

# Gradient-Projection 기법을 이용한 압축 영상의 블럭화 및 링 현상 제거 Gradient-Projection Algorithm for Reducing Blocking Artifacts and Ringing Effects of Compressed Images

홍 민철, 최 대운, 연 창도, 박 영만

미디어 통신 연구소, LG 전자

Min-Cheol Hong, Tac-Eun Choi, Chang Mo Yon, Young Man Park

Media Communication Research Lab, LG Electronics

## 요약

본 논문에서는 블럭간, 블럭 내부, 수평, 수직 방향성, 그리고 시간 영역의 정보를 이용하는 압축 동영상의 블럭화 및 링 현상을 제거하는 방식을 제안한다. 위의 정보를 이용하여 새로운 부가 함수가 정의되며, 최적 해를 구하기 위해 gradient 와 projection 을 결합시킨 hybrid 형태의 기법을 이용 한다. 또한, 정규화 계수들 및 projection 을 위한 영역의 설정을 부호화단에서 이용 가능한 정보로부터 추출하게 되므로 계산량을 감소 시킬 수 있다. 실험 결과로부터 제안된 방식의 효율성을 확인할 수 있다.

## 1. 서 론

동영상 및 정지 영상의 압축 기법은 영상의 저장 또는 전송을 목적으로 제안되어 비디오 폰 또는 화상 회의 시스템용의 H261, H263, 그리고 동영상 저장, 전송용의 MPEG1, MPEG2 등으로 표준화 되기에 이르렀다[1]. 위의 표준화 방식들은 공간적, 시간적 과잉 정보(redundancy)를 제거하기 위해 hybrid MC/DCT 기법을 사용하며, 양자화 과정으로부터 더욱 압축 효율을 증가 시키게 된다. 이러한 양자화 인해 블럭화 현상(blocking artifacts)과 링 현상(ringing effects)이라는 시각적으로 불편한 요소를 발생시키는데, 블록화 현상은 저주파 영역의 DCT 계수들의 양자화로 인한 정보 손실로 인해 생성되는 블록사이의 불균일 현상이며, 링 현상은 고주파 영역의 DCT 계수들의 양자화 오류로 인해 생성되는 현상이다. 이러한 현상을 제거하기 위한 방식으로는 크게 저역 통과

필터 기법[2,3]과 정규화 영상 복원(regularized image restoration) 방식[4,5]으로 나눌 수 있다. 저역 통과 기법은 계산량의 측면에서 이점이 있으나, 영상에 따라, 양자화 변수 값에 따른 블럭화, 링 현상 정도에 따라 적응적으로 처리 하지 못하는 단점이 있는 반면 정규화 복원 방식은 압축 영상의 두 현상의 완화 정도를 결정하는 정규화 매개 변수(regularization parameter)를 일괄적으로 모든 화소에 적용했으므로 화소의 위치에 대한 적용도가 낮았다. 또한, 시간 영역에서의 정보를 이용하지 않았으므로 영상들 사이의 불균일을 적응적으로 처리하지 못했다.

본 논문에서 제안하는 방식은 기존의 정규화 방식이 갖고 있는 문제를 적응적으로 처리할 수 있는 방식으로, 정규화 복원 방식에서 문제점 중의 하나인 정규화 매개 변수를 부호화단에서 이용 가능한 정보(overhead information)로부터 예측함으로 기존 방식의 계산량의 문제점도 해결할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2 장에서는 시간적, 공간적 영역에 따라 정의되는 새로운 완화 함수(smoothing functional)를 정의하며, 3 장에서는 원 영상 신호에 대한 신뢰도와 완화 정도의 비를 결정하는 정규화 매개 변수의 결정과 반복 해에 대해 분석, 기술한다. 또한 projection 을 이용한 최종 복원 영상을 구하는 방식을 기술한다. 마지막으로, 4 장과 5 장에서는 실험 결과 및 결론에 대해 논의된다.

## 2. 시.공간에 따른 적응적 완화 함수

$M \times M$  크기의 영상이 압축, 전송될 때, 복호화 단

에서 재구성된(reconstructed) 영상을 다음과 같이 표현된다.

$$g = f + n \quad (1)$$

식 (1)의  $g, f, n$ 은 scanning 순서로 재 배열된  $MM \times 1$  크기의 압축 영상, 원 영상, 양자화 오차를 나타내는 열 벡터들을 의미한다. 시각적으로 불편한 성분인 블럭화 및 링 현상을 제거하기 위해 원 영상이 갖고 있는 일반적인 특성을 부가 함수에 제약 (constraint) 시킴으로써 좀더 나은 효과를 추구할 수 있다. 정규화 이론(regularization theory)은 일반적인 영상이 완화하다는 특성을 제약함수로 사용하여 원 영상에 가까운 영상을 얻고자 사용되어 왔고 [6,7,8], 최근에 멀티미디어용 영상 복원 방식, 특히 영상의 해상도 개선(resolution enhancement), 압축 영상의 화질 개선, 또는 오류 은닉(error concealment) 분야에 사용되어 왔다[8].

블럭화 현상은 압축 영상의 블럭 경계 영역에서 생기며, 링 현상은 블럭 내부에 존재하고, 영상의 특성에 따라, 수평. 수직 방향의 특성이 다르며, 이전 영상과 현 영상과의 상관 관계가 있기 때문에, 식 (1)로부터 시.공간에 따라 동일 성질을 갖는 집합들을 정의할 필요가 있다. 위의 성질에 따라, 수직 방향의 블럭 경계, 수평 방향의 블럭 경계, 수직 방향의 블럭 내부, 수평 방향의 블럭 내부, 그리고 이동 보상의 집합들을  $C_{VB}, C_{HB}, C_{VW}, C_{HW}, C_T$ 로 정의하며, 위의 집합들을 이용하여 다음과 같은 함수를 정의한다.

$$M(f) = M_{VB}(f) + M_{HB}(f) + M_{VW}(f) + M_{HW}(f) + M_T(f), \quad (2)$$

식 (2)에서

$$\begin{aligned} M_{VB}(f) &= \|g - f\|_{w_1}^2 + \alpha_{VB} \|Q_{VB} f\|^2, \\ M_{HB}(f) &= \|g - f\|_{w_2}^2 + \alpha_{HB} \|Q_{HB} f\|^2, \\ M_{VW}(f) &= \|g - f\|_{w_3}^2 + \alpha_{VW} \|Q_{VW} f\|^2, \\ M_{HW}(f) &= \|g - f\|_{w_4}^2 + \alpha_{HW} \|Q_{HW} f\|^2, \\ M_T(f) &= \|g - f\|_{w_5}^2 + \alpha_T \|Q_T f\|^2, \end{aligned} \quad (3)$$

위 식의  $\|\cdot\|$ 는 Euclidean norm을 나타내며,  $Q_{VB}, Q_{HB}, Q_{VW}, Q_{HW}, Q_T$ 는 각 집합에 속한 화소들의 완화(smoothing)를 부가시키기 위한 고주파 대

역 통과 필터(hight pass filter)들을 나타낸다. 또한,  $\alpha_{VB}, \alpha_{HB}, \alpha_{VW}, \alpha_{HW}, \alpha_T$ 는 각 집합에 의해 정의된 함수의 완화 정도를 결정하는 정규화 매개 변수들을 의미하며,  $w_1, w_2, w_3, w_4$ , 그리고  $w_5$ 는 각 집합의 원소들이 전체 영상의 신뢰도를 결정하는 항에 포함되어 있는 여부를 표현하는  $MM \times MM$  크기의 대각 행렬이다. 위의 대각 행렬에서 영상의 각 화소가 해당 집합에 속해 있는가에 따라서 1 또는 0 값을 갖는다. 각 집합의 원소들에 대한 특성과 고주파 대역 통과 필터에 대한 형태는 논문의 후반부에 기술된다.

식 (3)의 각 함수는 convex 이므로, 새로운 완화 함수 (2) 또한 convex 함수가 되고, 위와 같이 정의된 함수로부터 블럭화 및 링 현상이 제거된 복원 영상을 식 (2)에 gradient를 취함에 의해 구할 수 있다. 이는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla_f M(f) &= 2[\alpha_{VB} Q_{VB}^T Q_{VB} + \alpha_{HB} Q_{HB}^T Q_{HB} + \alpha_{VW} Q_{VW}^T \\ &\quad Q_{VW} + \alpha_{HW} Q_{HW}^T Q_{HW} + \alpha_T Q_T^T Q_T] - 2[W_1 \\ &\quad (g - f) + W_2(g - f) + W_3(g - f) + W_4(g - f) \\ &\quad + W_5(g - f)] = 0, \end{aligned} \quad (4)$$

행렬  $A^T$ 는  $A$ 의 전치 행렬(transpose)을 의미한다. 이때, 식 (4)로부터 복원 영상  $f$ 를 직접 구할 수 있으나, 이는 계산량의 문제로 인한 비효율적인 문제가 발생하므로, 본 논문에서는 반복 기법에 의한 방식을 사용하기로 한다. 다음은 각 집합의 분류에 의한 원소들의 특성과 고주파 대역 통과 필터에 대한 설명을 기술한다.

블럭화 현상은 원 영상을 일정 크기의 블럭으로 나누어 처리했기 때문에, 일정하게 수직.수평 방향으로, 링 현상은 움직임이 많은 블럭 내부, 또는 edge 부근에 주로 발생하는 특성이 있다. 또한, 영상의 수평. 수직 방향의 aspect ratio에 따라, 수평.수직 방향의 상관 관계 정도가 다르므로, 제안된 방식에서는 압축 영상을 공간 영역에서 수평.수직 방향에 따라, 블럭 내부와 블럭 사이의 영역으로 구분한다. 위의  $8 \times 8$  크기의 블럭으로 나누어진 압축 영상에 대해 각 집합은 다음과 같이 정의 된다. 일반적으로 영상은 시간 축 상에서 상관 관계가 존재하므로 현재 압축 영상과 이전 영상의 움직임 보상됨

영상사이에는 큰 상관 관계가 있다. 위와 같은 집합들로부터 시·공간 상의 완화를 표현하는 고주파 대역 통과 필터는 다음과 같이 정의 된다.

$$\begin{aligned} Q_{VB} f &= \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^M (f(m, n) - f(m-1, n))^2, m = 0, 8, 16, \dots \\ Q_{HB} f &= \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^M (f(m, n) - f(m, n+1))^2, n = 0, 8, 16, \dots \\ Q_{VW} f &= \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^M (f(m, n) - f(m-1, j))^2, m = 0, 8, 16, \dots \\ Q_{HW} f &= \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^M (f(m, n) - f(m, n+1))^2, n = 0, 8, 16, \dots \\ Q_T f &= \sum_{n=0}^M (f_{MC}(m, n) - f(m, n))^2. \end{aligned} \quad (5)$$

위 식의 시간 축상의 완화 함수는 부호화단에서 복호화단으로 움직임 정보를 전송한 macro block의 화소들에 대해서만 적용된다.

### 3. 반복해

식 (2)에 gradient를 취한 식 (4)는 반복 해의 residual error에 해당한다. 그러므로, 반복 해는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$f_{k+1} = f_k + \beta [ (I + W5)g - (I + W5 + \alpha_{VB} Q_{VB}^T Q_{VB} + \alpha_{HB} Q_{HB}^T Q_{HB} + \alpha_{VW} Q_{VW}^T Q_{VW} + \alpha_{HW} Q_{HW}^T Q_{HW} + \alpha_T I) f_k - \alpha_T f_{MC} ] = Rf_k, \quad (6)$$

식 (8)의 I는 단위 행렬(identity matrix)을 나타내고,  $\beta$ 는 위 반복해가 수렴할 수 있는 특성을 만족하는 이완 계수(relaxation parameter)이다. 위의 반복 해가 수렴하는 조건을 찾기 위해 contraction mapping 이론 [7]을 적용하면, 다음 조건을 만족 시킬 때, 위 식은 수렴한다.

$$0 < \beta < \frac{2}{2 + \lambda_{\max}(A)} \quad (7)$$

위 식의  $\lambda_{\max}(Z)$ 는 행렬 Z의 최대 eigen value를,

$$A = (\alpha_{VB} Q_{VB}^T Q_{VB} + \alpha_{HB} Q_{HB}^T Q_{HB} + \alpha_{VW} Q_{VW}^T Q_{VW} + \alpha_{HW} Q_{HW}^T Q_{HW} + \alpha_T I).$$

복원 영상의 완화 정도를 결정하는 정규화 매개 변수들은 여러 가지 방식으로 구할 수 있으나 [6,7,8,9], 본 논문에서는 계산량을 줄이기 위해 반복 해 초기에 집합 이론(set theorem)[6]에 의해,  $\alpha_{VB}$ 를 예로 다음과 같이 구한다.

$$\alpha_{VB} = \frac{\|g - f\|_{wI}^2}{\|Q_{VB} f\|^2} \cdot \frac{\sum_{n=m}^N w(m, n) QP(m, n)}{\|Q_{VB} g\|^2}, \quad (8)$$

위 식의  $QP(m, n)$ 은  $(m, n)$ 번째 화소를 포함하는 macro block의 양자화 변수이다. 식 (6)에 의한 k 번 반복 복원 영상의 2 차원상의  $(u, v)$ 번째 DCT 계수는 양자화 과정의 특성에 따라 다음과 같은 영역 내에 존재하여야 한다.

$$G(u, v) - QP \leq F_{k+1}(u, v) < G(u, v) + QP, \quad (9)$$

위 식의  $G, F$ 는  $gf$ 의 Block DCT(BDCT)화한 2 차원 DCT 배열을 의미한다. 그러므로,  $F_{k+1}(u, v)$ 가 식 (10)에 의해 정해진 영역을 벗어나게 되면 다음과 같이 투영(projection)되어야 한다.

$$P(F_{k+1}(u, v)) = \begin{cases} G(u, v) - QP, \\ G(u, v) + QP, \\ F_{k+1}(u, v), \end{cases} \quad (10)$$

식 (6),(11)을 합친 최종 복원 영상은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} f_0 &= g, \\ f_{k+1} &= B^T P R B f_k, \end{aligned} \quad (11)$$

위에서 B는 BDCT를 의미한다.

### 4. 실험 결과

제안된 방식을 여러 상황에 대해 (비트율, QP, 영상) H263+ codec을 사용하였다. 본 논문에서는 제안된 방식을 176 x 144 QCIF 크기의 foreman, mother and daughter, 그리고 hall monitor 영상에 대해, QP=5, 15, 25 및 frame skip을 2로 고정하여, 300 frame에 대해 적용하였다. 제안된 방식의 성능 측정을 위해 PSNR(Peak to Signal to Noise Ratio)을 사용했으며, 식 (12)는 다음 조건을 만족할 때 반복을 종료하게 된다.

$$\frac{\|f_k - f_{k+1}\|}{\|f_k\|} \leq 10^{-6}. \quad (12)$$

제안된 방식의 성능은 두 가지 형태로 측정할 수 있다. 먼저, 객관적 평가중의 하나인 PSNR 측면에서 보면, 제안된 방식의 성능은 QP가 작은(고 비트율) 경우에 만족스러운 결과를 얻을 수 있다. 이는 제안 방식이 고 비트율에서는 상대적으로 많은 링 현상 제거에 효율적임을 의미한다. 또한, 주관적 화질면에서도 우수하게 나타냈다. 반면에 QP가 큰 경우(저 비트율)에는 PSNR 측면에서는 압축 영상과

큰 차이는 없으나, 주관적 화질 개선이 뚜렷하게 (특히 블럭화 재거) 나타났음을 알 수 있었다. Foreman sequence의 첫째 압축 영상과 제안된 방식을 사용한 복원 영상이 그림 1과 2에 도시 되어 있다. 또한, 표 1에 각 압축율에 따른 각 영상들의 평균 PSNR을 나타내었다. 위의 도표로부터 압축 영상이 갖고 있는 블럭화 및 링 현상이 효율적으로 감소되었고, 더불어 일정 비트율에 따라 PSNR의 증가도 있었음을 확인할 수 있었다.

## 5. 결론

본 논문에서는 압축 동영상의 시공간의 따른 특성을 이용하여 새로운 부가 함수를 설정하고, gradient와 projection 기법을 이용한 블럭화 및 링 현상 제거 기법을 제안하였다. 제안된 방식을 사용하여 주관적, 객관적 성능 향상이 있었음을 확인할 수 있었다.

제안된 방식의 부가 함수는 시공간의 각 부가 함수들이 같은 비로 합쳐진 형태를 갖고 있다. 좀 더 적응적인 효과를 얻기 위해, 압축 영상의 특성에 따른 각 함수를 다른 비율로 정의하는 방식이 현재 연구 중이며, 이러한 방식을 사용했을 때 좀더 나은 결과가 기대된다.

## 참고문헌

- [1] V. Bhaskaran and K. Konstantinides, *Image and Video Compression Standards: Algorithm and Architectures*, Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [2] B. Ramamurthi and A. Gersho, ``Nonlinear space-invariant post processing of block coded images,'' *IEEE Trans. on ASSP.*, vol. ASSP-34, pp. 1258-1268, Oct. 1986.
- [3] R. Rosenholtz and A. Zakhor, ``Iterative Procedure for Reducing of Blocking Effects in Transform Image Coding,'' *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 2, pp. 91-94, Mar. 1992.
- [4] R. L. Stevenson, ``Reduction of Coding Artifacts in Transform Image Coding,'' Proc. of Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, pp. 401-404, Minneapolis, MN, 1993.
- [5] Y. Yang, N. P. Galatsanos, and A. K. Katsaggelos, ``Regularized Image Reconstruction from Incomplete Block Discrete Cosine Transform Compressed Images,'' *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 3, pp. 421-432, Dec. 1993.
- [6] M. R. Banham and A. K. Katsaggelos, ``Digital Image Restoration,'' *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 14, pp. 24-41, March 1997.
- [7] A. K. Katsaggelos, ``Iterative Image Restoration Algorithms,''*Optical Engineering*, vol. 28, pp. 735-748, July 1989.
- [8] M.-C. Hong, *Adaptive Regularized Image and Video Restoration*. Ph.D Thesis, Northwestern University, Dept. ECE, Dec. 1997.
- [9] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, ``General Choice of the Regularization Functional in Regularized Image restoration,''*IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 4, pp. 594-602, May 1995.



그림 1. Foreman sequence의 첫번째 압축 영상 (QP=15, PSNR: 31.22 dB)



그림 2. 제안된 방식을 사용한 첫번째 압축 영상의 복원 영상 (PSNR: 31.68 dB)

Image Seq.	QP	Bit Rate	압축 영상의 평균 PSNR			제안된 방식의 평균 PSNR		
			Y	Cb	Cr	Y	Cb	Cr
Foreman	5	204.87	36.37	40.65	41.24	36.57	40.85	41.50
	15	51.33	30.09	36.38	36.34	30.09	36.57	36.53
	25	30.60	27.81	34.93	34.33	27.76	35.08	34.52
Hall	5	73.11	37.82	39.90	41.72	38.24	40.62	42.41
Monitor	15	17.49	30.83	36.45	39.62	31.02	36.93	39.85
	25	9.76	27.93	35.05	39.24	28.03	35.20	39.38
	5	120.63	36.37	39.83	39.62	36.53	40.02	39.79
Mother & Daughter	15	20.90	30.06	35.56	35.49	30.04	35.70	35.67
	25	10.24	27.93	33.79	33.88	27.88	33.92	34.02

표 1. QP에 따른 평균 PSNR 비교