

협 양자화 제약 조건을 이용한 부호화된 영상의 후처리

正會員 박 섭 형*, 김 동 식**, 이 상 훈***

On Post-processing of Coded Images by Using the Narrow Quantization Constraint

Seop Hyeong Park*, Dong Sik Kim**, Sanghoon Lee*** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 저역 통과 여과와 협 양자화 제약 집합 (NQCS: narrow quantization constraint set)을 사용하는 영상의 후처리 기법을 제안하고 JPEG으로 압축된 실제 영상을 이용한 실험을 통하여 그 성능을 분석하였다. QCS 기반 후처리 기법에서는 반복 과정의 출발점이 QCS의 무게 중심이 되고 QCS는 반드시 원 영상을 포함한다. 저역 통과 여과 후에 다시 QCS에 투영된 영상은 반드시 QCS의 경계상의 한 점이 된다. 그러나 원 영상은 QCS의 내부에 존재할 확률이 높기 때문에 QCS보다는 NQCS에 투영된 영상의 MSE (mean square error)가 항상 작다. 실험 결과에 의하면 투영 계수가 0.2인 NQCS가 대부분의 경우에 가장 우수한 결과를 나타냈다. 또한 저역 통과 여과와 NQCS에의 투영이 여러 번 반복되어도 MSE가 감소하지 않을 뿐더러 수렴되는 영상이 원 영상에 접근한다는 보장도 없다. 따라서 저역 통과 여과와 NQCS에의 투영 한 번만으로도 만족스러운 결과를 얻을 수 있다. 이것은 반복 기법의 최대 단점인 과다한 계산을 대폭 줄일 수 있고 결과적으로 실시간으로 동작하는 후처리를 VLSI로 쉽게 구현할 수 있다는 것을 의미한다.

ABSTRACT

This paper presents a new method for post-processing of coded images based upon the low-pass filtering followed by the projection onto the NQCS (narrow quantization constraint set). We also investigate how the proposed method works on JPEG-coded real images. The starting point of the QCS-based post-processing techniques is the centroid of the QCS, where the original image belongs. The low-pass filtering followed by the projection onto the QCS makes the images lie on the boundary of the QCS. It is likely that, however, the original image is inside the QCS. Hence projection onto the NQCS gives a lower MSE (mean square error) than does the projection onto the

*한국통신 통신망연구소 초고속망연구실 네트워크서비스팀장
**School of Electrical and Computer Engineering, Purdue University
*** 한국통신 통신망연구소장
論文番號: 96298-0914
接受日字: 1996年 9月 14日

QCS. Simulation results show that setting the narrowing coefficients of the NQCS to be 0.2 yields the best performance in most cases. Even though the JPEG-coded image is low-pass filtered and projected onto the NQCS repeatedly, there is no guarantee that the resultant image has a lower MSE and goes closer to the original image. Thus only one iteration is sufficient for the post-processing of the coded images. This is interesting because the main drawback of the iterative post-processing techniques is the heavy computational burden. The single iteration method reduces the computational burden and gives us an easy way to implement the real time VLSI post-processor.

I. 서 론

현재 영상 압축 방법 가운데 가장 널리 사용되는 것은 블럭 이산 여현 변환 (DCT: discrete cosine transform) 양자화 방법으로서 정지 영상 표준인 ISO(International Standard Organization)/IEC(International Electrotechnical Committee) JPEG (Joint Picture Experts Group), 그리고 비디오 압축 표준인 CCITT H.261, ISO/IEC MPEG (Moving Pictures Experts Group)-1, ISO/IEC MPEG-2 등에 사용되고 있다. DCT 양자화와 같은 손실 압축 기법을 사용했을 때 압축률이 높으면 복호된 영상에서 부호화 잡음이 나타나게 되는데 복호기에서 화질을 향상시키기 위해서 후처리 기법을 사용하기도 한다.

후처리 방법은 크게 원 영상에 관한 정보를 이용하는 방법과 이용하지 않는 방법으로 나눌 수 있다. 단순한 저역 통과 여과 기법이나 비선형 여과 기법^[1] 등이 전자에 속하고, 최근에 소개된 블럭 집합에의 투영(POCS: projections onto convex sets) 이론에 기초한 방법^[6, 7] 또는 제약 최소화 (constrained minimization) 기법에 기초한 영상 복원(image restoration) 기법^[8] 등이 후자에 속한다.

POCS 이론을 이용한 영상 복원 기법의 기본적인 원리는 다음과 같다^[6]. 먼저 원 영상에 대한 선험적인 정보를 만족하는 영상의 블럭 집합 (convex set)을 정의한다. 여기서 선험 정보는 복호된 영상이 반드시 만족해야 하는 제약 조건이 되고 제약 조건을 만족하는 모든 영상의 집합을 블럭 집합으로 표현한다. 서로 다른 선험 정보가 여러 개 있을 경우에는 각각에 대한 블럭 집합이 존재하고 원 영상은 여러 블럭 집합의 교집합의 원소가 될 것이다. 여기서 복호된 영상으로부터 블럭 제약 집합들의 교집합의 한 원소를 찾는 방법으로써 POCS 이론을 도입한 것이다. 즉 복

호된 영상이 각 집합의 외부에 존재한다면 복호된 영상을 각 블럭 집합에 순차적으로 투영시키는 과정을 반복함으로써 복원 영상을 교집합의 한 원소로 접근시킬 수 있다. 이때 원 영상을 포함하는 제약 블럭 집합의 교집합의 크기를 작게 만들수록 원 영상에 보다가까운 영상을 얻을 수 있을 것이고, 이는 제약 블럭 집합을 어떻게 정의하느냐에 따라 좌우된다.

Rosenholtz와 Zakhor는 [5]에서 블럭 DCT 부호화에 의해 압축된 영상에 나타나는 블럭화 현상을 완화시키기 위한 후처리 기법에 처음으로 POCS 이론을 도입하였다. 이들은 양자화 제약 집합 (QCS: quantization constraint set)과 블럭의 경계 영역 완화 제약 집합 (SCS: smoothness constraint set) 등을 정의하였고, POCS 이론을 도입하여 복호된 영상을 SCS와 QCS에 차례로 투영시키는 과정을 반복하는 후처리 기법을 제안하였다. 그러나 Rosenholtz가 사용한 저역 통과 여과기가 투영 연산자가 아니었기 때문에 그의 방법을 POCS 이론으로 설명하는 것보다는 제약 최소화 기법으로 정의된 문제를 steepest descent 방법으로 해를 구한 것으로 설명하는 것이 옳은 해석 방법이다^[6].

그 뒤에 Yang 등은 DCT 블럭 사이에 나타나는 블럭화 현상을 완화시키기 위한 투영 연산자를 정의하여 Rosenholtz의 저역 통과 여과기를 대체함으로써 POCS 이론으로 설명이 가능한 후처리 기법을 제안하였다. Yang이 제안한 투영 연산자는 일종의 적용 저역 통과 여과기이므로 Zakhor의 방법과 Yang의 방법은 해석 방법에 차이가 있을 뿐 모두 여과 과정과 양자화 제약 집합에 투영하는 과정을 반복 수행한다는 면에서 매우 유사한 방법이라고 말할 수 있다. 본 논문에서는 편의상 이 두 가지 방법을 통칭하여 'QCS 기반 후처리 기법'이라고 하겠다. QCS에의 투영 연산자에 대한 성능의 수학적 분석 결과는 [10]과 [11]에

잘 정리되어 있다. 수학적 분석 결과에 의하면 MSE (Mean Square Error)를 기준으로 할 때 QCS보다는 NQCS (Narrow QCS)가 수학적으로 최적이라는 것이 밝혀졌다.

본 논문에서는 [10]에서 정리한 이론을 바탕으로 여과와 NQCS에의 투영을 이용한 비반복적인 후처리 기법을 제안하였다. 실제 영상을 이용한 실험을 통해서 QCS보다는 NQCS에 투영하는 것이 처리된 영상의 왜곡을 더 줄일 수 있다는 것을 보였으며, [5], [6], [7] 등에서 사용된 것과 같은 반복적인 방법보다는 여과와 NQCS에의 투영 한 번만으로도 원하는 결과를 얻을 수 있다는 새로운 근거를 제시하고자 한다. 이를 위하여 확률 이론을 이용하여 앞의 두 가지 방법에 대한 문제를 다시 정의하고 QCS를 NQCS로 대치한 실험 결과를 제시하였다. 실험 결과에 의하면 NQCS가 거의 모든 경우에서 QCS보다 우수한 성능을 나타낸다는 것을 알 수 있었고 대부분의 경우에 첫 번째 반복 후에 처리된 영상의 PSNR이 가장 큰 것을 알 수 있었다. 따라서 반복적인 여과와 투영 과정을 한 번으로 제한해도 충분하다는 것을 알 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 양자화와 QCS에의 투영을 수식으로 정리하였고, 제 III장에서는 Zakhov와 Yang의 방법을 확률 이론을 이용하여 다시 정의하였으며 실제 영상에 대한 실험 결과를 정리하였고, 제 IV장에서는 실험 결과를 검토한 내용을 정리하였다. 그리고 마지막 장에 결론을 내렸다.

II. 양자화 제약 집합과 QCS에의 투영 이론

본 장에서는 제 III장에서의 이론적 전개를 위해서 스칼라 양자화의 기본 개념과 양자화 평균 왜곡에 대해서 [10]에 소개된 내용을 간단히 정리하고 이를 바탕으로 [5]와 [6]에 소개된 QCS로의 투영 기법을 일반화하여 정리하기로 한다.

X 를 1차원 유클리디안 공간 \mathbf{R} 에서의 확률 변수라고 하자. X 의 확률 분포 함수를 F_X 라 하고 F_X 는 연속이라고 가정하자. X 의 확률 밀도 함수가 완만하게 변화한다(smoothness)는 가정은 필요없지만 양자화 왜곡이 존재해야 하므로 $EX^2 < \infty$ 라 가정한다. 지금부터는 원 데이터가 속한 공간과 양자화가 행해지는 공

간이 동일한 경우를 가정하고 모든 이론을 전개하기로 한다. III장에서 설명할 후처리의 실험 예에서 볼 수 있듯이 DCT 기반 부호화를 고려하는 경우에는 데이터 공간과 양자화 공간이 다르지만 DCT가 거리 보존 변환 (distance-preserving transformation)이므로 본 논문에서 다룰 분석 결과는 DCT 기반 부호화에도 동일하게 성립한다.

$C = \{\hat{x}_i\}$ 를 N 개의 대표값으로 구성되는 스칼라 양자기 $Q_{C, S}(\cdot)$ 의 부호책이라 하고, $S = \{S_i\}$ 를 그에 상응되는, \mathbf{R} 을 분할하는 양자화 영역의 집합이라 하자. 그러면 양자기는 다음과 같은 사상으로 표현할 수 있다.

$$Q_{C, S}(x) \hat{=} \sum_{i=1}^N \hat{x}_i I_{S_i}(x) \quad (1)$$

이 식에서 $I_{S_i}(x)$ 는 만일 $x \in S_i$ 이면 1이고 $x \notin S_i$ 이면 0이다. 이 양자기에서 만약 f_X 가 X 의 확률 밀도 함수(pdf: probability density function)이고 support가 compact하다고 하면 모든 양자화 영역은 bound되어 있고 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_i = \{x: \hat{x}_i - \Delta_i^L < x \leq \hat{x}_i + \Delta_i^U\}, i = 1, \dots, N \quad (2)$$

이 식에서 $0 < \Delta_i^L, \Delta_i^U < \infty$ 이고 $i = 2, \dots, N$ 일 때 $\hat{x}_{i-1} + \Delta_{i-1}^U = \hat{x}_i - \Delta_i^L$ 이 성립한다. 스칼라 양자화에서는 각 원소가 독립적으로 양자화되기 때문에 입력원이 상호 독립적인 원소의 시퀀스라고 가정할 수 있다. 따라서 M 개의 화소로 이루어진 모든 영상 X 는 확률 변수 $X(1), \dots, X(M)$ 을 원소로 하는 M 차원 확률 벡터로 표현할 수 있으며, 여기서 $X(l)$ 은 i.i.d. (independent and identically distributed) 확률 변수이다^[14]. ω 를 주어진 확률 공간의 사건 공간 Ω 에서의 한 점이라 하면 특정 영상은 $X^\omega = (X^\omega(1) \dots X^\omega(M))^T$ 로 표시할 수 있다.

왜곡을 측정하는 기준으로 MSE를 사용하면, 주어진 부호책 C , 양자화 영역 집합 S , 확률 함수 F_X 를 가지는 신호에 대해 평균 양자화 왜곡값은

$$D(C, S, F_X) \hat{=} E \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M [X(l) - Q_{C, S}(X(l))]^2 \quad (3)$$

로 정의된다. $X(l)$ 이 i.i.d.이므로 이 식은 다시 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$D(C, S, F_X) = E[X - Q_{C, S}(X)]^2 \quad (4)$$

$$\triangleq \sum_{i=1}^N P_i d_i \quad (5)$$

이 식에서 $P_i d_i$ 는 i 번째 부분 평균 왜곡이며, $P_i = \int_{S_i} dF_X$ 이고, i 번째 평균 왜곡은 다음과 같이 정의된다.

$$d_i \triangleq \frac{1}{P_i} \int_{S_i} (x - \hat{x}_i)^2 dF_X(x), i=1, \dots, N \quad (6)$$

이제, 여과와 블록 집합(convex set)에의 투영을 이용한 후처리 기법에서 여과 과정과 양자화 집합에의 투영 과정을 고찰해 보자. 두 개의 제약 집합인 QCS와 SCS를 생각해 보자. 주어진 원 영상 X^ω , $\omega \in \Omega$ 에 대해서 동일한 표본 경로에서의 QCS의 closure는 이미 알고 있는 양자기의 대표값들을 이용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$C_Q^\omega = \{g: g_l \in \bar{S}_j, j = \sum_{i=1}^N i S_i(Y_0^\omega(l)), l=1, \dots, M\} \quad (7)$$

여기서 $g = (g_1 \dots g_M)^T \in \mathbf{R}^M$, \bar{S}_j 는 S_j 의 closure이고, $Y_0^\omega = (Y_0^\omega(1) \dots Y_0^\omega(M))^T$ 는 블록화 현상이 나타나는 복호화된 영상을 의미한다. C_Q^ω 의 모양은 M -차원 입방체(hypercube)이고 그 무게 중심은 부호화된 영상 Y_0^ω 이다. 일반적으로 복호기는 양자기의 대표값과 양자화 영역을 정확히 알고 있으므로 C_Q^ω 는, Y_0^ω 는 물론이고 원 영상 X^ω 를 항상 포함한다. 반면에 SCS는 X^ω 에 가까운 영상들을 포함하고 있기는 하지만 원 영상을 반드시 포함하고 있다고 말할 수는 없다.

\mathcal{P} 를 닫힌 블록 집합 \mathcal{C} 에의 투영 연산자라고 정의하자. 그러면 $\mathcal{P} \in \mathbf{R}^M$ 를 \mathcal{C} 에 투영한 영상을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathcal{P}\mathcal{X} = \min_{g \in \mathcal{C}}^{-1} \|\mathcal{X} - g\| \quad (8)$$

여기서 $\|g\| = g^T g$ 이다.

C_S^ω 를 SCS라 하면 Yang 등이 제안한 POCS를 이용한 후처리 기법의 반복 식은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$Y_k^\omega = \mathcal{P}_Q^\omega \mathcal{P}_S^\omega Y_{k-1}^\omega, k=1, 2, \dots \quad (9)$$

여기서 \mathcal{P}_Q^ω 와 \mathcal{P}_S^ω 는 각각 C_Q^ω 와 C_S^ω 에의 투영 연산자이다. 각 반복 단계에서 입력 영상은 먼저 SCS에 투영되고 그 다음에 QCS에 투영된다. POCS의 이론에 의하면 시퀀스 Y_k^ω 는 모든 ω 에 대해서 $C_Q^\omega \cap C_S^\omega$ 의 원소인 Y^ω 로 항상 수렴한다. 다시 말해서 수렴 영상 Y^ω 를 가능하면 원 영상과 유사하게 만들기 위해서는, 먼저 교집합이 X^ω 에 근접해야 한다. 이러한 관점에서 제약 집합을 어떻게 정의하나 하는 문제가 매우 중요하다.

일반적으로 (7)에 정의된 QCS는 원 영상을 항상 포함하고 있다는 의미에서 매우 적합한 제약 집합이라 생각할 수도 있다. 그렇지만 양자화 영역이 넓어질수록 QCS의 크기가 커지기 때문에 QCS 안에서 원 영상을 정확하게 찾는 것이 그만큼 어려워진다. 한편 원 영상을 포함하는 SCS를 찾는다는 것은 그리 쉬운 일이 아니다. 그 이유는 복호화된 영상은 원 영상이 가지고 있던 정보 가운데 많은 부분을 이미 손실했기 때문이다. 따라서 복호화된 영상이 주어졌을 때 그 영상에 적합한 SCS와 투영 연산자를 설계하는 것은 매우 중요하고도 어려운 문제가 될 수 있다.

[9]와 [10]에서는 SCS를 정확하게 구하는 것과는 무관하게 정확하지 않은 SCS 때문에 발생하는 문제점들을 보완하는 방법으로서 QCS를 변형한 새로운 제약 집합을 제안하였다. 그리고 (9)에 정의된 투영 연산자 \mathcal{P}_S^ω 를 단순한 저역 통과 여과기로 대치한다면 이 반복 식은 제약 최소화 문제를 steepest descent 방법을 이용하여 풀었을 때 얻어지는 해와 동일하다[2], [8].

이제 (9)에 정의되어 있는 반복 식을 확률 이론을 이용하여 다시 정의해 보기로 하자. 수식을 단순하게 하기 위해서 (9)의 식에서 k 를 상수로 고정하고 문제를 정의하기로 한다. k 번째 반복 단계에서 Y_{k-1}^ω 와 Y_k^ω 를 각각 입력 영상과 결과 영상이라고 하자. 부호책의 대표값으로만 구성되는 양자화된 데이터를 여과시키거나 SCS에 투영시키면 그 대표값을 중심으로 분산된 데이터를 얻게 되는데, 이런 현상을 확률 이론으로 정리하면 다음과 같다. 복호화된 영상이 저역 통과 여과되거나 혹은 SCS에 투영되는 과정을 거쳐서 \hat{x}_i 가 변한 값을 나타내는 확률 변수를 Y_i 라 하자. 또한 F_{X_i, Y_i} 를 원 신호 X_i 와 k 번째 반복 과정 후에 얻어진 Y_i 의 조인트 확률 분포 함수(joint probability distribution function)라고 하자. 여기서 확률 변수 X_i ,

의 확률 밀도 함수는 $i=1, \dots, N$ 에 대해서 $x \in S_i$ 라면 $f_X(x)/P_i$ 가 되며, $x \notin S_i$ 이라면 0이 된다. 여기서 $f_X(x)$ 는 X 의 pdf이다. $F_{X_i, Y_i}(x, y)$ 를 $x \in S_i$ 와 $y \in \mathbf{R}$ 에서 연속이라고 가정하자. 그러면 pdf f_{X_i, Y_i} 는 F_{X_i, Y_i} 를 미분함으로써 구할 수 있다. 조인트 확률 함수 F_{X_i, Y_i} 의 형태는 여과기나 투영 연산자에 따라서 달라진다. 여기에 대해서는 참고 문헌 [10]에 자세히 설명되어 있다.

그 다음 단계에서는 Y_i 가 양자화 영역 S_i 에 투영된다. 임의의 블록 영역 $S \subset \mathbf{R}$ 에의 clipping 함수를 다음과 같이 정의하자.

$$c_S(x) = \begin{cases} x & (x \in S) \\ \inf_{z \in S}^{-1} \|z - x\|^2 & (x \notin S) \end{cases} \quad (10)$$

그러면 모든 영상 X^ω , $\omega \in \Omega$ 에 대해서 QCS에 투영된 후의 영상의 평균 왜곡은 다음과 같이 주어진다.

$$E \frac{1}{M} \|X - \mathbf{y}_k\|^2 = E \sum_{i=1}^N P_i [X_i - c_{S_i}(Y_i)]^2 \quad (11)$$

식 (9)의 반복 과정이 진행될수록 식 (10)에 정의된 왜곡은 어느 한 값으로 수렴하게 되며 이 수렴값은 MSE 관점에서 후처리된 영상의 기대값이 된다.

QCS를 일반화하기 위해서 다음과 같은 닫힌 구간을 정의하자.

$$B_i(\mu_i, \nu_i) = [\hat{x}_i - \mu_i \Delta_i^L, \hat{x}_i + \nu_i \Delta_i^U], i = 1, \dots, N \quad (12)$$

여기서 '투영 계수' μ_i 와 ν_i 는 각각 $\mu_i \geq 0$ 과 $\nu_i \geq 0$ 을 만족한다. 구간 $B^i(\cdot, \cdot)$ 를 이용하여 복호화된 영상 \mathbf{y}_k^ω 의 제약 집합을 정의하면 다음과 같다.

$$C_i^\omega = \{ \mathcal{G} : g_l \in B_j(\mu_j, \nu_j), j = \sum_{l=1}^N i I_{S_i}(Y_k^\omega(l)), l = 1, \dots, N \} \quad (13)$$

이 집합은 닫힌 블록 집합이고 $\{\mu_i, \nu_i\}$ 의 함수이다.

만약 모든 i 에 대해서 $\mu_i = \nu_i = 1$ 이라면 구간 $B_i(\mu_i, \nu_i)$ 는 i 번째 양자화 영역 S_i 의 closure인 \bar{S}_i 와 동일하다. 반면에 만약 $0 \leq \mu_i < 1$ 또는 $0 \leq \nu_i < 1$ 이라면 $B_i(\mu_i, \nu_i)$ 는 \bar{S}_i 에 비해서 좁은 구간이 된다. 이 경우에 제약 집합 C_i^ω 를 NQCS라 부른다. 이에 관한 상세한 사항은 [10]에 소개되어 있다. NQCS는 원 영상 X^ω 를 포함할 수도 있고 포함하지 않을 수도 있다. $B_i(0, 0)$ 은 원소

가 \hat{x}_i 하나뿐인 집합이다. $B_i(0, 0)$ 에의 투영은 투영된 영상 또는 여과된 영상을 다시 입력 영상으로 만들어 버린다. 따라서 전체적으로는 입력 영상에 후처리를 전혀 적용하지 않은 것과 같은 결과를 얻게 된다. $1 < \mu_i$ 이거나 $1 < \nu_i$ 인 경우에는 $B_i(\mu_i, \nu_i)$ 가 C_i^ω 보다 더 넓은 제약 집합이 된다.

식 (13)의 제약 집합과 투영 계수 집합 $\{\mu_i, \nu_i\}$ 의 개념을 도입하면, 식 (11)에 표시된 식은 다음과 같이 정의되는 투영 평균 왜곡으로 일반화될 수 있다. 이것은 NQCS에 투영된 영상의 평균 왜곡을 나타낸다[10].

$$E \frac{1}{M} \|X - \mathbf{y}_k\|^2 = E \sum_{i=1}^N P_i [X_i - c_{B_i(\mu_i, \nu_i)}(Y_i)]^2 \quad (14)$$

III. NQCS를 이용한 영상의 후처리 기법 및 모의 실험

본 장에서는 JPEG으로 부호화된 정지 영상을 앞장에서 설명했던 QCS 기반 후처리 기법으로 처리할 때 NQCS가 전체 성능에 어떤 영향을 미치는지 살펴보기로 한다. 본 논문에서는 기본적으로 [5]와 [6]에서 제안된 두 방법을 본 논문에서 사용한 용어를 이용하여 다시 정의하고 JPEG 방법으로 부호화/복호화된 영상을 두 가지 방법을 이용하여 후처리했을 때의 결과와 각 방법에서 QCS를 NQCS로 대체했을 때의 실험 결과를 비교하여 NQCS의 성능을 분석해 보기로 한다. 실험에 사용된 시험 영상은 Lena와 Baboon이라는 표준 흑백 영상으로, 두 영상의 크기는 모두 512×512 이고 각 화소는 8비트로 양자화되었다.

X^ω 를 주어진 표본점 $\omega \in \Omega$ 에서의 원 영상이라 하고 C_{NQCS}^ω 를 동일한 표본 구간에서의 양자화 영역을 이용하여 정의한 QCS의 closure라 정의하자. 그러면 $X^\omega \in C_{NQCS}^\omega$ 가 된다. DCT 기반 부호화에서 양자화 영역은 변환 영역, 즉 DCT 영역에서 정의된다. QCS가 공간 영역에서 정의되었지만 QCS를 선형 변환해도 역시 M 차원 다각형의 모습은 변하지 않는다. 그리고 변환 영역에 사용되는 양자기의 종류가 다양하기 때문에 C_{NQCS}^ω 를 일반화하여 수식으로 명확하게 정리하는 것은 매우 힘들다. 이에 관한 자세한 사항은 [6]에 설명되어 있다. 실제 영상을 JPEG 방법으로 부호화하는 경우에는 모든 양자화 영역의 범위가 bound된

어 있다. 본 논문에서는 편의상 모든 양자화 영역의 투영 계수를 $\mu_i = \nu_i = \mu \geq 0$ 이라고 설정하였다. 이때 μ 로 제한되는 NQCS인 $e^\omega(\mu, \mu)$ 를 간단히 $e^\omega(\mu)$ 라 표기하자. 여기서 $e_{QCS}^\omega = e^\omega(1)$ 이다.

A. 제약 최소화 문제에서의 NQCS 의 영향

$\mathcal{P}^\omega(\mu)$ 를 $e^\omega(\mu)$ 에의 투영 연산자라 하고 [5]에서 제안된 반복 식에서 QCS를 NQCS로 대체하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{y}_k^\omega = \mathcal{P}^\omega(\mu) \mathcal{L} \mathbf{y}_{k-1}^\omega, \quad k = 1, 2, \dots \quad (15)$$

여기서 \mathbf{y}_0^ω 는 원 영상 \mathbf{x}^ω 를 JPEG으로 부호화한 영상이고 \mathcal{L} 은 저역 통과 여과 연산자이다.

NQCS의 투영 계수가 전체적인 성능에 어떤 영향을 미치는가를 살펴보기 위하여 저역 통과 여과기를 고정시키고 투영 계수를 변화시켜 가면서 컴퓨터 모의 실험을 수행하였다. 블럭화 현상을 완화시키기 위한 영상의 반복적 후처리에 적합한 여과기를 설계하는 문제는 본 논문에서 다루고자 하는 논점이 아니고 본 내용과는 별도로 취급될 문제이므로 본 논문에서는 기존의 논문에서 사용되었던 단순한 여과기를 그대로 사용하였다. 본 논문에서 사용한 여과기는 Rosenholtz와 Zakhor^[5]가 (15)에서 사용하였던 3×3 여과기인데 이것을 \mathcal{L}_1 이라 하자. 그러면 \mathcal{L}_1 의 커널은 다음과 같다.

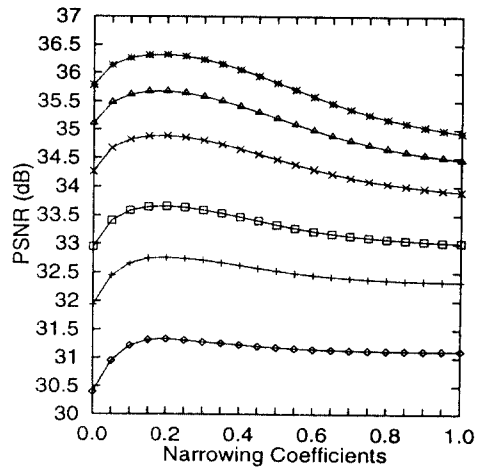
$$\mathcal{L}_1: h(m, n) = h_a(m) h_a(n), \quad m, n = -1, 0, 1 \quad (16)$$

여기서 $h_a(-1) = h_a(1) = 0.2741$ 이고 $h_a(0) = 0.4519$ 이다.

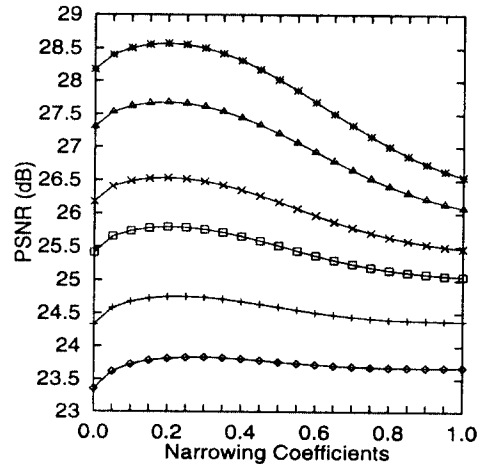
대수의 강법칙으로부터 M 이 증가할수록 거의 대부분의 ω (almost every ω)에 대해서 $M^{-1} \|\mathbf{x}^\omega - \mathbf{y}_k^\omega\|^2$ 이 (14)에 정의된 투영된 평균 왜곡으로 수렴한다^[1]. 따라서 (14)에 나타난 투영된 평균 왜곡의 추정값으로 $M^{-1} \|\mathbf{x}^\omega - \mathbf{y}_k^\omega\|^2, k = 1, 2, \dots$ 를 사용하였다. 그러므로 본 논문에서 사용된 PSNR (peak signal to noise ratio)은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{M \cdot 255^2}{\|\mathbf{x}^\omega - \mathbf{y}_k^\omega\|^2} \right) \text{ (dB)}. \quad (17)$$

그림 1은 JPEG 방법으로 복호화된 영상을 저역 통



(a) 입력 영상이 각각 0.248 bpp(\diamond), 0.310 bpp(+), 0.367 bpp(\square), 0.466 bpp(\times), 0.557 bpp(\triangle), 그리고 0.650 bpp($*$)로 부호화된 Lena 영상인 경우.
(a) The input images are Lena's coded at 0.248 bpp (\diamond), 0.310 bpp(+), 0.367 bpp(\square), 0.466 bpp (\times), 0.557 bpp(\triangle), and 0.650 bpp($*$), respectively.



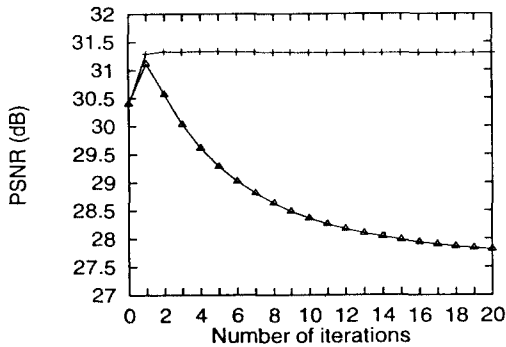
(b) 입력 영상이 각각 0.301 bpp(\diamond), 0.408 bpp(+), 0.557 bpp(\square), 0.686 bpp(\times), 1.909 bpp(\triangle), 그리고 0.099 bpp($*$)로 부호화된 Baboon 영상인 경우.
(b) The input images are Baboon's coded at 0.301 bpp(\diamond), 0.408 bpp(+), 0.557 bpp(\square), 0.686 bpp(\times), 0.909 bpp(\triangle), and 1.099 bpp($*$), respectively.

그림 1. JPEG 방법으로 부호화된 영상을 \mathcal{L}_1 을 이용하여 후처리했을 때 얻어지는 PSNR의 최대값.

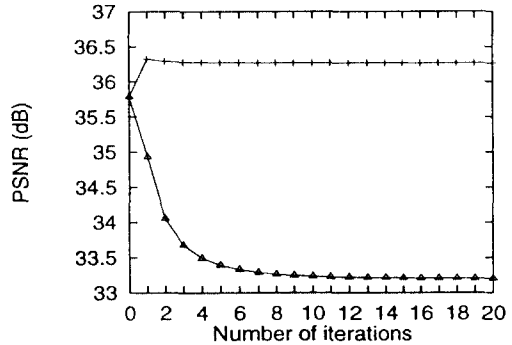
Fig. 1. Maximum PSNR's of the post-processed JPEG-coded images with \mathcal{L}_1 .

과 여과시키고 $e^w(\mu)$ 에 투영하는 것을 반복했을 때 얻어지는 모든 중간 과정의 영상의 PSNR 가운데 가장 큰 값을 택하여 나타낸 것이다. 그림에서 가로 축은 투영 계수인 μ 를 나타내고 세로 축은 후처리된 영상의 최대 PSNR을 나타낸다. $\mu=0$ 일 때 후처리된 영상은 JPEG 방식으로 부호화된 영상과 동일하다. 그리고 $\mu=1$ 로 두면 NQCS는 QCS가 된다.

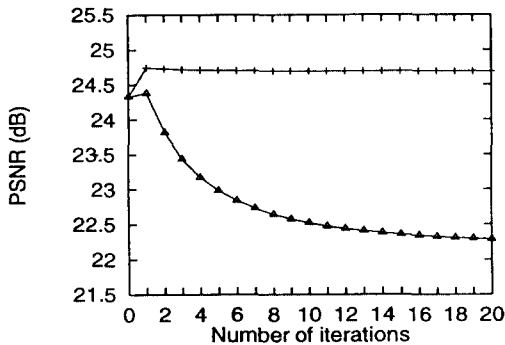
압축 영상의 비트율(bit rate)이 상대적으로 높을 때, 예를 들면 Lena 영상에서 0.466 bpp 이상일 때와 Baboon 영상에서 0.557 bpp 이상일 때, QCS에 투영된 후의 영상은 JPEG 영상에 비해서 PSNR이 오히려 낮은 것을 그림 1에서 볼 수 있다. 즉, 후처리된 영상이 후처리되기 전과 비교해서 오히려 PSNR이 낮아진다. 이는 비트율이 높은 경우에 있어서는 실험에



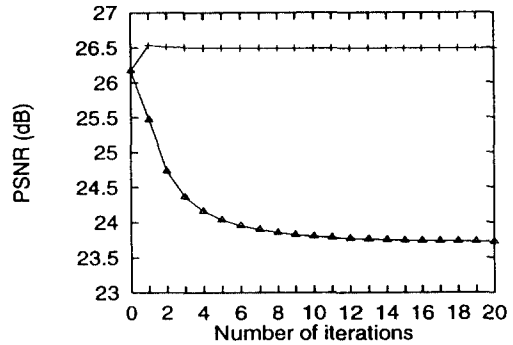
(a) 입력 영상이 0.248 bpp로 부호화된 Lena 영상인 경우.
(a) The input image is Lena coded at 0.248 bpp.



(b) 입력 영상이 0.650 bpp로 부호화된 Lena 영상인 경우.
(b) The input image is Lena coded at 0.650 bpp.



(c) 입력 영상이 0.408 bpp로 부호화된 Baboon 영상인 경우.
(c) The input image is Baboon coded at 0.408 bpp.



(d) 입력 영상이 0.686 bpp로 부호화된 Baboon 영상인 경우.
(d) The input image is Baboon coded at 0.686 bpp.

△: 방법 A (QCS), +: 방법 B (NQCS).
△: Method A (QCS), +: Method B (NQCS).

그림 2. 제약 최소화 문제의 반복 식에서 \mathcal{L}_1 을 사용했을 때 얻어지는 PSNR.

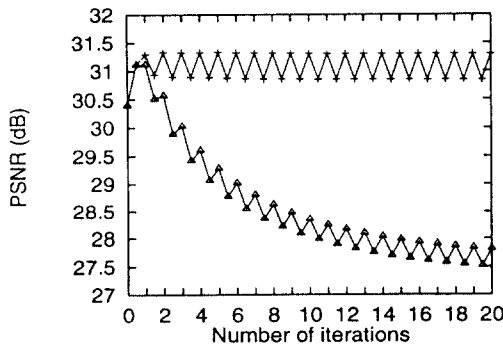
Fig. 2. PSNR's of the constrained minimization iteration with \mathcal{L}_1 .

사용된 단순한 저역 통과 여과기가 좋은 예측기 역할을 하지 못하기 때문이다. 그러나 동일한 영상에 대해서 $\mu=0.2$ 인 NQCS에 투영된 영상은 JPEG 영상보다 PSNR이 0.4 dB 이상 증가하는 것을 볼 수 있다.

반면에 비트율이 낮은 경우에는 단순한 저역 통과 여과기도 훌륭한 예측기가 될 수 있다. 그렇지만 비트율이 높은 경우와 비교해서 각 블록 내의 고주파 성분들이 많이 손실되어 저역 통과 여과 후에도 큰 변화가 없는 DCT 계수가 많이 발생하므로 후처리된 데이터가 각 영역의 대표값 부근에 몰려 있는 경우가 많아진다. 그러므로 JPEG으로 부호화된 영상에서 비트율이 낮은 경우, 예를 들어 그림 1에서 0.5 bpp 미만인 경우, 후처리된 영상은 항상 JPEG 영상에 비해서 PSNR이 높아진다. 특히 $\mu \geq 0.15$ 인 범위 밖으로 벗어나는 데이터가 적으므로 NQCS와 QCS로 후처리된 영상의 PSNR에 큰 차이가 없다. 실험 결과를 살펴보면, (16)에 주어진 \mathcal{L}_1 에 대해서는 $\mu=0.2$ 일 때 후처리된 영상의 PSNR이 평균적으로 가장 높다는 사실을 알 수 있다.

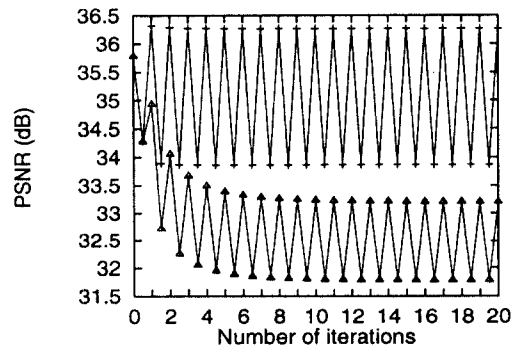
이제 반복 식 (15)의 수렴 특성을 살펴봄으로써 QCS와 NQCS의 성능을 비교해 보자.

그림 2는 JPEG 영상을 방법 A (\mathcal{L}_1 과 QCS를 이용)와 방법 B (\mathcal{L}_1 과 NQCS를 이용)를 사용해서 각각 후처리했을 때 얻어진 영상의 PSNR을 나타낸 것이다. ‘△’와 ‘+’는 각각 방법 A와 B의 결과를 나타낸다. 그림에서 $\mu=0.2$ 인 NQCS, $e^\omega(0.2)$ 를 사용했을 때가 QCS를 사용했을 때에 비해서 수렴 속도도 빠를 뿐 아니라 PSNR도 높은 것을 볼 수 있다. 그리고 반복 과정이 진행될수록 두 가지 방법으로 처리된 영상의 PSNR이 변화되는 형태가 아주 달라지는 것을 볼 수 있다. 그림 2에서 반복 횟수가 많아질수록 방법 A의 PSNR은 감소하며 15번째 반복 이후에 수렴한다. 그러나 방법 B에서는 3회 반복 이내에서 PSNR이 수렴하는 것을 볼 수 있다. 특이한 것은 MSE를 성능 평가 기준으로 삼는다면 방법 B에서는 대개 단 한 번의 반복만으로도 가장 우수한 성능을 얻을 수 있다는 것이다. 반복 과정이 많아짐에 따라서 과다한 계산이 필요하다는 것이 반복적인 후처리 방법의 가장 큰 단점이라



(a) 입력 영상이 0.248 bpp로 부호화된 Lena 영상인 경우.

(a) The input image is Lena coded at 0.248 bpp.



(b) 입력 영상이 0.650 bpp로 부호화된 Lena 영상인 경우.

(b) The input image is Lena coded at 0.650 bpp.

△: 방법 A (QCS), +: 방법 B (NQCS).
 △: Method A (QCS), +: Method B (NQCS).

그림 3. 제약 최소화 문제의 반복 식에서 \mathcal{L}_1 을 사용했을 때의 수렴 특성.

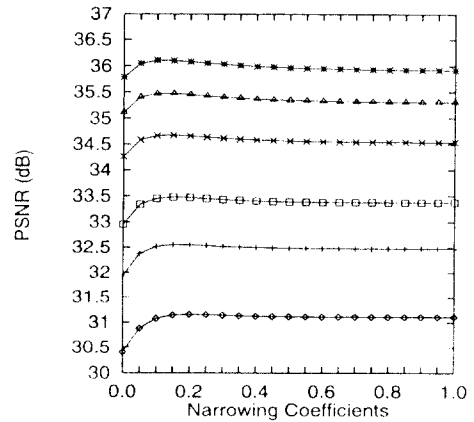
Fig. 3. Convergence behavior of the constrained minimization problem with \mathcal{L}_1 .

는 점을 생각한다면 이러한 특성은 매우 흥미로운 결과라고 볼 수 있다.

그림 3은 각 반복 단계에서 저역 통과 여과와 NQCS에의 투영이 영상의 PSNR을 어떻게 변화시키는지 나타낸 것이다. 그림에서 '△'과 '+'는 그림 2에서와 마찬가지로 방법 A와 B의 결과를 각각 의미한다. 식 (15)에서 보듯이 한 번의 반복 과정은 저역 통과 여과와 QCS (또는 NQCS)에의 투영으로 이루어진다. 그림의 가로 축에서 0.5, 1.5 등과 같이 표시된 것은 식 (15)의 반복 과정 중 저역 통과 여과 후를 의미하고 정수로 표시된 것은 QCS나 NQCS에 투영된 후를 의미한다.

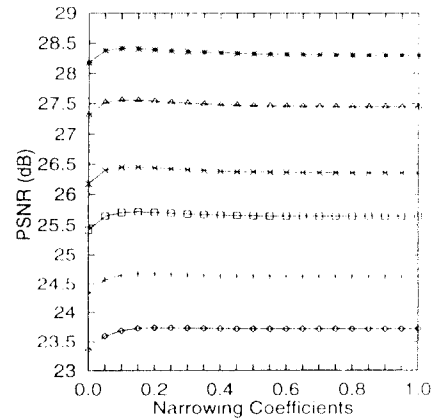
압축 영상의 비트율이 낮은 경우, 예를 들어 그림 3(a)에서 0.248 bpp일 경우, 복호화된 영상의 PSNR은 30.4 dB이고, 저역 통과 여과된 후에는 PSNR이 31.1 dB로 증가한다. 이 경우에는 복호화된 영상의 블럭 경계 부분에 블럭화 현상이 상당히 많이 나타나기 때문에 단순한 저역 통과 여과만으로도 영상의 PSNR을 쉽게 높일 수 있다. 이 영상을 QCS나 NQCS에 투영시키면 영상의 PSNR은 각각 31.1 dB와 31.3 dB로 변한다. QCS의 경우에는 변화가 없고 NQCS의 경우에는 0.2 dB밖에 증가하지 않는다. 그 이유는 앞에서 설명한 바와 같이 비트율이 낮은 경우에는 양자화 영역이 너무 넓고 여과 후에도 대부분의 DCT 계수가 크게 변하지 않기 때문이다.

반면에 비트율이 높은 경우에, 예를 들면 0.650 bpp일 경우, PSNR이 35.8 dB인 복호화된 영상을 저역 통과 여과시키면 PSNR이 34.3 dB로 감소된다. 그림 3(b)의 0.5번째 단계가 이를 나타내고 있다. 이 같은 현상이 나타나는 이유는 저역 통과 여과기가 블럭 사이의 블럭화 현상뿐만 아니라 복호화된 영상이 가지고 있는 고주파 성분까지도 제거하기 때문이다. 비트율이 낮은 경우에는 복호화된 영상에 고주파 성분이 별로 남아 있지 않지만 비트율이 충분히 높아지면 웬만한 고주파 성분들은 그대로 보존되기 때문이다. 이런 경우에도 여과된 영상을 다시 QCS에 투영시키면 제거된 고주파 성분을 어느 정도까지는 회복시켜 주는 효과가 있어서 영상의 PSNR이 다시 34.9 dB로 증가하지만 후처리되기 전 값보다는 여전히 작다. 그러나 여과된 영상을 NQCS에 투영시키면 PSNR이 후처리되기 전보다 0.5 dB 큰 36.3 dB가 된다.



(a) 입력 영상이 각각 0.248 bpp(◇), 0.310 bpp(+), 0.367 bpp(□), 0.466 bpp(×), 0.557 bpp(△), 그리고 0.650 bpp(*)로 부호화된 Lena 영상인 경우.

(a) The input images are Lena's coded at 0.248 bpp (◇), 0.310 bpp(+), 0.367 bpp(□), 0.466 bpp (×), 0.557 bpp(△), and 0.650 bpp(*), respectively.



(b) 입력 영상이 각각 0.301 bpp(◇), 0.408 bpp(+), 0.557 bpp(□), 0.686 bpp(×), 0.909 bpp(△), 그리고 1.099(*)로 부호화된 Baboon 영상인 경우.

(b) The input images are Baboon's coded at 0.301 bpp(◇), 0.408 bpp(+), 0.557 bpp(□), 0.686 bpp(×), 0.909 bpp(△), and 1.099 bpp(*), respectively.

그림 4. JPEG 방법으로 부호화된 영상을 Yang의 투영 연산자를 이용하여 후처리한 결과 영상의 PSNR
Fig. 4. Maximum PSNR's of the post-processed JPEG-coded images with Yang's projectors.

B. POCS 기반 반복 기법에서의 NQCS의 영향

POCS 기반 반복 기법에서의 NQCS의 영향을 알아보기 위하여 앞 절에서와 유사한 실험을 수행하였다. [6]에서 제안된 POCS 기반 반복 기법에서 QCS를 NQCS로 대체하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

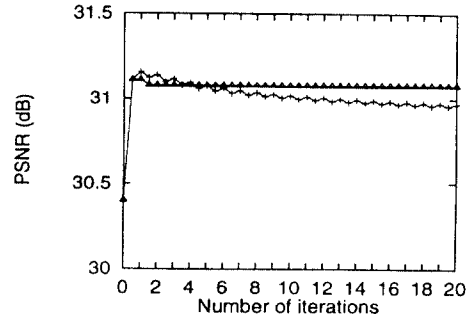
$$Y_k^\omega = \mathcal{P}^\omega(\mu) \mathcal{P}_2^\omega \mathcal{P}_1^\omega Y_{k-1}^\omega, k = 1, 2, \dots \quad (18)$$

여기서 \mathcal{P}_1^ω 와 \mathcal{P}_2^ω 는 Yang 등이 [6]에서 제안한 블럭 경계 완화 제약 집합(SCS)에의 투영 연산자이고, $\mathcal{P}^\omega(\mu)$ 는 $e^\omega(\mu)$ 에의 투영 연산자이다.

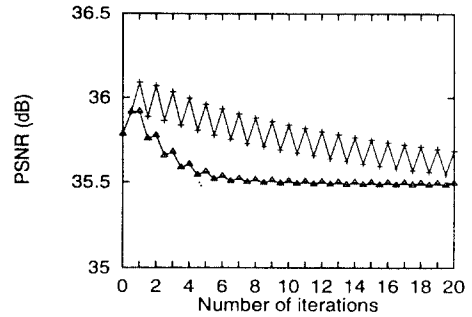
그림 4는 JPEG 방법으로 복호화된 영상을 두 개의 SCS에 차례로 투영시키고 이 영상을 다시 QCS 또는 NQCS에 투영시키는 과정을 반복하면서 얻은 모든 영상의 PSNR 가운데 가장 큰 값을 나타낸 것이다. 그림에서 가로 축은 투영 계수 μ 를 나타내고 세로 축은 후처리된 영상의 최대 PSNR을 나타낸다. 실험 결과를 살펴보면 제약 최소화 기법의 경우와 마찬가지로 $\mu=0.2$ 일 때 후처리된 영상의 PSNR이 가장 큰 것을 알 수 있다.

수렴 특성을 조사하기 위하여 식 (18)에 표시된 반복 식에 대한 모의 실험을 수행하여 그 결과를 그림 5에 제시하였다. 그림 5(a)에서 영상의 비트율이 낮은 경우에는 SCS에 투영된 후에도 DCT 계수들이 대부분 양자화 영역에 머물러 있는 경향이 매우 높다. 이것을 바꾸어 말하면 SCS와 QCS의 교집합이 존재할 가능성이 매우 높다는 것을 의미한다.

앞에서 설명한 바와 같이 POCS 이론은 여러 개의 블럭 집합 사이에 교집합이 존재할 경우에 각 블럭 집합 외부에 존재하는 한 점으로부터 교집합의 어느 점을 찾아가는 확실한 방법을 제공한다. 그렇지만 식 (18)에서 출발점이 되는 초기 영상, 즉 JPEG으로 복호화된 영상은 SCS와 QCS의 외부에 존재하는 것이 아니고 QCS의 무게 중심이 된다. 따라서 이러한 경우에는 초기 영상을 SCS에 한 번만 투영해도 반복 과정이 종료되는 경우가 많다는 것을 유추할 수 있다. 그림 5(a)와 그림 6(d)에서 이러한 현상을 볼 수 있다. 반면에 SCS와 NQCS 사이에는 특히 μ 가 작아질수록 교집합이 존재할 가능성이 점점 적어지기 때문에 투영이 반복될수록 PSNR이 어느 한 값으로 수렴하지 못하고 진동하는 현상을 가져 온다. 그림 5(b)와 같이



(a) 입력 영상이 0.248 bpp로 부호화된 Lena 영상인 경우.
(a) The input image is Lena coded at 0.248 bpp.



(b) 입력 영상이 0.650 bpp로 부호화된 Lena 영상인 경우.
(b) The input image is Lena coded at 0.650 bpp.

그림 5. Yang의 투영 연산자를 사용한 POCS 기반 반복 기법의 수렴 특성

Fig. 5. Convergence behavior of the POCS-based iteration with Yang's projectors.

영상의 비트율이 높은 경우에는 SCS와 QCS 사이에 교집합이 없기 때문에 불과 몇 번의 반복만으로도 수렴되지만 이렇게 수렴된 영상이 원 영상에 근접해 있다는 것을 전혀 보장할 수 없다. 실험에서 얻어진 PSNR 결과를 살펴보면 수렴 영상이 원 영상과 매우 다르다는 것을 알 수 있다.

IV. 실험 결과에 대한 검토

실험을 통해서 얻은 주요 결과를 정리해 보면 다음

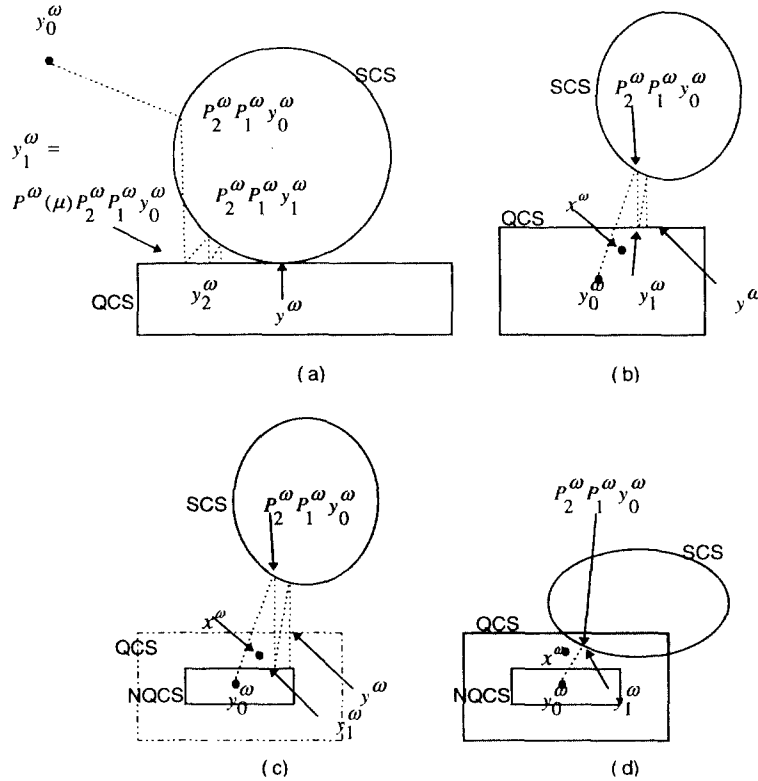


그림 6. POCS 기반 알고리즘에서의 반복 투영 과정을 나타낸 그림.

Fig. 6. An illustration of the recursive projections in the POCS-based algorithms.

과 같다. 먼저 [10]에서 이론적으로 증명했던 사실을 실제 영상을 사용한 실험을 통해서 검증하였다. NQCS를 결정짓는 투영 계수, 즉 μ_i, ν_i 에 따라서 후처리된 영상의 PSNR이 큰 차이를 보인다는 사실을 확인하였다. 본 실험에 사용된 영상에 대해서는 영상의 압축 정도에 별관계 없이 모든 i 에 대해서 $\mu_i = \nu_i = 0.2$ 로 두었을 때 가장 좋은 결과를 얻었다.

그리고 대부분의 경우에 단 한 번의 반복만으로도 가장 좋은 결과를 얻을 수 있었다. QCS 기반 후처리 기법과 같이 동일한 과정을 반복해 가면서 최종 결과를 얻는 알고리즘을 설계할 때 고려해야 하는 주요 기준의 하나가 반복 과정을 중단시킬 시점을 결정하는 것이다. 이런 관점에서 첫 번째 반복 이후에 가장 좋은 결과를 얻을 수 있다는 것은 반복 과정에 소요

되는 연산을 대폭 줄일 수 있다는 장점과 함께 반복 과정을 중단시킬 시점을 아주 쉽게 결정할 수 있다는 장점을 제공하는 것이다.

POCS 기반 후처리 방법의 결과를 그림으로 설명해 보기로 하자. 그림 6(a)는 SCS와 QCS의 교집합이 $\{y^\omega\}$ 이고 y_0^ω 가 QCS와 SCS의 외부에 있다고 가정하는 경우의 그림이다. 이 그림은 POCS 이론을 설명할 때 사용하는 전형적인 예를 QCS와 SCS를 가지고 구성해 본 것이다. 그림에서 y^ω 가 x^ω 라면 반복 과정이 진행될수록 원 영상에 가까운 영상을 얻을 수 있으며 MSE는 0으로 수렴하게 될 것이다.

그림 6의 (b), (c), (d)는 본 실험의 결과를 정리해서 설명해 줄 수 있는 그림이다. 여기서 명심해야 할 것은 그림에서 초기 영상 y_0^ω 는 항상 QCS나 NQCS의

무게 중심에 위치한다는 것이다. 그림 (b)는 SCS가 원 영상을 포함하지도 않고 SCS와 QCS와의 교집합이 존재하지 않는 경우이다. 영상의 압축률이 매우 낮은 경우에 이런 현상이 발생할 수 있다. 복호화된 영상을 SCS와 QCS에 반복적으로 투영하면 투영된 영상은 어느 한 점 y_0^w 로 수렴할 것이다. 여기서 투영된 영상들은 항상 SCS나 QCS의 경계점이 되는데 원 영상이 QCS의 경계에 존재하는 것보다는 QCS의 내부에 존재하는 경우가 대부분이다. 또한 반복 과정이 계속될수록 수렴 영상의 PSNR은 작아지고 SCS에 투영된 영상과 QCS에 투영된 영상 사이에는 항상 일정 수준 이상의 차이가 존재해서 각 영상의 PSNR을 조사해 보면 그림 3(b)와 같은 진동 현상이 나타난다. 그림 6(b)에서 QCS 대신에 NQCS로 대체하면 그림 6(c)와 같이 될 것이고 수렴 영상은 NQCS의 경계점의 한 점이 되므로 QCS 내부의 어떤 영상으로 수렴하게 된다. 이 경우에도 그림 6(b)와 마찬가지로 NQCS에 첫 번째로 투영된 영상의 PSNR이 가장 높다. 반복 과정이 진행될수록 투영된 영상의 PSNR이 감소하기는 하지만 그림 6(b)의 경우보다는 그 정도가 덜하다.

그림 6(d)는 SCS가 원 영상을 포함하고 있지 않으나 SCS와 QCS의 교집합이 존재하는 경우이다. 그림에서 y_0^w 를 SCS에 투영시켜도 결과 영상은 QCS 내부에 존재하게 되고 따라서 이 영상을 QCS에 다시 투영시켜도 전혀 변화가 없게 된다. 그러나 SCS와 NQCS의 교집합이 존재하지 않을 때에는 앞의 경우와 같이 반복 투영이 진행된다.

그림 6의 (b)와 (d)에서 가장한 대로 SCS에 제일 처음 투영할 때 그 방향으로 원 영상이 존재하고 SCS의 경계가 원 영상에 가까울수록 후처리된 영상의 PSNR은 높을 것이다. 그러나 본 논문에서 사용한 NQCS는 SCS와는 무관하게 후처리된 영상의 PSNR을 높여 준다. 이것은 그림 6(c)에서 알 수 있듯이 NQCS의 경계가 QCS의 내부에 존재하면서 QCS의 경계보다 원 영상에 더 가깝기 때문이다. 또한 y_0^w 를 중심으로 SCS가 원 영상의 반대 방향에 있다면 오히려 후처리된 영상의 PSNR이 복호화된 영상의 PSNR보다 더 감소한다. 따라서 SCS를 잘 정의하는 것도 매우 중요하다. 이것을 알 수 있으며, QCS는 정확한 SCS와 함께 사용될 때 더욱 우수한 결과를 낼 수 있다는 것을 쉽게 추정할 수 있다. QCS는 그 경계가 원 영상과 가까울

수록 좋고 SCS는 그 무게 중심으로부터 NQCS에 투영을 내린 선이 원 영상과 가까울수록 좋다는 것을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 양자와 제약 조건을 이용하는 제약 최소화 문제의 steepest descent 방법 또는 POCS 기반 반복 후처리 기법, 즉 QCS 기반 후처리 기법에서 양자화 제약 조건 대신에 협 양자화 제약 조건을 사용하는 영상의 후처리 기법에 관해서 고찰하였다. 실제 영상을 이용한 실험 결과를 분석한 결과 다음과 같은 사실을 알 수 있었다.

- 강 제약 집합: 반복 과정의 출발점이 SCS나 QCS의 외부에 존재하지 않고 QCS의 무게 중심이 되고 QCS는 반드시 원 영상을 포함한다.
- 저역 통과 여과된 영상 혹은 SCS에 투영된 영상은 QCS의 경계가 아닌 내부에 존재할 수도 있다. 특별히 후처리될 영상의 압축률이 매우 높은 경우에 이런 현상이 일어날 확률이 높다. 이러한 경우에는 저역 통과 혹은 SCS에의 투영 한 번만으로 후처리 과정이 완료될 수 있다.
- 후처리될 영상의 압축률이 낮은 경우에는 저역 통과 여과된 영상 혹은 SCS에 투영된 영상은 QCS의 외부에 존재할 확률이 높다. 그러나 처리된 영상이 어느 한 점으로 수렴하더라도 수렴된 결과는 항상 QCS의 경계에 존재한다.
- 수렴된 영상이 원 영상에 근접한다는 보장이 전혀 없다.
- NQCS에 투영된 영상의 왜곡이 QCS에 투영된 영상의 왜곡보다 항상 작다.

MSE를 기준으로 삼으면 QCS 기반 후처리 기법에서는 QCS에의 투영보다는 NQCS에의 투영이 항상 우수한 결과를 나타낸다. 그리고 대부분의 경우에 단 한 번의 여과 혹은 SCS에의 투영 그리고 NQCS에의 투영만으로도 충분히 좋은 결과를 얻을 수 있다^[15]. 이때 저역 통과 여과기나 SCS에의 투영 연산자의 역할은 QCS의 무게 중심으로부터 원 영상이 있음직한 방향을 찾는 예측기로 이해할 수 있다. 따라서 POCS나 제약 최소화에서의 steepest descent 알고리즘과 같은 반복 기법을 사용하는 대신에 저역 통과 여과와

NQCS에의 투영만으로 후처리 기법을 정의하는 것이 바람직할 것으로 사료된다. 그러면 결과 영상의 수렴 특성에 대해서 신경 쓸 필요가 없으며 저역 통과 여과기를 설계할 때도 꼭 투영 연산자를 선택해야 하는 번거로움도 없어질 것이다. 또한 반복 기법의 최대 단점의 하나인 과도한 계산량을 대폭 줄일 수 있어서 실시간으로 동작하는 후처리를 VLSI로 구현할 때 매우 유리하다.

NQCS를 이용한 후처리 기법은 압축된 영상뿐만 아니라 HDTV나 MPEG 비디오나 압축된 오디오 신호를 후처리할 때도 이용할 수 있을 것으로 예상된다. 또한 스칼라 양자화 경우에 대한 NQCS에의 투영 이론을 벡터 양자화 경우에 대해서도 확장할 수 있으며 결과적으로 벡터 양자화된 영상의 후처리에도 QCS 기반 알고리즘을 확대 적용할 수 있다^[12].

참 고 문 헌

1. M. Loève, *Probability Theory I*, New York: Springer-Verlag, 1977, 4th. ed.
2. D.G. Luenberger, *Linear and Nonlinear Programming*, New York: Addison-Wesley, 1984, 2nd. ed.
3. B. Ramamurthi and A. Gersho, "Nonlinear space-variant postprocessing of block coded images," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. ASSP-34, no.5, pp.1258-1267, Oct. 1986.
4. D. Youla and H. Webb, "Image restoration by the method of convex projections: Part I-theory," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. MI-1, no. 2, 81-94, Oct. 1982.
5. R. Rosenholtz and A. Zakhor, "Iterative procedures for reduction of blocking effects in transform image coding," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol.2, no.1, pp.91-95, March 1992.
6. Y. Yang, N.P. Galatsanos, and A.K. Katsaggelos, "Regularized reconstruction to reduce blocking artifacts of block discrete cosine transform compressed images," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol.3, no.6, pp.421-432, Dec. 1993.
7. Y. Yang, N.P. Galatsanos, and A.K. Katsaggelos, "Projection-based spatially adaptive reconstruction of block-transform compressed images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-4, no.7, pp.896-908, July 1995.
8. S. Reeves and S. Eddins, "Comments on 'iterative procedures for reduction of blocking effects in transform image coding'," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 3, no. 6, pp. 439-440, Dec. 1993.
9. S.H. Park and Y. Yashima, "Iterative reduction of blocking artifacts in transform coding by using a narrow quantization constraint," in *Proc. 1994 ITE Annual Convention*, pp. 201-202, Japan, 1994.
10. 김동식, 박섭형, "양자화 제약 집합에 여과된 데이터를 투영하는 기법의 이론적 고찰," 한국통신학회 논문지 제21권 제7호, pp.1685-1695, 1996년 7월.
11. D.S. Kim and S.H. Park, "Projection onto the narrow quantization constraint set for postprocessing of scalar quantized images", in *Proc. SPIE VCIP'96 Symposium*, USA, March 1996. pp.1473-1483.
12. S.H. Park, D.S. Kim, and J.S. Lee, "Projection onto the narrow vector quantization constraint set for postprocessing of vector quantized images," in *Proc. IEEE ICIP'96*, vol 2 of 3, pp.57-60, Lausanne, Switzerland, Sep. 1996.
13. S.H. Park and D.S. Kim, "Theory of projection onto narrow quantization constraint set and its application," submitted to *IEEE Trans. Image Processing*.
14. D.S. Kim, T. Kim, and S.U. Lee, "On testing trained vector quantizer codebooks," accepted as a regular paper in *IEEE Trans. Image Processing*, 1996.
15. H. Paek and S. U. Lee, "A projection-based post-processing technique to reduce blocking artifact using a priori information on DCT coefficients of adjacent blocks," to appear in *IEEE ICIP'96*, vol 2 of 3, pp. 53-56, Lausanne, Switzerland, Sep. 1996.

박 섭 형(Seop Hyeong Park) 정회원
한국통신학회논문지 제21권 제7호 참조

김 동 식(Dong Sik Kim) 정회원
현재 :Purdue University Post Doctor 연구원
한국통신학회논문지 제21권 제7호 참조

이 상 훈(Sanghoon Lee) 정회원
1978년 2월:서울대학교 공과대학 전기공학과 공학사
1982년:University of Pennsylvania 공학석사
1984년:University of Pennsylvania 공학박사
1984년~1991년: Bellcore 연구원
1991년~현재: 한국통신 책임연구원, 통신망연구소장