫素마다 適應的으로 갱신한 확률분포에 의한 산술부호화의 평균부호의 길이를 나타낸다. 또한, 부호화 효율 ρ 는 H_s/L 의 백분율로 나타낸다.

표1. 각 모델의 산술 부호화 결과

Table 1. arithmetic coding results

(a) Results of arithmetic coding for GIRL (256×256 pixels) [bit/pixel]

gray level (k)	Source models														
	1DDM			2DDM			G2DDM			20MM			U2MM		
	H_s	L	ρ	H_s	L	ρ	H_s	L	ρ	H_s	L	ρ	H_s	L	ρ
8	0.870	0.873	98.1	0.625	0.637	98.1	0.635	0.639	99.4	0.602	0.625	96.3	0.777	0.784	99.1
16	1.493	1.499	97.3	1.167	1.199	97.3	1.195	1.204	99.3	1.123	1.227	91.5	1.312	1.335	98.3
32	2.240	2.249	95.5	1.844	1.931	95.5	1.911	1.930	99.0	1.726	2.113	81.7	1.947	2.023	96.2
64	3.130	3.148	92.4	2.687	2.908	92.4	2.802	2.843	98.6	2.365	3.509	67.4	2.723	2.946	92.4
128	4.090	4.122	87.3	3.597	4.118	87.3	3.769	3.850	97.9	2.831	5.313	53.3	3.523	3.900	90.3

(b) Results of arithmetic coding for LADY (256×256 pixels) [bit/pixel]

8	0.898	0.901	97.5	0.543	0.557	97.5	0.580	0.583	99.5	0.488	0.515	94.8	0.664	0.672	98.8
16	1.397	1.402	96.0	0.912	0.950	96.0	0.970	0.979	99.1	0.814	0.931	87.4	1.076	1.102	97.6
32	2.014	2.022	93.5	1.418	1.516	93.5	1.523	1.541	98.8	1.209	1.606	75.3	1.509	1.591	94.8
64	2.832	2.847	90.2	2.118	2.348	90.2	2.290	2.329	98.3	1.708	2.829	60.4	2.169	2.412	87.8
128	3.733	3.761	85.2	2.903	3.409	85.2	3.171	3.252	97.5	2.087	4.525	46.1	3.026	3.428	88.3

(c) Results of arithmetic coding for MOON (256×256 pixels) [bit/pixel]

8	1.119	1.122	98.6	0.776	0.787	98.6	0.789	0.793	99.5	0.756	0.777	97.3	0.913	0.920	99.2
16	1.757	1.762	97.7	1.320	1.351	97.7	1.372	1.381	99.3	1.296	1.388	93.4	1.448	1.470	98.5
32	2.586	2.595	96.1	2.080	2.165	96.1	2.189	2.208	99.1	2.021	2.358	85.7	2.174	2.240	97.1
64	3.526	3.543	93.1	2.983	3.204	93.1	3.140	3.180	98.7	2.788	3.810	73.2	3.054	3.238	94.3
128	4.508	4.539	88.0	3.929	4.463	88.0	4.132	4.213	98.1	3.311	5.755	57.5	3.987	4.455	89.5

(d) Results of arithmetic coding for AERIAL (256×256 pixels) [bit / pixel]

8	1.557	1.560	1.243	1.258	98.8	1.268	1.272	99.7	1.182	1.207	97.9	1.336	1.342	99.6
16	2.310	2.314	1.932	1.997	97.7	1.981	1.990	99.5	1.823	1.939	94.0	1.976	1.997	98.9
32	3.207	3.215	2.786	2.914	95.6	2.870	2.889	99.3	2.598	3.066	84.7	2.801	2.865	97.8
64	4.167	4.183	3.708	4.042	91.7	3.834	3.873	99.0	3.213	4.671	68.8	3.756	3.867	97.1
128	5.155	5.184	4.628	5.405	85.6	4.825	4.903	98.4	4.606	5.113	90.1	4.735	4.925	96.1

(e) Results of arithmetic coding for COUPLE (256×256 pixels) [bit / pixel]

8	0.852	0.855	0.553	0.565	97.9	0.569	0.573	99.3	0.514	0.533	96.4	0.701	0.707	99.2
16	1.140	1.145	0.984	1.016	96.9	1.026	1.035	99.1	0.911	0.993	91.7	1.148	1.166	98.5
32	2.117	2.126	1.570	1.658	94.7	1.665	1.648	98.9	1.419	1.732	81.9	1.712	1.770	96.7
64	2.979	2.996	2.341	2.564	91.3	2.499	2.539	98.4	2.016	2.976	67.7	2.470	2.643	93.5
128	3.896	3.926	3.161	3.682	85.9	3.393	3.476	97.6	2.428	4.655	52.2	3.353	3.646	92.0

차분모델이나 마르코프 모델에서 參照畫素의 數가 증가함에 따라 H_s 는 점차 작아지나, 부호화 효율 ρ 는 階調數 k 가 커짐에 따라 떨어짐을 알 수 있다. 이는 k 가 커짐에 따라 데이터의 길이에 비해 狀態數가 지수적으로 증가하여 推定確率오차가 커지기 때문이다. 따라서, 狀態의 그룹화를 실시한 G2DDM은 H_s 는 약간 증가하나 L 이 짧게 되며 적은 기억용량으로 향상된 압축효과를 얻을 수 있다. 비교를 위하여 m 重 마르코프 모델과 개선된 통합모델(U2MM)의 결과도 함께 나타내었다. 그 결과 階調數가 작은 경우에는 마르코프 모델의 평균부호길이보다 약간 짧으나 계산량을 결정짓는 狀態數를 고려하면 차분모델이 더 효

과적임을 알 수 있다.

狀態의 그룹화의 효과를 평가하기 위하여 G2DDM과 II.1에서 설명한 R2MM의 비교결과를 표2에 보인다. R2MM은 階調數 $k=16$ 에 대해서만 가능하므로 2DDM, G2DDM 및 20MM의 16계조의 경우를 비교하였다. 또한 후술하는 단계적 부호화의 대표적 방법인 PCS부호⁽¹⁴⁾의 결과도 함께 나타내었다. 그 결과, 제안한 G2DDM은 상당히 적은 狀態數(기억용량)로 R2MM과 대등한 평균부호길이를 얻을 수 있으며 PCS부호에 비하여 평균 0.037[bit / pixel] 향상된 효과를 얻었다.

표2 상태 그룹화 효과

Table 2. effect of state grouping (k=16) [bit / pixel]

Model Data	2DDM		G2DDM		20MM		R2MM		PCS L
	H_s	L	H_s	L	H_s	L	H_s	L	
GIRL	1.167	1.199	1.195	1.204	1.123	1.227	1.140	1.218	1.187
AERIAL	1.932	1.977	1.981	1.990	1.823	1.939	1.840	1.925	2.095
COUPLE	0.984	1.016	1.026	1.035	0.911	0.993	0.921	0.990	1.025
MOON	1.320	1.351	1.372	1.381	1.296	1.388	1.304	1.384	1.452
State	$(2k-1)^2$ 961		$k(\log k+1)$ 80		k^3 4096		By eqn.8 $T_h=2, 1600$		

- (1) 2DDM : 2 Dimension Differential Model
- (2) G2DDM : Grouping 2DDM
- (3) 20MM : 2nd Order Markov Model
- (4) R2MM : Reduced 2nd order Markov Model⁽¹³⁾
- (5) PCS : Progressive Coding Scheme⁽¹⁴⁾

2. 단계적 부호화

영상 데이터의 부호화에 대한 국제 표준화 방식이 JPEG와 JBIG을 중심으로 활발히 검토되고 있다. 요구조건중에 Progressive build-up가능을 갖는 단계적 표시에 대하여 규정하고 있다⁽¹⁵⁾. 이 기능은 화상 데이터베이스로부터 원하는 영상을 검색하고자 할때, 전송 데이터량을 절대적으로 줄이면서 고속으로 검색 가능한 효과를 얻게 된다. 여기서는 비트 분할법에 의한 간단한 단계적 부호화 방식에 대하여 검토한다.

log k 비트로 양자화된 디지털 영상 데이터는 상위 비트일수록 중복도 (redundancy)를 많이 포함하며 하위 비트로 갈수록 임의(random)의 잡음성분을 많이 포함한다. 이와같이 서로 다른 성질을 갖는 부분을 일괄적으로 처리하게 되면 압축효율이 떨어지므로 각각 분리하여 최적모델을 이용함이 보다 효과적이다. 따라서 상위와 하위비트를 log k-s, s비트로 분리하여 하나의 모델로 처리하는 방법을 채택한다. 이때 정보원 모델로서는 低階調 영상 데이터에 효과적인 제안한 G2DDM을 사용한다. 그 결과를 기존의 방식과의 비교를 위하여 RICE부호⁽¹⁶⁾ 및 RPC부호⁽¹⁷⁾의 평균부호 길이와 함께 표3에 표기하였다.

그 결과 이 논문에서 제안한 G2DDM의 전체 부호의 길이L은 RICE부호에 비하여 평균 0.1 [bit /pixel] 향상된 효과를 보이나 RPC부호에 비하여 0.17 [bit /pixel] 떨어진다. 그러나 G2DDM은 먼저 상위 비트의 전송만으로 수신 영상의 개략이 파악 가능하며 필요에 따라 하위 비트의 전송을 요구하는 Progressive build-up기능을 가지게 되어 실제의 전송에 있어서는 더 적은 비트량으로 부호화가 가능하기 때문에 RPC방식 보다 효과적으로 평가된다.

3. 고속화 알고리즘의 평가

제한한 고속 산술부호화의 계산량을 확률 파라메타의 계산과 부호화를 위한 연산량으로 평가한 결과를 표4에 나타낸다. 산술부호화의 주된 계산량인 곱셈과 나눗셈이 차분모델의 경우, d₁+1회에서 1~2회로 줄어들므로 고속화가 가능하다. 각 모델에 있어서 이 구체적인 계산 시간과 부호화에 필요한 기억용량을 표5에 보인다. 여기서, 계산 시간(speed)이란 CPU시간 1초 동안에 처리할 수 있는 기호의 수를 나타내며 기억용량은 각 모델의 확률 파라메타로 구한 값이다. 그 결과 제안한 고속화 알고리즘은 확률구간을 변경하지 않은 방법에 비해 階調數가 128의 GIRL 데이터에 있어서 약 5배 이상 빠르게 되었다.

VI. 결 론

이 논문에서는 적응 산술부호화 차분값의 마르코프 모델화를 이용한 디지털 영상 데이터의 가역부호화 방식을 제안하였다. 영상 데이터는 근접 畫素간의 相關性이 크므로 그 성질을 이용한 차분모델의 구성법을 보였다. 階調數k와 參照畫素數의 증가에 따른 압축효율의 저하를 개선하기 위하여 狀態를 그룹화시킨 G2DDM을 제안하여 다른 모델에 비해 보다 적은 계산량으로 동등 이상의 압축효과를 얻었다. 또한 영상 데이터베이스의 고속검색을 위하여 비트 분할에 의한 단계적 부호화에 대하여 검토하였다. 마지막으로 산술부호화의 고속화를 위해 확률구간 변경에 의해 확률계산에 필요한 부분구간의 數를 상대적으로 줄이는 방법을 제시하였고, 그 성능의 유효성을 연산량의 해석과 컴퓨터 시뮬레이션으로 나타냈다.

표3. G2DDM에 의한 단계적 부호화
Table 3. progressive build-up by G2DDM

Data	Upper 5 bit		Lower 3 bit		G2DDM	RICE	RPC
	H _s	L _u	H _s	L _d	L=L _u +L _d	L	L
GIRL	1.911	1.930	2.903	2.929	4.859	4.914	4.642
AERIAL	2.870	2.889	2.994	3.019	5.908	6.046	5.845
COUPLE	1.665	1.684	2.759	2.784	4.468	4.620	4.232
MOON	2.189	2.208	2.995	3.020	5.228	5.273	5.076

(1) G2DDM : (2) RICE⁽¹⁶⁾
(3) RPC : Reversible Predictive Coding⁽¹⁷⁾

표4. 2DDM의 계산량

Table 4. computational complexity of 2DDM
(Number of arithmetic operations per one symbol)

	Straightforward algo.	Fast algorithm
Div.	$d_1 + 1$ times, all	once, $d_1 = 0$ twice, others
Mul.	once $d_1 = 0$ d_1 times, $d_1 = k - 1$ $d_1 + 1$ times, others	once, $d_1 = 0$ once, $d_1 = k - 1$ twice, others
Sub.	once, $d_1 = k - 1$	once, $d_1 = k - 1$
Add.	d_1 times, all	d_1 times, all

표5. 부호화 시간 및 소요 메모리

Table 5. encoding speed and memory for GIRL ($k=128$) (symbols /second)

	1DDM	2DDM	G2DDM	10MM	20MM
	S F	S F	S F	S F	S F
Speed	451 2674	431 3504	- 5371	629 5649	553 3212
Memory	$(2k - 1)$	$(2k - 1)^2$	$k(\log k + 1)$	k^2	k^3

- (1)S : Straightforward,
- (2)F : Fast algorithm,
- (3)K : No. of gray-level

- (4)1DDM : 1 Dimension Differential Model
- (5)2DDM : 2 Dimension Differential Model
- (6)G2DDM : Grouping 2DDM
- (7)10MM : 1st order Markov Model
- (8)20MM : 2nd order Markov Model

參 考 文 獻

1. D.A Lelewer and D.S Hrschberg : "Data Compression," ACM Computing surveys, 19, 3, pp. 261 - 296 (Sept.1987)
2. C.E Shannon : "The mathematical theory of communication," Univ. of Illinois Press, Urbana (1949)
3. D.A Huffman : "A method for the construction of minimum-redundancy codes," Proc.IRE,40, 9,pp.1098-1101 (Sept.1952)
4. J.H.Park : "A study on universal data compression and its applications," Ph.D Dissertation Yokohama Nat. Univ. (Mar.1990)
5. A. Lempel and J Ziv : "On the complexity of finite sequences," IEEE Trans. IT-22, 1, pp. 75-81 (Jan.1976)
6. J. Ziv and A. Lempel : "An universal algorithm for sequential data compression," IEEE Trans IT-23, 3, pp.337-343 (may 1977)
7. J. Ziv and A. Lempel : "Compression of individual sequences via variable-rate coding," IEEE Trans. IT-24, 5, pp.530-536 (Sept.1987)
8. L. Bentray et al : "A locally adaptive data compression scheme," CACM 29, 4, pp.320-330 (Apr.1986)
9. D.E Knuth : "Dynamic Huffman coding," J. Algorithms, 6, 2, pp.163-180 (June 1985)
10. J.S Vitter : "Design and analysis of dynamic Huffman coding," JACM 34, 4, pp.825-845 (Oct.1987)
11. J. Rissanen and G.C. Langdon : "Universal modeling and coding," IEEE Trans. Inform. Theory, IT-27, 1, pp.12-23(Jan.1981)
12. R.C Pasco : "Source coding algorithm for fast data compression," Ph.D Dissertation Stan-

- ford Univ. (May 1976)
13. S.Kitada et al: "Dynamically adaptive coding of digitized gray-level images," IECE Trans. J68-D, 4, pp.639-646(Apr.1985)
 14. T.Endoh and Y.Yamazaki: "Progressive coding scheme for multi-level images," IEICE Trans. J70-B, 1, pp.105-114(Jan.1987)
 15. H.Yasuda: "International standardization of high efficiency coding," J. ITE(Japan), 43, 10, pp. 1011-1019 (Oct.1989)
 16. R.F.Rice and J.R.Plaunt: "Adaptive variable-length coding for efficient compression of spacecraft television data," IEEE Trans. COM-19, 6, pp.889-897 (1971)
 17. T.Saitoh et al: "Reversible predictive coding of continuous-tone picture signal using block adaptive variable-length codes," IECE Trans. J66-B, 11, pp.1347-1354 (Nov.1983)



朴志煥(Jee Hwan Park) 正會員
1984년 2월: 慶熙大學校 電子工學科(工學士)
1987년 3월: 日本 國立電氣通信大學 大學院 情報工學科(工學修士)
1990년 3월: 日本 橫濱國立大學 大學院 電子情報工學科(工學博士)

1990년~현재: 釜山水產大學校 電子計算學科 助教授
※主關心分野: 情報理論, 데이터 壓縮, 데이터 通信, 映像處理 등