

DCT/DPCM 複合 減縮方式의 性能에 關한 研究 (On the Performance of DCT/DPCM Hybrid Coding)

安 宰 亨*, 金 南 哲**, 金 在 均**
(Jai Hyueng Ahn, Nam Chul Kim and Jae Kyoon Kim)

要 約

DCT/DPCM 複合 減縮方式(hybrid coding)에서 主要 시스템 變數에 따른 性能 變化가 平均 自乘誤差와 主觀檢査(subjective test)를 基準으로 해서 研究되었다. 檢討된 시스템 變數는 DCT 變換係數의 豫測常數, 블록 量子器의 平準化 係數 및 비트配定등이다. 그리고 適應式 減縮方式의 特性도 比較 檢討되었다.

實驗結果로는 映像의 共分散 모델을 根據로 하는 비트 配定 및 適應方式이 實時間 處理에 便利할 뿐만 아니라, 낮은 비트율에서는 매우 有利한 方法임이 확인되었다.

Abstract

The performance of an intra-frame DCT/DPCM hybrid coding is investigated with the criteria of normalized mean square error and subjective test for various system parameters. It includes the prediction coefficient in transform domain, normalization factor and bit-map in block quantizer, and adaptive coding.

It is shown that the generalized covariance model of image is a convenient tool for bit-map and adaptive coding, and for a fast low bit-rate coding.

I. 序 論

映像 데이터의 傳送에 있어서 傳送 데이터량을 減縮하기 위한 方法은 지금까지 많이 研究되어 왔다. 畫素(picture element, pel)간의 相關性을 利用하는 DPCM 減縮方法(differential PCM)은 이미 傳送된 畫素들로 현재 傳送하고자하는 畫素를 豫測하여 그 差異를 傳送하는 方式으로서, 높은 비트率(bit rate, bit/pel)에서 좋은 性能을 보이며 하드웨어 構成이 간단하고 遂行時間이 짧아 實時間 處理(real time processing)에 적합하다. 그러나 이 方式은 映像의 統計的인 特性이 變하거나 傳送雜音(transmission noise)이 있는 傳送路에는 심한 性能低下를 일으킨다.^[1] 이에 반해서 映像變

換(block transformation)에 의한 에너지의 密集을 이용한 變換 減縮方式(transform coding)은 낮은 비트率에서 좋은 性能을 보이며, 原映像의 統計的 特性變化和 傳送雜音에도 적은 性能低下를 나타낸다.^[2] 그러나 이러한 變換 減縮方式은 映像變換에 필요한 많은 演算을 하기 위하여 많은 量의 記憶容量(memory)이 必要하며, 또한 하드웨어의 構成도 複雜하게 되어 實時間處理도 힘들게 된다.

이러한 두 方式의 長點을 살리기 위하여 一次元으로 映像 데이터를 變換한 후, 각각의 變換係數(transform coefficient)들에 대해서 DPCM을 遂行하는 複合 減縮方式(hybrid coding)이 나타났다.^[3] 이 複合 減縮方式은 보통 앞의 두 減縮方式의 中間정도의 性能과 複雜性을 가지며 특히 낮은 비트率에서는 變換 減縮方式에 가까운 性能을 보여 주며 또한 傳送 雜音에 대해서도 강하다는 것이 밝혀졌다. 이러한 複合 減縮方式은

*準會員, **正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科
(Dept. of Electrical Eng., KAIST)
接受日字: 1983年 6月 28日

한 畫面내(intra-frame)에서 뿐만 아니라 畫面간(inter-frame)에 행하여 졌을 경우에는 三次元 變換 減縮方式에 近似한 性能을 보이는 것으로 알려졌다.^[4]

本 論文에서는 낮은 비트率에서 그 性能이 優秀하면서도 構造가 간단한 複合 減縮方式의 特性을 分析하기 위하여 基本的인 시스템 變數에 대한 性能變化를 調査하였다. 檢討된 變數는 線型 豫測器의 係數, 블록 量子器의 種類와 平準化 係數(normalization factor), 블록 量子器의 비트配定 및 近似的 豫測 誤差등이다. 또한 基本的인 몇 가지 適應式 減縮方式에 대한 特性도 比較되었다.

複合 減縮方式에서 使用된 變換方式은 性能이 優秀한 DCT(discrete cosine transtorm)로 하였으며, 性能比較의 基準은 平準화된 平均 自乘誤差(normalized mean square error, NMSE)와 主觀檢査(subjective test)로 하였다.

試驗된 映像은 映像減縮의 研究에서 많이 引用되는, 256×256 畫素를 가진 GIRL로 하였다.^[5]

II. 複合 減縮方式의 基本構造

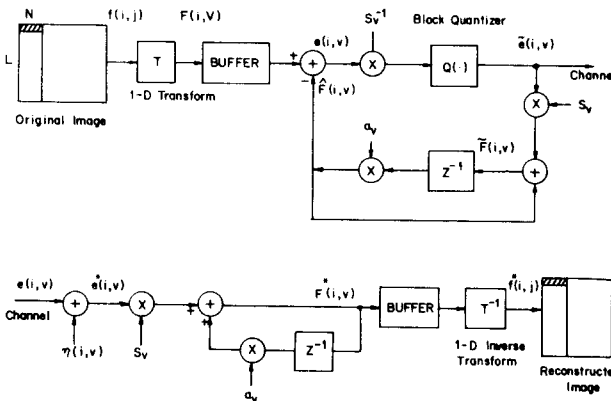


그림 1. 基本 複合 減縮시스템의 構造
Fig. 1. Fixed hybrid coding system.

基本的인 複合 減縮方式의 블록 다이어그램은 그림 1과 같다. 우선 L×L크기의 映像을 水平方向으로 N개씩 끊어 L/N개의 垂直方向의 띠(stripe)를 만든다. 每 走射線마다 畫素의 明暗度(intensity) f(i,j)를 이 띠내에서 水平方向(j-direction)으로 變換한다. 變換된 變換係數 F(i,v)에 대해서 垂直方向(i-direction)으로 一次의 線型豫測에 의한 DPCM을 遂行하여 豫測誤差 e(i,v)를 만들며, 이를 量子化(quantization)하여 量子화된 豫測誤差 $\tilde{e}(i,v)$ 를 受信側에 傳送한다. 受信側에

서는 傳送雜音이 섞인 量子化된 豫測誤差 $e^*(i,v)$ 로부터 再生 變換係數 $F^*(i,v)$ 를 만들고, 이를 水平方向으로 逆變換하여 再生映像 데이터 $f^*(i,j)$ 를 만든다.

1. 變換과 豫測係數

二次元的 映像 데이터 f(i,j)에 대한 一次元的 變換과 逆變換은 다음과 같다.^[5]

$$F(i,v) = \sum_{j=1}^N f(i,j) T(j,v), \quad v=1,2,\dots,N$$

$$f(i,j) = \sum_{v=1}^N F(i,v) T^{-1}(j,v), \quad j=1,2,\dots,N \quad (1)$$

여기서 T(j,v)와 T⁻¹(j,v)는 각각 變換 매트릭스와 逆變換 매트릭스이며, DCT의 경우에는 다음과 같이 表現된다.

$$T(i,v) = C(v) \cdot \cos \frac{(j-1/2)(v-1)\pi}{N},$$

$$j=1,2,\dots,N$$

$$T^{-1}(j,v) = T(v,j) \quad v=1,2,\dots,N \quad (2)$$

여기서 C(v)는 常數로서 C(1) = 1/√N이며, u ≠ 1 이면 C(v) = √(2/N)이다. 또한 變換領域의 共分散(covariance) C_F와 원래의 畫素領域에서의 共分散 C_f사이에는 다음 관계가 成立된다.

$$C_F(i_1, i_2 / v_1, v_2) = \sum_{j_1} \sum_{j_2} C_f(i_1, i_2 / j_1, j_2) \cdot T(j_1, v_1) T(j_2, v_2)$$

$$C_f(i_1, i_2 / j_1, j_2) = E\{f(i_1, j_1) f(i_2, j_2)\} \quad (3)$$

여기서 畫素의 平均值는 一般的으로 零이 아니지만 그렇게 平準化되었다고 가정하였다. 本 論文에서는 變換으로써 性能이 좋은 DCT를 使用하였으며 變換 매트릭스의 크기 N을 16으로 하였다.

이렇게 해서 얻어진 變換係數 각각에 대해서 垂直方向으로 DPCM을 遂行하기 위한 線型豫測 $\hat{F}(i,v)$ 및 豫測誤差 e(i,v)는 다음과 같다.

$$e(i,v) = F(i,v) - \hat{F}(i,v)$$

$$= F(i,v) - a_v \cdot \hat{F}(i-1, v) \quad (4)$$

여기서 a_v는 豫測係數(prediction coefficient)이며 $\hat{F}(\cdot)$ 는 送信側에서 再生한 再生 變換係數이다. 豫測誤差의 量子化 雜音(quantization noise)을 충분히 작다고 가정하면 最適 豫測係數 a_v는 다음과 같이 變換係數사이의 相關係數가 된다.

$$a_v = \rho(v) = \frac{C_F(i, i-1/v, v)}{C_F(i, i/v, v)} \quad (5)$$

그리고 이때의 豫測誤差의 分散(variance)은 近似的으로 다음과 같이 表現된다.

$$\sigma_e^2(v) \sim \{1 - \rho^2(v)\} \cdot C_F(i, i/v, v) \quad (6)$$

그런데 여기서 영상의 共分散이 다음과 같이 보통 많이 쓰이는 分離型(separable) 特徵을 가진다면,^[6]

$$C_F(i, i_1, i_2/j_1, j_2) = \sigma_x^2 \cdot \rho_c^{(|i_1-i_2|)} \cdot \rho_r^{(|j_1-j_2|)} \quad (7)$$

위의 最適 豫測係數는 (3) 및 (7)식에 의해서 係數番號(coefficient index) v에 關係없이 一定한 값을 갖게 된다.^[7]

$$a_v = \rho_c \quad (8)$$

本 論文에서는 이와같은 간결함때문에 (8)식의 豫測係數를 複合 減縮方式의 基本的인 豫測係數로 採하였다.

2. 블록 量子器(Block Quantizer)

豫測誤差 $e(i, v)$ 는 一般的으로 係數番號에 따라서 그 分散값이 (6)식과 같이 달라지므로 블록 量子器를 使用하게 된다. 이때 블록 量子器는 N개의 量子器로 構成되며 이들 각 量子器에 割當되는 비트數 $b(u)$ 는 정규분포에 대한 最適 均等量子器 GUQ(Gaussian uniform quantizer)를 使用할 경우에는 다음과 같이 表現된다.^[5]

$$b(v) = [B + 2\log_{10} \sigma_e^2(v) - \frac{2}{N} \sum_{k=1}^N \log_{10} \sigma_e^2(k) + \Delta] \quad (9)$$

여기서 B는 원하는 비트率이며 Δ 는 結果적인 $b(v)$ 의 合이 整数 $N \cdot B$ 가 되도록 해주기 위한 變數이고 $\{z\}$ 는 z 를 넘지 않는 最大整数를 나타낸다.

이렇게 해서 각 變換係數마다 量子器의 비트數 $b(v)$ 가 주어지면 이것에 根據한 最適 量子器를 設計할 수 있다.^[8] 그러나 豫測誤差 $e(i, v)$ 는 係數番號 v에 關係없이 서로 類似한 정규분포 또는 라플라시안(Laplacian) 確率分布를 가지므로, 單位分散(unity variance)에 대한 한개의 量子器를 公통으로 使用할 수 있다. 다만 각 豫測誤差 $e(i, v)$ 를 각 標準偏差 $\sigma_e(v)$ 로써 平準化(normalize)시켜야 한다. 그런데 이 N개의 平準化係數(normalization factor)를 受信側에 傳送할 경우에는 추가적인 傳送 데이터 量이 많아지므로 다음과 같이 비트數 $b(v)$ 로부터 再生 平準化係數(reconstructed standard deviation, RSD) S_v 를 近似的으로 구할 수 있다.^[17, 18]

$$S_v = \sigma_e(1) \cdot 10^{(b(v) - b(1))/4} \quad (10)$$

여기서 $\sigma_e(1)$ 은 $v=1$ 인 變換係數 즉 DC係數에 대한 豫測誤差의 標準偏差로서 나머지 係數의 標準偏差를 近似的으로 推定하기 위한 根據가 된다.

本 論文에서는 減縮方式의 性能比較의 基準으로서 主觀檢査(subjective test)와 平準化된 平均 自乘誤差 NMSE(normalized mean square error)를 使用하였다.

$$NMSE \triangleq E\{[f(i, j) - \hat{f}^*(i, j)]^2\} / E\{f^2(i, j)\} \quad (11)$$

그런데 畫素領域과 變換 領域사이에는 서로 可逆性的性質이 있으므로 傳送雜音이 없다면 이것은 다음과 같이 變換係數 DPCM의 量子化 雜音 關係식으로 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} NMSE &= E\{[F(i, v) - \hat{F}(i, v)]^2\} / \sigma_f^2 \\ &= E\{q^2(i, v)\} / \sigma_f^2 \\ &= \frac{1}{N} \sum_{v=1}^N \sigma_q^2(v) / \sigma_f^2 \end{aligned} \quad (12)$$

앞서 서술된 基本的인 複合 減縮方式으로 再生된 映像은 그림 2와 같으며 原映像에 비해 量子化 雜音이 보임을 알 수 있다.

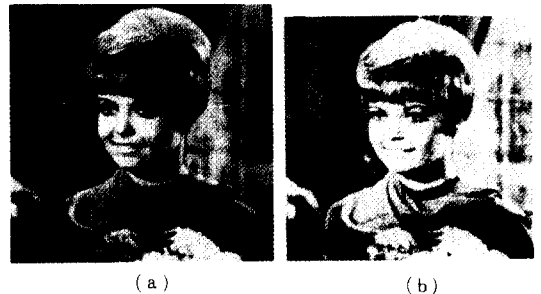


그림 2. (a) 原映像 GIRL
(b) 複合 減縮方式에 의한 再生映像(1bits /pel)

Fig. 2. (a) Original image, GIRL.
(b) reconstructed image (1bits/pel).

III. 豫測器(Predictor)의 特性

前節에서는 (7) 및 (8)식과 같이 映像이 分離型 共分散의 特性을 가지고 있다는 가정에서 豫測係數를 映像의 垂直 相關係數 ρ_c 로 사용했다. 그러나 실제로 水平方向의 DCT 變換으로써 얻은 變換係數들은 각 係數番號 v에 따라서 垂直方向의 相關係數가 표 1과 같이 변한다. 따라서 豫測係數 a_v 로는 실제 變換係數들의

垂直 相關係數 $\rho(v)$ 를 사용하는 것이 더 좋을 것으로 사료된다.

표 1. 각 變換係數의 垂直 相關係數 및 豫測誤差의 標準偏差

Table 1. Vertical correlation coefficients of transformed coefficient and standard deviations of prediction error signals.

v	$\rho(v)$	$\sigma_e(v)$	
		$a_v = \rho_c$	$a_v = \rho(v)$
1	0.99	26.5	26.5
2	0.93	20.5	20.1
3	0.86	17.0	16.5
4	0.78	14.3	13.7
5	0.72	12.4	11.7
6	0.70	11.17	10.1
7	0.58	9.62	8.99
8	0.54	8.87	7.47
9	0.48	7.51	7.08
10	0.46	7.27	6.03
11	0.36	6.42	5.53
12	0.33	5.94	5.30
13	0.25	5.48	4.96
14	0.23	5.14	4.77
15	0.17	4.67	4.51
16	0.14	4.42	4.38

그러나 두 가지 豫測方法의 性能은 그림3에서와 같이 별 차이가 없음을 알 수 있다. 이것은 係數番號가 증가하면 變換係數의 相關性이 크게 減少하기 때문이다. 따라서 높은 係數番號쪽의 豫測誤差의 標準偏差는 豫測係數에 상관없이 相對적으로 작으므로, 精確한 豫測係數로써 얻는 이득은 相對적으로 매우 작아진다고 할 수 있다.

IV. 블록 量子器의 特性

變換係數 혹은 이의 豫測誤差에 대해 블록 量子器를 사용함으로써 變換方法에 의한 데이터 減縮을 얻게 된다. 여기에는 量子器의 種類, 平準化 係數, 블록 量子器에서 使用된 비트配定(bit-map)등이 檢討되어야 한다.

1. 블록 量子器의 種類

前節까지는 정규분포에 대한 最適 均等量子器 GUQ (Gaussian uniform quantizer)를 使用하였다.

그러나 DPCM과 마찬가지로 複合 減縮方式 에서도 豫測誤差의 確率分布는 정규분포보다는 라플라시안 분

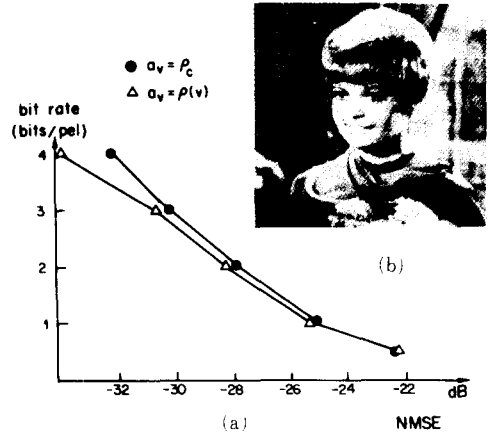


그림 3. (a) 豫測係數에 따른 複合 減縮方式의 性能 (b) $a_v = \rho(v)$ 일때의 再生映像 (1 bits/pel).

Fig. 3. (a) NMSE performance for two different prediction coefficients.

(b) Reconstructed image for $a_v = \rho(v)$ (1 bits/pel).

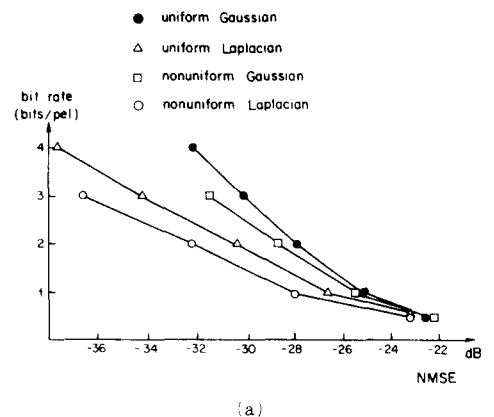


그림 4. (a) 量子器에 따른 複合 減縮方式의 性能 (b) LNQ를 使用했을 때의 再生映像 (1 bits/pel)

Fig. 4. (a) NMSE performance for various quantizers.

(b) Reconstructed image for LNQ (1 bits/pel).

포(Laplacian distribution)에 가깝다는 것이 많이 알려져 있다.⁵⁾ 따라서 GUQ보다는 라플라시안 분포에 대한 均等量子器 LUQ(Laplacian uniform quantizer)와 非均等量子器 LNQ(Laplacian nonuniform quantizer)의 性能이 더 좋아질 것이다. 이들의 性能比較는 그림 4와 같다. 여기서 非均等量子器가 均等量子器보다 약 3dB정도 더 좋은 결과를 나타내며, 라플라시안 量子器가 정규분포 量子器보다 높은 비트율에서 약 2dB 정도로 性能이 改善되는 것을 알 수 있다. 따라서 量子器로는 LNQ를 使用하는 것이 바람직하다. 그러나 그림 4 (b)에서 알 수 있는 바와같이 再生映像의 品質에는 큰 變化를 주지 못한다.

2. 平準化 係數(Normalization Factor)

블록 量子器 構成에서는 傳送 데이터량을 줄이기 위해서 각 係數番号마다 豫測誤差의 標準偏差를 近似的으로 구해야 한다. 또한 이것으로써 入力信號를 平準化하면 한 개의 量子器로써 블록 量子器를 構成할 수 있다. 그래서 豫測誤差의 近似的 標準偏差를 平準化 係數라고도 한다. 여기에는 (10)式的 RSD외에 하드웨어 實現性이 좋은 다음과 같은 近似的 實驗式이 있다.⁹⁾

$$S_v = \sigma_e(1) \cdot \frac{2}{v+1} \tag{13}$$

이것은 WSD(weighted index standard deviation)라고 불리워진다.

또한 複合 減縮方式에는 DPCM 루프가 있으므로 信號特性的 變化에 의한 波及誤差의 影響을 줄이기 위해서 이들 平準化 係數보다는 2배 정도로 큰 값을 使用하는 것이 더 적은 量子化 雜音을 낸다고 알려져 있다.¹⁰⁾

이런 여러 가지 平準化 係數에 대한 性能은 그림 5와 같다. 平準化 係數를 (10)式 및 (13)式的 近似值보다 2배로 할 경우에 平均 自乘誤差에서 약 3dB 정도의 利得이 있음을 볼 수 있다. 그러나 그림 5 (b)의 再生映像은 그 品質이 떨어져 보인다. 그 이유는 擴大된 平準化 係數로 말미암아 큰 豫測誤差에서 發生하는 슬로우프 오우버라우드 雜音은 減少되었으나 눈에 잘 感知되는 낮은 信號值에서의 그레놀러雜音이 增加되기 때문이다.

그리고 構成이 簡單한 WSD平準化 係數가 RSD 平準化 係數보다는 약간 큰 量子化 雜音을 보이지만 실제 再生映像에는 별 차이가 없었다. 따라서 실제 하드웨어 構成에서는 WSD가 더 有利할 것이다.

3. 비트 配定 (Bit-Map)

(9)式에서와 같이 블록 量子器에서 각 信號 成分에

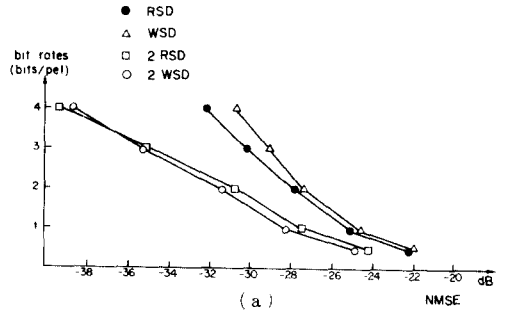


그림 5. (a) 平準化 係數에 따른 複合減縮方式의 性能

(b) 2RSD를 使用했을 때의 再生映像 (1 bits/pel)

Fig. 5. (a) NMSE performance for various normalization factors.

(b) Reconstructed image for 2RSD (1 bits/pel).

配定되는 비트數는 量子化 왜곡량과 각 信號成分의 分散에 의해서 決定된다. 複合 減縮方式에서 變換係數의 豫測誤差의 分散은 실제 映像의 統計에서 구하는 것 이외에도 映像의 共分散 모델에 의해서 (3)式 및 (6)式으로 부터 구할 수 있다.

즉 만약 畫素의 共分散 C_r 가 주어졌다면 (3)式에 의해서 變換係數의 共分散 C_F 를 구할 수 있다.

$$C_F(i_1, i_2/v_1, v_2) = \sum_{j_1} \sum_{j_2} C_r(i_1, i_2/j_1, j_2) T(j_1, v_1) \cdot T(j_2, v_2) \tag{14}$$

이 共分散에서 變換係數의 分散 및 相關係數(correlation coefficient)를 구한다.

$$\sigma_F^2(v) = C_F(i, i/v, v)$$

$$\rho(v) = C_F(i-1, i/v, v) / \sigma_F^2(v) \tag{15}$$

위 두 式으로 부터 豫測誤差의 分散을 (6)式에 따라 구한다.

$$\sigma_v^2(v) = \{1 - \rho^2(v)\} \cdot \sigma_r^2(v) \tag{16}$$

一般的으로 映像信號는 統計的으로 Gauss-Markov 信號에 近似하다는 가정에서 다음과 같은 두 共分散 모델이 흔히 使用되고 있다.^[11, 12]

$$C_s(i_1, i_2/j_1, j_2) = \sigma_r^2 \cdot \exp(-\beta_x |i_1 - i_2| - \beta_y |j_1 - j_2|) \tag{17}$$

$$C_n(i_1, i_2/j_1, j_2) = \sigma_r^2 \cdot \exp(-\sqrt{\beta_x^2(i_1 - i_2)^2 + \beta_y^2(j_1 - j_2)^2}) \tag{18}$$

여기서 C_s 및 C_n 은 각각 分離型(separable) 및 等方型(isotropic) 共分散이다. 그러나 실제 映像의 共分散은 (17)式과 (18)式의 中間的인 性質을 나타내고 있다. 이러한 性質을 고려한 一般化된 共分散 모델도 提案되다.^[13, 14]

$$C_k(i_1, i_2/j_1, j_2) = \sigma_r^2 \cdot \exp(-\sqrt{\beta_x^2(i_1 - i_2)^2 + 2R\beta \times \beta_y^2(|i_1 - i_2| |j_1 - j_2|) + \beta_y^2(j_1 - j_2)^2}) \tag{19}$$

여기서 k 는 水平과 垂直의 統計 分離度를 나타내는 變數로 $k=0.4$ 일때가 GIRL과 같은 실제 映像에 잘 맞는다. (17)-(19)式의 β_x 와 β_y 는 각각 $-1_n \rho_c$ 및 $-1_n \rho_r$ 로서 映像의 水平方向과 垂直方向의 相關係數와 관계되는 變數들이다.

이러한 각 모델에 따른 비트配定을 使用했을 때의 性能은 그림 6과 같다.

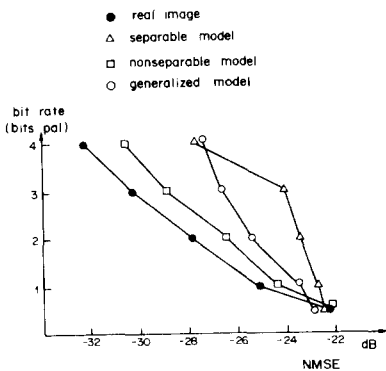


그림 6. 모델에 따른 複合 減縮方式의 性能
Fig. 6. NMSE performance for various image models.

여기서 分離型보다는 等方型 모델이 실제 映像과 비슷함을 알 수 있으며, 또한 (19)式의 一般型 모델에 따른 비트配定은 1 bits/pel이하에서 좋은 性能을 보여 준다

는 것을 알 수 있다.

V. 適應式 減縮方式 (Adaptive Hybrid Coding)

지금까지는 映像의 統計的 特性이 不變(stationary)하다고 생각했으나 실제로는 地域에 따라서 그 特性이 變한다. 따라서 실제 映像의 統計特性에 맞추어 여러 가지 變數를 適應시키면 더 좋은 結果를 얻을 수 있다. 複合 減縮 시스템에서 部分的인 統計特性的의 影響을 받는 變數는 豫測係數, 비트配定 및 平準化 係數이다. 이 중에서 豫測係數의 變化는 표 1에서 알 수 있는 바와 같이 性能에 큰 變化를 주지 못한다. 그러나 비트配定과 平準化 係數는 그림 5 및 그림 6에 나타난 바와 같이 映像의 統計에 잘 맞추면 性能이 크게 改善됨을 알 수 있다. 따라서 여기서 研究한 適應方式은 비트配定과 平準化 係數를 決定짓는 豫測誤差의 分散을 効果적으로 推定하거나 그에 관한 情報를 傳送하는 方式이다.

1. 地域 適應式 減縮方式 (Block-Adaptive) 映像 블

映像 블록의 統計를 직접 구하여 이에 따라서 코딩을 行하고, 그 統計情報도 함께 傳送하는 方式이다.^[15] 제일 먼저 映像을 $N \times N$ 크기의 블록들로 나누어 水平方向으로 變換하고, 각각의 블록내에서 水平變換된 變換係數들의 豫測誤差 $\{\sigma_e^2(u)\}$ 을 구한다. 그리고 이러한 分散으로부터 (9)式에 의한 비트配定과 (10)式에 의한 平準化 係數를 구한다. 예컨대 晝素의 블록平均과 DC係數의 分散 $\sigma_e^2(1)$ 을 각각 4비트씩으로, 그리고 기타 비트配定을 각각 3비트씩으로 傳送한다면 이때의 追加(overhead) 데이터 量은 平均 0.22bits/pel이 된다. 이 方式에서는 블록내에 割當되는 총 비트數를 一定하게 하여 비트配定을 블록 統計에서만 구할 수 있게 하였다.

2. 分類 適應式 減縮方式 (Class-Adaptive)

앞의 地域 適應式은 블록의 크기가 작아지거나 혹은 비트率이 낮아지면 相對的으로 追加 데이터가 많은 比重을 차지하게 된다. 따라서 追加 데이터중에서 많은 部分을 차지하는 비트配定의 內容을 傳送하는 데 必要된 데이터量을 節約하는 方式을 생각해 볼 수 있다. 즉 映像 블록의 活性度(activity)에 따라서 각 블록을 몇 가지로 分類하여 비트配定을 달리하는 方法이다.^[16] 이때의 追加 데이터는 晝素의 平均값과 DC係數의 分散 및 分類係數(class index)만으로 構成된다. 예컨대 分類를 四等級으로 하면 追加 데이터는 平均 0.04bits/pel이 되므로 地域 適應方式보다는 적은 量이 된다. 블록 活性度의 基準으로는 豫測誤差들의 分散의 合 $\sum_{v=1}^N \sigma_e^2(v)$ 등이 使用된다.

3. 共分散 適應式 減縮方式

앞의 두 適應方式은 變換領域에서의 統計로서 豫測誤差의 分散을 根據로 하였다. 그러나 이 方式들은 豫測誤차들의 統計를 구하기 위하여 量子化하기 전에 블록별로 forward-DPCM을 遂行하여야 한다. 즉 앞의 두 適應方式은 블록 데이터의 統計를 내기위한 하드웨어 외에도 회위드-DPCM이 필요하다. 따라서 이 추가적인 하드웨어의 節約을 위해서 앞에서 논의되었던 一般化된 共分散 모델을 使用할 수 있다.

즉 畫素領域의 블록별 平均 및 分散, 그리고 水平 및 垂直 相關係數를 구하여 (19)式의 一般化된 共分散의 變數 즉 β_x, β_y 및 k 를 決定한다.

이렇게 해서 구한 一般化된 共分散 C_r 를 (3)式에 代入하면 變換領域의 共分散 C_f 를 얻는다. 이 C_f 에서 부터 (6)式에 의한 豫測誤差의 分散을 推定한다.

이 推定된 分散으로부터 (9)와(10)式에 의해 각각 비트配定 $lb(v)$ 과 平準化 係數를 얻을 수 있다. 이 方式에서의 追加 데이터는 畫素領域의 平均과 分散 그리고 水平 및 垂直 相關係數가 된다. 따라서 이들에 각각 4 비트씩 割當하면 그 量이 블록當 0.0625 bits/pel 이 된다.

以上の 세가지 適應方式의 性能을 比較하면 그림 7과 같다. 이에 따르면 地域 適應方式은 基本方式보다 3 dB이상의 NMSE 改善을 보이며 특히 높은 비트率에서는 다른 適應方式보다도 5 dB이상의 좋은 結果를 보인다. 이 事實은 映像의 統計의 特性이 블록에 따라 심하게 變한다는 것을 보여 준다. 그러나 이 方式은 낮은 비트率(1 bits/pel 이하)에서 基本方式과의 차이가 적다. 그 이유는 낮은 비트率에서는 追加 데이터量이 相對적으로 커지기 때문이다.

分類 適應方式은 낮은 비트率에서 그 性能이 비교적 좋은 것으로 나타났다. 그러나 이 方式은 블록 活性化

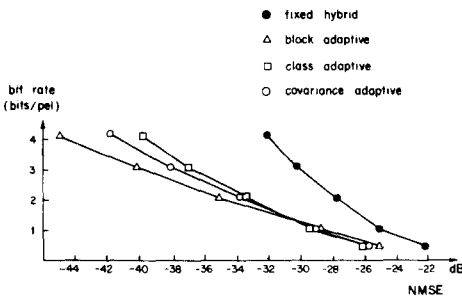


그림 7. 適應方式에 따른 複合 減縮方式의 性能
Fig. 7. NMSE performance for various adaptive methods.

가 적은 블록에는 총 비트數가 적게 割當되므로 그림 8에서 알 수 있는 바와 같이 배경부분에 큰 量子化雜音을 나타내게 되어서 再生映像의 品質을 떨어뜨린다.



그림 8. (a) 分類 適應方式에 의한 再生映像 (1 bits/pel)

(b) 一般化된 共分散 모델을 使用한 再生映像 (1 bits/pel)

Fig. 8. (a) Reconstructed image with class-adaptive method at 1 bits/pel.

(b) Reconstructed image with generalized covariance method at 1 bits/pel.

이에 반해서 共分散 適應方式은 낮은 비트率에서 다른 適應方式과 비슷한 NMSE 性能을 보이면서도 블록 및 分類 適應方式에서 나타나는 블록效果(block effect)가 나타나지 않았다. 따라서 낮은 비트率에서는 共分散 適應方式이 有利하며, 높은 비트率에서는 地域 適應方式이 有利하다고 할 수 있다.

VI. 結 論

本 論文에서는 DCT/DPCM 複合 減縮方式(hybrid coding)에서 主要 시스템變數에 의한 性能变化和 地域, 分類 및 共分散 適應方式이 研究되었다.

水平方向의 變換值에 대한 垂直方向의 豫測係數는 전체 性能에 큰 影響을 주지 못했으나, 量子器의 種類와 비트配定 및 平準化 係數는 平均 自乘誤差(NMSE)에 큰 变化(약 3 dB)를 주었다. 그러나 이들 變數는 再生映像의 主觀檢査(subjective test)에는 큰 影響을 주지 못했다.

映像의 部分的인 統計變化에 따르기 위한 適應方式에서는 높은 傳送 비트率에서 地域 適應方式이, 낮은 傳送 비트率에서는 共分散 適應方式의 性能이 가장 좋을 事를 알 수 있었다.

參 考 文 獻

- [1] J.B. O'neal, "Predictive quantizing systems for the transmission of television signals," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 45, pp. 689-721, May-June 1966.
- [2] P.A. Wintz, "Transform picture coding," *Proc. IEEE*, vol. 60, pp. 809-820, July 1972.
- [3] A. Habibi, "Hybrid coding for pictorial data," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-22, pp. 614-624, May 1974.
- [4] J.A. Roesse and W.K. Pratt, "Interframe cosine transform image coding," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-25, pp. 1329-1338, Nov. 1977.
- [5] W.K. Pratt, *Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, 1978.
- [6] A. Habibi, "Comparison of N-th order DPCM encoder with linear transformation and block quantization techniques," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-29, pp. 948-956, Dec. 1971.
- [7] J.E. Essman, "Video link data compression for remote sensors," *Proc. SPIE*, vol. 87, pp. 55-57, 1976.
- [8] J. Max, "Quantizing for minimum distortion," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-16, pp. 7-12, Mar. 1960.
- [9] H. Whitehouse, "A digital real time intraframe video bandwidth compression system," *Proc. SPIE*, vol. 119, pp. 64-68, 1977.
- [10] 安宰亨, 金南哲, 金在均, "固定型 DPCM의 量子化 間隔操縱," 大韓電子工學會 夏季綜合學術會 論文集, vol. 5, pp. 283~285, 7月 1982.
- [11] A.K. Jain, "Image data compression : a review," *Proc. IEEE*, vol. 69, pp. 366-406, Mar. 1980.
- [12] J.B. O'neal and T.R. Natarajan, "Coding isotropic images," *IEEE Trans. Inform. Theory*, pp. 697-707, Nov. 1977.
- [13] 金南哲, 金在均, "映像의 covariance function modeling에 關한 研究," 大韓電子工學會 夏季綜合學術大會 論文集, vol. 5, pp. 264~266, 7月 1982.
- [14] N.C. Kim and J.K. Kim, "Behaviour of a generalized covariance model in picture coding," *Electron. Lett.*, vol. 19, pp. 260-261, Mar. 1983.
- [15] A. Habibi and A.S. Samulon, "Adaptive coding of MSS imagery," *Proc. Nat. Telecomm. Conf.*, pp. 10.2.1-8, 1977.
- [16] W.H. Chen and C.H. Smith, "Adaptive coding of monochrome and color images," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-25, pp. 1285-1292, Nov. 1977.
- [17] 안재형, DCT/DPCM 복합 감축방법의 성능개선에 관한 연구, 석사논문, 한국과학기술원, 1983.
- [18] T.O. Tam, "Line-adaptive hybrid coding of images," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-31, Mar. 1983.