

논문-01-6-1-12

영역 특성을 이용한 블록 현상 제거 방법

곽정원*, 조남익*

Improvement of Deblocking Algorithm by Using Characteristics of Region

Jung Won Kwak* and Nam Ik Cho*

요약

본 논문에서는 압축 영상에서 블록현상을 제거하기 위한 여러 후처리 알고리즘을 영상의 영역별로 비교하였다. 또한 이를 통하여 시각 특성에 맞는 주관적 평가 뿐만 아니라 객관적인 PSNR도 향상시킬 수 있는 블록현상 제거방법을 제시하였다. 본 논문에서는 사람의 시각적 특성에 의하여 블록화 현상은 고주파 영역보다 저주파 영역에서 눈에 잘 띄인다는 사실에 근거하여, 우선 최근의 여러 블록현상 제거 알고리즘의 저주파 영역, 고주파 영역에서의 영상 개선도를 비교하였다. 이 과정에서 블록현상이 발생한 영상에서 고주파/저주파 영역을 간단하게 분류하는 방법을 제시하였고, 각 영역에 서로 다른 알고리즘을 적용하는 방법을 제안하였다. 실험 결과, 제시된 분류에 따른 저주파 영역에는 적응 LPF 방법의 성능이 주관, 객관적인 면 모두 가장 좋은 것으로 나타났다. 따라서 기존의 알고리즘들을 고주파 영역에 적용하고 저주파영역에는 적응 LPF 방법^[13]을 적용함으로써 모든 블록현상 제거 알고리즘들의 주관적 및 객관적 성능이 개선될 수 있음을 보였다. 또한 고주파 영역에서 객관적인 성능은 DCT기반 POCS 알고리즘^[12]이 가장 좋았으며, 이 알고리즘과 적응 LPF를 혼합하여 사용하면 가장 좋은 객관적 성능을 얻을 수 있었다.

Abstract

In this paper, the conventional deblocking algorithms are compared in each region of the image. Based on the comparison result, we propose a new deblocking algorithm that can improve subjective as well as the objective quality. Because the human visual system is more sensitive to the blocking artifacts in the low frequency region, we compare the performance of several deblocking algorithms in the low and high frequency region separately. For this purpose we also propose an algorithm for classifying the region into low and high frequency ones, and propose a deblocking algorithm which is applied differently to each region. The result shows that the adaptive LPF method^[15] yields the best performance in the low frequency region in terms of both subjective and objective quality. Hence, by applying the adaptive LPF method to the low frequency region, the performance of conventional algorithms can be improved. In the high frequency region, it is observed that the DCT-based POCS algorithm^[12] provides the best performance. Hence, by combining the algorithm with the adaptive LPF method, the best objective performance is obtained.

I. 서론

멀티미디어 정보를 많이 활용하면서 영상과 비디오 매체의 압축은 멀티미디어 통신 및 보관에 있어서 매우 중

요한 문제가 되고 있다. 특히, 영상의 공간 상관관계를 효율적으로 이용하여 좋은 에너지 밀집화를 보이며 VLSI 하드웨어 구현에 장점을 가지고 있는 block discrete cosine transform(BDCT)을 이용한 영상 압축 방법은 JPEG, MPEG, H.263 등의 표준안에 공통적으로 사용되고 있다^{[1][2]}. 그러나, 이 압축 알고리즘은 8×8 또는 16×16

* 서울대학교 전기공학부, 뉴미디어통신공동연구소
School of Electrical Engineering Seoul National University

블록에 DCT를 적용하기 때문에 낮은 비트율의 압축에서는 블록 주변에 현저한 불연속성을 보이게 되는데, 이를 "블록화 현상(block artifact)"이라 한다^[3]. 따라서, 이러한 블록화 현상을 없애기 위한 많은 방법이 많이 연구되어 왔다. 그 중에서도 코덱의 구조에 관계없이 적용될 수 있도록 디코더 뒤에서 영상처리를 수행하는 "후처리작업"(postprocessing)이 특히 많이 연구되었는데^[4], 이 방법들은 크게 영상 강화 방법(image enhancement technique)과 영상 복원 방법(image restoration technique)으로 나뉜다. 영상 강화 방법은 주로 필터를 이용하여 블록 주변을 적절하게 필터링하여 블록화 현상을 제거하는 것이며^{[5][6][7][15]}, 영상 복원 방법은 디코딩된 영상을 maximum a posteriori(MAP) 방법을 이용하거나^{[8][9]} 오목 집합에 반복적으로 투영시키는 방법(POCS-Projection Onto Convex Sets)^{[3][10][11][12]} 등을 통하여 원 영상과 가깝게 복원해가는 것이다.

이러한 후처리 방법들 중 가장 간단한 방법은 디코딩된 영상을 저주파 필터링하는 것이다. 이 방법은 블록화 현상을 어느 정도 제거하지만 또한 전체 영상의 질의 저하를 가져오기 때문에 블록의 주변에만 적절하게 필터링을 해야 한다. 한 예로, 영상의 블록 주변에만 적용되는 저주파 필터링 방법이 제안되었으며^[5], H.263의 권고안(TMN 8)에 소개된 블록화 제거 알고리즘 역시 블록 주변의 4개의 화소에 대하여 필터링을 하는 방법을 제안하고 있다^[14]. 또한 DCT 영역에서 필터링하는 방법^[7]과 영상 신호를 연속 시간 신호(continuous-time signal)로 간주하여 필터의 스텝 응답(step response)를 이용하는 방법이 제안되었다^[15]. 이러한 저주파 통과 필터는 POCS 알고리즘에서 Smoothness Constraint Set(SCS)에 투영시키는 투영기의 역할도 한다. 예를 들어 3×3의 저주파 통과 필터를 SCS 투영기로 사용했고^[10] 블록 주변의 인접한 두 개의 화소의 값의 차이를 조정하는 방법^[3], 주파수 영역에서 필터링하는 방법을 SCS 투영기로 제안하였다^[12].

기존의 방법들에서는 이러한 필터와 투영기를 영상의 영역별 특징을 고려하지 않고 같은 방법을 전체 영상에 고르게 적용시키고 있다. 그러나 그림 1을 통해서 쉽게 확인할 수 있듯이, 머리카락 부분과 같은 고주파 영역에서보다는 어깨와 같이 비교적 저주파 영역에서의 블록화 현상이 쉽게 눈에 띄게 되는데, 이는 사람의 시각적 특징이 고주파 영역보다는 저주파 영역에서의 질감에 더 민감하기 때문이다^[16]. 그러므로 저주파 영역에서는 블록화 현상을



(a) 원 *Lena* 영상 (b) 저비트율로 압축된 *Lena* 영상
 그림 1. *Lena* 영상의 블록화 현상 (bpp=0.200)

Fig. 1. Blocking artifacts in *Lena*

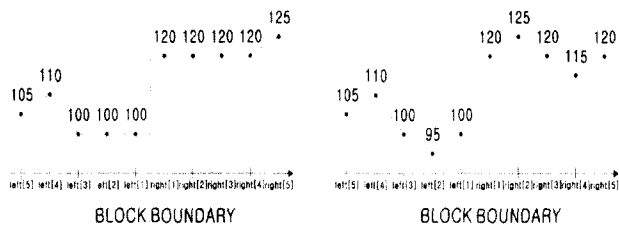
보다 강력한 방법으로 제거하는 알고리즘이 필요하게 되며, 또한 고주파 영역에서는 영상의 고주파 성분을 잘 보존함으로써 영상의 질을 떨어뜨리지 않는 알고리즘이 필요하다.

본 논문에서는 위와 같은 영역별 특징을 고려하여 블록화 현상을 제거하는 알고리즘을 제안한다. 기존의 대다수의 블록화 제거 알고리즘은 적용되는 부분의 영역별 특징을 고려하지 않고 단지 블록 사이의 화소 값의 차이 정도만을 고려해서 전 영상에 일관적으로 적용한다. 반면에 본 논문에서는 영상을 저주파 영역과 고주파 영역으로 나눈 후 각각의 영역에서의 알고리즘 적용시 나타나는 성능 비교와 분석을 통하여 저주파 영역과 고주파 영역에 각각에 적합한 알고리즘을 찾아 적용하여 후처리의 효과를 높이도록 한다. 뒤의 실험 결과에서 알 수 있듯이 제안한 알고리즘은 영상의 특징에 따라 적응적으로 적용되기 때문에 영상의 종류와 압축율에 관계없이 최대 약 1 dB 정도 객관적인 성능이 개선될 뿐만 아니라 사람의 시각적 특징을 고려한 결과 주관적인 성능 개선도 가져오는 것을 확인할 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 저주파 영역과 고주파 영역으로 나누는 알고리즘을 소개하고 3장에서는 각 영역에서 여러 알고리즘을 비교, 분석하여 가장 좋은 결과를 보이는 알고리즘을 각각의 영역에 적용시킴으로써 나타나는 성능 개선을 확인하며 마지막으로 4장에서는 결론과 앞으로 할 일들에 대하여 서술한다.

II. 사람의 시각적인 특징을 고려한 영역별 분류 알고리즘

그림 2는 블록화 현상이 일어난 영상의 경계 부분을 스



(a) 저주파 영역의 블록화 현상 (b) 고주파 영역의 블록화 현상

그림 2. 전형적인 블록화 현상의 모습

Fig. 2. Typical shape of blocking artifacts

캔한 데이터의 전형적인 모습을 보여 주고 있다. 각각의 까만 점은 화소를 나타내고 점 위의 숫자는 각 화소의 값을 나타내고 있다. x축은 영상을 블록의 경계와 수직으로 스캔했을 때의 공간적 위치를 나타내며 수직의 점선은 블록의 경계, 즉 블록화 현상이 일어나는 부분이다. 그림 2(a)는 저주파 영역에서의 전형적인 블록화 현상을 나타내며 그림 2(b)는 전형적인 고주파 영역에서의 블록화 현상을 표현하고 있다. 그림 2(a)와 그림 2(b)를 통해서 알 수 있듯이 블록화 현상에 의해서 블록 경계의 화소 값들의 차이가 같을지라도 주변 영역의 성질에 따라 느껴지는 값의 크기가 다르다. 즉, 그림 2(a)와 (b)에서의 블록 경계의 화소 값들의 차이는 모두 20으로 같지만 그림 2(a)에서는 블록 주변 영역이 평평해서 그림 2(b)의 블록화 현상보다 두드러지게 드러난다. 결국 이러한 결과로 인하여 사람의 시각적 구조는 고주파 영역의 질감이나 특징점들보다는 저주파 영역에서의 질감과 특징점들에 더 민감한 반응을 보인다. 따라서 블록 경계의 한 두 화소의 값을 조절하여 블록화 현상을 제거하고자 할 경우, 그림 2(a)와 같은 저주파 영역에서는 블록화 현상이 완전히 제거되었다고 보기 어렵게 되며, 저주파 영역을 위해 블록 경계 주위의 많은 수의 화소값을 조절할 경우 그림 2(b)와 같은 고주파 영역에서 영상의 선명성을 잃는다. 즉, 약한 필터로는 저주파 영역에서 블록화 현상을 제거하기 어렵고 강한 필터는 고주파 영역을 흐리게 한다. 그러므로 블록 경계의 화소 값의 차이와 주변의 영역의 성질을 고려하여 각기 다른 영역으로 분류하는 작업이 필요하다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘에서는 블록 경계를 기준으로 무동작 영역(*no operation*), 평탄 영역(*flat*), 비평탄 영역(*nonflat*)의 세가지 영역으로 영상을 나누게 된다. 무동작 영역 부분은 후처리가 필요없는 부분, 평탄 영역은 그림 2(a)에서와 같은 저주파 영역, 비평탄 영역 부분은

그림 2(b)와 같은 고주파 영역에 해당된다. 이러한 영역으로 영상을 분류하기 위해서는 우선 각 블록 경계에서 블록현상이 어떠한 형태로 얼마나 심하게 나타나는가를 나타내는 값이 필요한데, 본 논문에서는 계산량을 고려하여 매우 간단하게 일정한 값이 얼마나 반복되는가를 세는 것으로 하였다. 즉 그림 2와 같이 블록의 경계와 수직으로 영상의 화소 값들을 1차원으로 스캔하였을 때, 블록의 경계를 기준으로 오른쪽의 화소 값들의 수열을 $right[i]$, $i=1,2,\dots,8$ 이라고 정의하고 마찬가지로 왼쪽의 화소 값들의 수열을 $left[i]$, $i=1,2,\dots,8$ 이라고 정의한다. 그리고, $right[i]$ 에서 블록 경계인 $i=1$ 에서부터 같은 값이 계속되는 곳까지의 길이를 $right_run$ 이라고 정의하고, 마찬가지로 $left[i]$ 에서의 같은 값을 갖는 샘플의 수를 $left_run$ 이라고 한다. 결국 $right_run$ 과 $left_run$ 의 값이 얼마인가에 따라 그 블록 경계를 포함하는 영역을 분류한다.

우선 블록을 경계로 바로 인접한 화소 값인 $right[1]$ 과 $left[1]$ 의 값의 차이를 본다. 이 값의 차이가 대부분의 경우 블록화 현상에 의해서 나타난 것이기 때문에 그 값의 차이의 유무에 따라 블록화 현상 제거 알고리즘 적용이 필요한 영역과 필요치 않은 영역으로 나눌 수 있게 된다. 즉 $right[1]-left[1]=0$ 인 경우 블록 현상이 없는 영역으로 간주하고 이 영역에 대해서는 어떠한 블록화 현상 제거 알고리즘도 적용하지 않는다. 이 영역을 본 논문에서는 무동작 영역이라 부르기로 하고, 결국 무동작 영역이 아닌 영역에 대해서만 저주파 영역과 고주파 영역으로 나누어 알고리즘을 적용시키면 된다. 다음은 무동작 영역에 해당되지 않는 영역에 대하여 $right[2]$ 와 $right[1]$ 의 차이를 확인한다. $right[2]$ 와 $right[1]$ 의 차이는 이 영역이 저주파 영역인 평탄 영역에 해당되는지 고주파 영역인 비평탄 영역에 해당되는지를 판단하는 기준이 된다. 즉, 이 값들이 같으면 저주파 영역, 다르다면 고주파 영역일 가능성이 높으며, 뒤에 설명될 필터링 알고리즘을 위하여 똑같은 값이 얼마나 계속되는가를 알아야 한다. 이를 위하여 $right[2]-right[1]=0$ 을 만족하는 않는 경우에는 $right_run$ 을 1로 정하고 만족하는 경우에는 $right[i]$ 에서 연속된 같은 샘플의 수를 센다. i 를 2에서부터 8까지 증가시켜 가면서 $right[i]-right[i-1]=0$ 인 경우 $right_run$ 의 값을 계속 i 로 갱신하게 된다. 또한 $left_run$ 의 경우 역시 $right_run$ 과 마찬가지로 $left[i]$ 의 값들의 관계를 이용하여 그 값을 정하게 된다. 예를 들어 그림 2(a)의 경

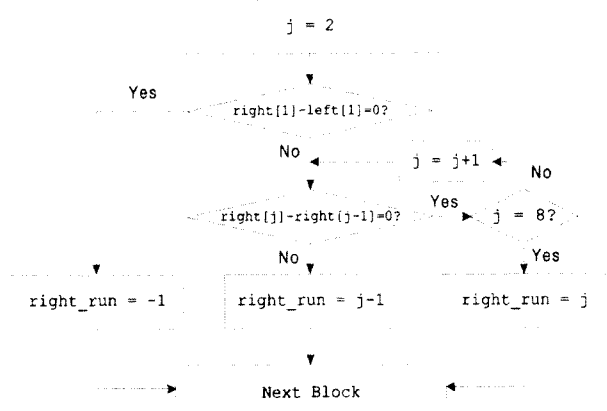
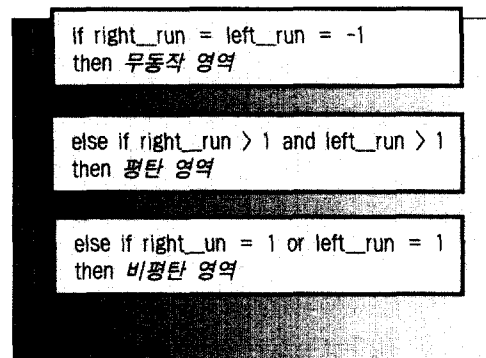


그림 3. right_run을 결정하는 순서도
Fig. 3. Flowchart of determining right_run

우 right_run=4, left_run=3이 되고 그림 2(b)의 경우 right_run과 left_run 모두 1이 된다. 이렇게 right_run과 left_run의 값이 정해지면 다음 블록의 경계로 넘어가서 다음 블록에서도 마찬가지로 right[i]와 left[i]를 가지고 right_run과 left_run의 값을 정하게 된다. 이러한 알고리즘은 그림 3에 나와 있는 순서도에서 잘 나타나 있다.

순서도에 따르면 후처리가 필요없는 무동작 영역 경계에서는 right_run이 -1을 갖고, right[1]과 right[2]가 다르면 1이고 이는 고주파 영역, 그 외의 부분은 반복되는 같은 화소의 수를 가지며 이 경우는 저주파 영역에 해당

한다. 이를 정리하면 영역 분류 방법은 다음과 같다.



앞에서 설명한 바와 같이 사람의 시각적 특성은 저주파 영역에서의 변화에 민감하므로 위의 방법에 따라 분류된 평탄 영역의 블록화 현상이 비평탄 영역에서 보다 더 잘 띄게 된다. 이러한 현상은 그림 4를 통해서 쉽게 확인할 수 있다. 그림 4(a)는 0.1125 bpp로 압축된 Lena 영상이고 그림 4(b)는 이 영상에서 위에 정의된 분류 방법에 따라 평탄 영역으로 판명된 곳을 까맣게 칠한 영상이고 그림 4(c)는 비평탄 영역을 까맣게 칠한 영상이다. 그림 4(b)의 비평탄 영역에 남아있는 블록화 현상보다 그림 4(c)의 평탄 영역에 남아 있는 블록화 현상이 더 많아 보이는 이유도 이같은 사람의 시각적 특징을 보여주고 있다. 그러므로, 전체 영상에서의 평탄 영역의 비율이 비평탄 영역의 비율보다 작을지라도 평탄 영역에서의 블록화 현상의 효과는 매우 크다고 말할 수 있다.



(a) Lena 영상의 블록화 현상



(b) 비평탄 영역에서 보이는 블록화 현상
그림 4. 영역별 블록화 현상



(c) 평탄 영역에서 보이는 블록화 현상

Fig. 4. Blocking artifacts in each region

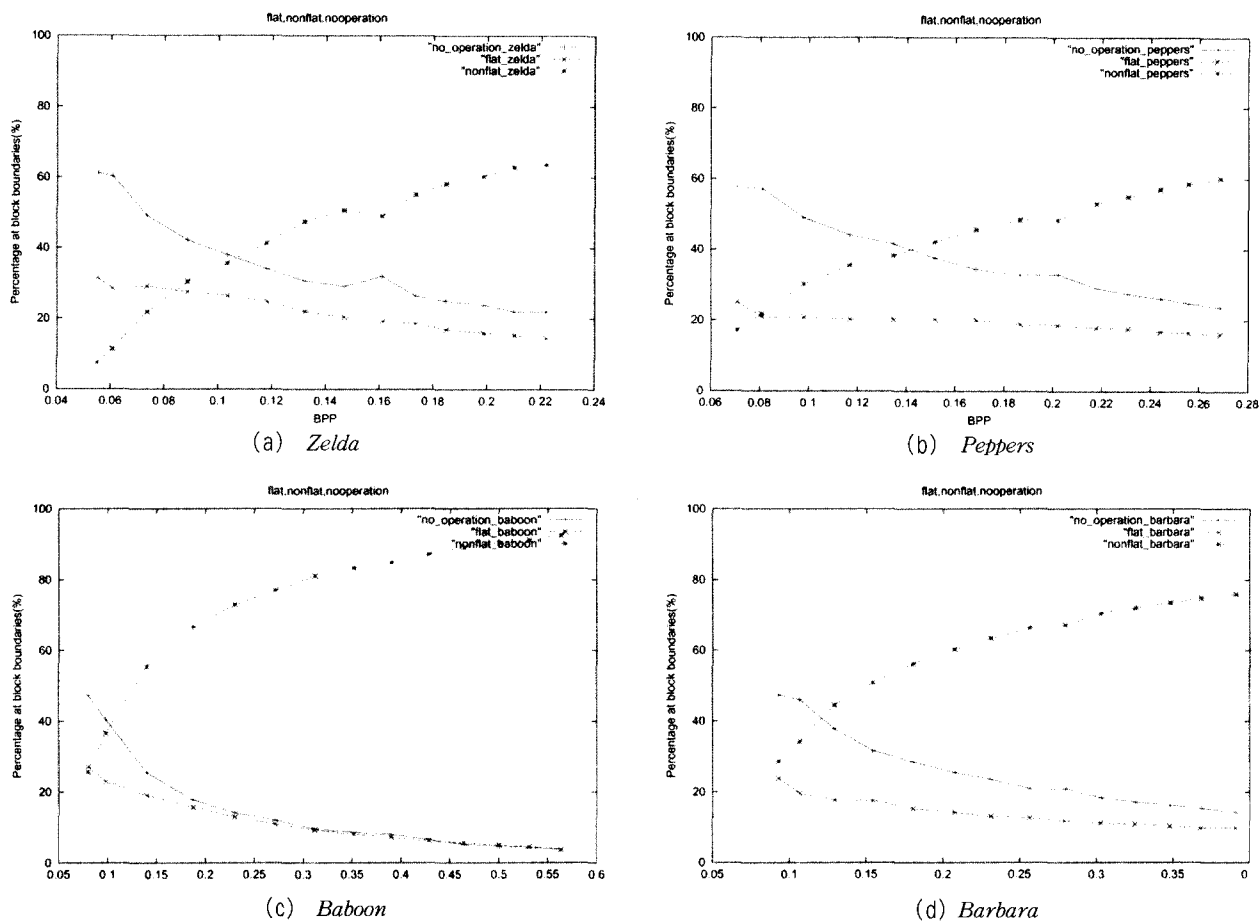


그림 5. 영상에 따른 영역별 비율
Fig. 5. Ratio of region

III. 실험 결과

3.1 각 영역별 알고리즘의 성능 분석

우선 전반적으로 저주파 영상인 *Zelda*, *Peppers*와 고주파 영상인 *Baboon*, *Barbara*에 대하여 2장에서 설명한 방법으로 영역 분류를 하였다. 그림 5(a),(b)는 각각 *Zelda*와 *Peppers*의 전체 영상에 대한 평탄 영역과 비평탄 영역의 비율을 나타내고 있으며 그림 5(c),(d)는 각각 *Baboon*과 *Barbara*의 전체 영상에 대한 평탄 영역과 비평탄 영역의 비율을 보이고 있다. 그림 5를 통해서 알 수 있듯이 압축율이 높을수록 평탄 영역의 비중이 높을 뿐만 아니라 저주파 영상의 경우 평탄 영역의 비중이 고주파 영상의 경우보다 더 높다는 것을 확인할 수 있다.

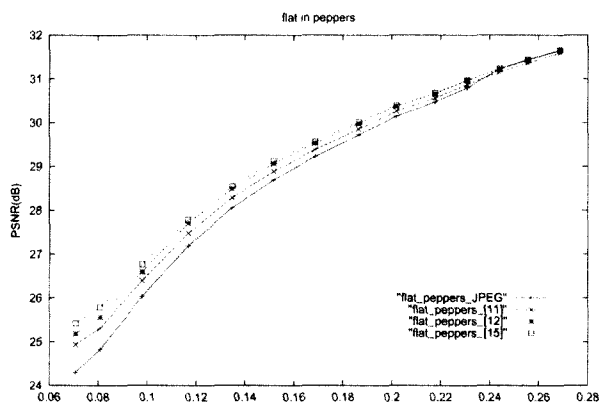
다음은 앞에서 언급한 바와 같이 평탄 영역과 비평탄

영역의 특성이 다르므로 각 영역에 대하여 어떠한 알고리즘이 좋은 성능을 보이는가를 실험하였다. 우선 평탄 영역에 대해서만 몇가지 블록화 제거 알고리즘을 적용하여 성능 향상을 비교해 보았다. 수평 방향에 영역 분류 알고리즘을 적용하여 수평 방향 평탄 영역과 수평 방향 비평탄 영역을 분류한다. 그리고 수평 방향 평탄 영역에 대하여 기존의 블록화 제거 알고리즘들을 적용시킨다. 수평 방향 평탄 영역으로 분류된 블록의 경계를 기준으로 블록화 제거 알고리즘을 적용시킨 후, 수직 방향에 대하여도 영역 분류 알고리즘을 적용시켜 수직 방향 평탄 영역과 비평탄 영역을 분류한 후 수직 방향의 평탄 영역에도 역시 블록화 제거 알고리즘을 적용시킨다. 물론 수평 방향의 블록화 제거 알고리즘의 결과에 따라 수직 방향의 평탄 영역의 분포와 비중이 알고리즘에 따라 약간씩 달라질 수 있다. 그러므로 각 단위 영역당 알고리즘의 향상을 확인하기 위

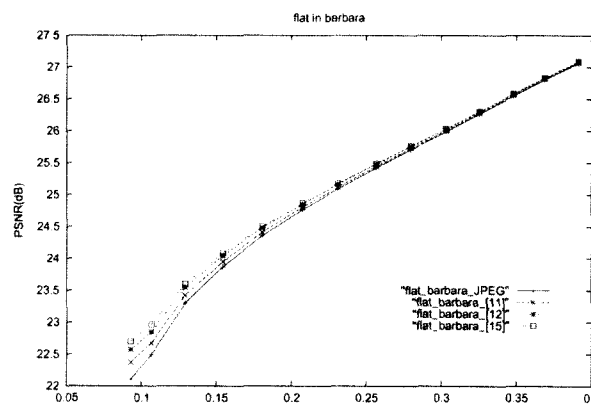
표 1. 평탄영역에만 알고리즘을 적용한 PSNR (dB). [·]는 적용된 알고리즘(참고 문헌)을 뜻하고 (-)는 수평 방향에 관하여만 알고리즘을 적용한 경우이고 (+)는 수평, 수직 방향 모두에 알고리즘을 적용한 경우이다

Table 1. Objective performance of algorithms when applied to only flat regions

Zelda	0.0606	25.68	26.08	26.47	26.22	26.46	26.29	26.90	26.30	26.90	26.60	27.37
	0.0886	28.39	28.62	28.93	28.80	29.10	28.81	29.32	28.81	29.34	28.89	29.48
	0.1180	30.19	30.31	30.53	30.48	30.75	30.41	30.78	30.42	30.79	30.47	30.88
	0.1468	31.46	31.53	31.69	31.66	31.90	31.60	31.86	31.60	31.87	31.64	31.92
	0.1734	32.39	32.44	32.55	32.54	32.74	32.50	32.69	32.50	32.69	32.52	32.73
Peppers	0.0807	24.82	25.06	25.31	25.21	25.43	25.18	25.54	25.19	25.56	25.33	25.79
	0.1168	27.19	27.33	27.48	27.47	27.65	27.43	27.69	27.45	27.71	27.50	27.79
	0.1517	28.69	28.78	28.88	28.88	29.01	28.87	29.06	28.87	29.06	28.92	29.12
	0.1865	29.72	29.78	29.85	29.85	29.96	29.84	29.97	29.84	29.97	29.86	30.01
	0.2177	30.47	30.51	30.56	30.57	30.63	30.56	30.66	30.56	30.66	30.57	30.68
Baboon	0.0981	20.20	20.30	20.35	20.43	20.49	20.31	20.38	20.31	20.38	20.37	20.47
	0.1875	21.52	21.55	21.57	21.61	21.67	21.55	21.59	21.55	21.59	21.57	21.62
	0.2716	22.48	22.49	22.50	22.50	22.53	22.49	22.51	22.49	22.51	22.49	22.52
	0.3519	23.16	23.16	23.17	23.17	23.19	23.16	23.18	23.16	23.17	23.16	23.18
	0.4287	23.68	23.69	23.69	23.69	23.70	23.69	23.69	23.69	23.69	23.69	23.69
Barbara	0.1065	22.49	22.53	22.68	22.66	22.76	22.64	22.84	22.64	22.85	22.70	22.96
	0.1543	23.87	23.88	23.95	23.92	23.97	23.93	24.04	23.93	24.05	23.94	24.08
	0.2074	24.76	24.77	24.80	24.82	24.81	24.79	24.86	24.79	24.86	24.80	24.87
	0.2563	25.42	25.42	25.44	25.45	25.43	25.44	25.48	24.44	25.48	24.44	25.49
	0.3029	25.98	25.99	26.00	26.01	25.99	26.00	26.03	26.00	26.03	26.00	26.03



(a) Peppers



(b) Barbara

그림 6. 평탄 영역에 알고리즘을 적용한 결과

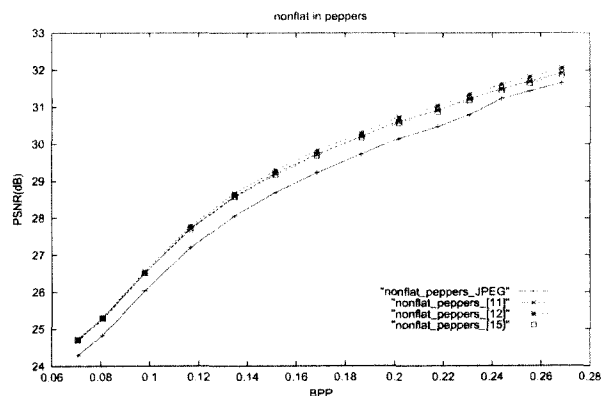
Fig. 6. Graph of the performance of algorithms when applied to only flat regions

해서는 수평 방향의 블록화 제거 알고리즘을 적용한 결과를 참조하고 영상 전반적인 평탄 영역에서의 알고리즘의 성능은 영상의 수직 방향에도 블록화 제거 알고리즘을 적용한 결과를 통해 확인한다. 평탄 영역에서의 기존의 알고리즘의 성능을 표 1과 그림 6에 나타내었다.

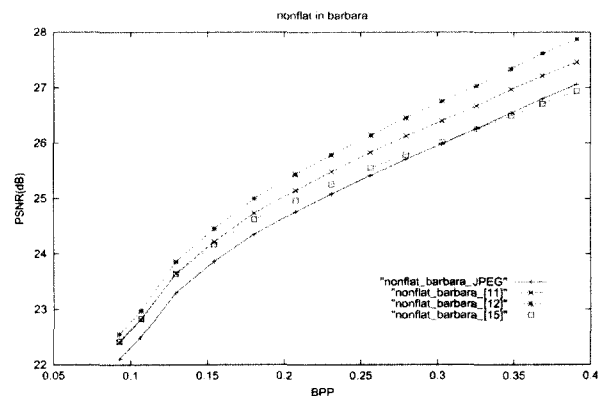
표 1과 그림 6을 통해서 알 수 있듯이 저주파 영역인 평탄 영역에서는 LPF 알고리즘^[15]이 대부분의 경우에서 가장 적합한 결과를 보이고 있다. 고주파 성분이 많은 Baboon의 영상에서는 LPF 알고리즘^[5]과 거의 비슷한 수치를 보이고 있으나, 그림 5에서 볼 수 있듯이 고주파 영

표 2. 비평탄 영역에만 알고리즘을 적용한 PSNR (dB). [·]는 적용된 알고리즘(참고문헌)을 뜻하고 (-)는 수평 방향에 관하여만 알고리즘을 적용한 경우이고 (+)는 수평, 수직 방향 모두에 알고리즘을 적용한 경우이다
 Table 2. Objective performance of algorithms when applied to only nonflat regions

Zelda	0.0606	25.68	25.82	25.93	26.00	26.23	25.79	25.92	25.80	25.93	25.84	25.95
	0.0886	28.39	28.67	28.88	29.10	29.34	28.62	28.86	28.64	28.89	28.71	28.94
	0.1180	30.19	30.49	30.76	30.98	31.12	30.44	30.73	30.47	30.77	30.53	30.83
	0.1468	31.46	31.77	32.09	32.28	32.26	31.72	32.06	31.75	32.11	31.80	32.14
	0.1734	32.39	32.70	33.01	33.18	32.99	32.64	32.98	32.68	33.04	32.72	33.06
Peppers	0.0807	24.82	25.06	25.27	25.34	25.56	25.03	25.25	25.05	25.31	25.09	25.31
	0.1168	27.19	27.47	27.71	27.84	27.90	27.43	27.69	27.48	27.78	27.46	27.69
	0.1517	28.69	28.97	29.20	29.30	29.18	28.94	29.19	28.99	29.29	28.94	29.17
	0.1865	29.72	29.99	30.20	30.24	29.95	29.96	30.19	30.03	30.30	29.97	30.16
	0.2177	30.47	30.71	30.91	30.90	30.47	30.68	30.93	30.76	31.03	30.67	30.87
Baboon	0.0981	20.20	20.39	20.50	20.56	20.60	20.34	20.41	20.34	20.44	20.38	20.47
	0.1875	21.52	21.78	21.90	21.92	21.72	21.71	21.79	21.72	21.83	21.78	21.83
	0.2716	22.48	22.73	22.83	22.70	22.26	22.66	22.71	22.68	22.76	22.72	22.70
	0.3519	23.16	23.39	23.47	23.17	22.55	23.32	23.36	23.35	23.41	23.38	23.27
	0.4287	23.68	23.91	23.98	23.50	22.74	23.83	23.86	23.87	23.92	23.87	23.72
Barbara	0.1065	22.49	22.57	22.81	22.67	22.53	22.62	22.86	22.70	22.98	22.60	22.83
	0.1543	23.87	23.94	24.22	23.93	23.57	24.00	24.29	24.12	24.46	23.92	24.17
	0.2074	24.76	24.84	25.15	24.60	24.06	24.90	25.23	25.05	25.44	24.71	24.97
	0.2563	25.42	25.51	25.83	25.04	24.34	25.56	25.92	25.72	26.14	25.28	25.56
	0.3029	25.98	26.09	26.40	25.34	24.51	26.14	26.47	26.32	26.75	25.75	26.01



(a) Peppers



(b) Barbara

그림 7. 비평탄 영역에 알고리즘을 적용한 결과

Fig. 7. Graph of performance of algorithms when applied to only nonflat regions

상에서의 평탄 영역이 차지하는 비율이 작기 때문에 이러한 영상의 평탄 영역에만 알고리즘을 적용한 경우는 PSNR 면에서의 개선이 매우 작으며 알고리즘 간의 성능 차이 역시 작게 된다. LPF 알고리즘^[15]은 블록화 현상이 일어나는 블록 경계를 연속 시간 스텝 함수(continuous-time step function)처럼 간주하여 필터의 연속 시간 스텝

응답(continuous-time step response)을 샘플링하였기 때문에 이러한 모델링은 저주파 영역인 평탄 영역에 보다 적합하며 또한 시각적인 효과 역시 보다 부드럽게 블록화 현상이 제거되는 것을 확인할 수 있다. 뿐만 아니라 수평 방향에만 알고리즘을 적용했을 때 향상된 PSNR의 수치가 이를 다시 수직 방향에도 알고리즘을 적용했을 때 높

아진 값과 비슷한 점으로 미루어보아, 평탄 영역의 비율이 수직 수평과 비슷한 값을 가진다는 것을 확인할 수 있다.

마찬가지로 평탄 영역에 알고리즘을 적용한 방법과 같이 비평탄 영역에도 기존의 알고리즘들을 적용하였다. 표 2와 그림 7은 비평탄 영역에 알고리즘을 적용한 결과이다.

표 2와 그림 7에서 보는 고주파 영역인 비평탄 영역에서의 알고리즘의 적용 결과에서는 POCS^[12]가 전반적으로 좋은 결과를 얻었다. 고주파 영상인 Baboon과 Barbara의 경우에는 대부분 POCS^[12]가 가장 좋은 결과를 얻었으며 저주파 영상인 Zelda와 Peppers에서도 bpp가 높아질수록 POCS^[12]의 결과가 다른 알고리즘보다 좋아지는 것을 확인할 수 있다.

3.2 영역별 특징을 고려한 개선방법

위의 실험을 통하여 대부분의 영상에서 저주파 영역인 평탄 영역에는 LPF 알고리즘^[15]이 가장 적합하며 고주파 영역인 비평탄 영역에서는 POCS 알고리즘^[12]이 가장 적합하다는 것을 확인하였다. 즉, 같은 영상 안에서도 영역의 특징에 따라 가장 적절한 알고리즘이 다를 뿐만 아니라 영상의 종류에 따라서도 특징이 다르므로 가장 좋은 성능을 보이는 알고리즘 역시 다르다.

그러므로, 모든 영상의 모든 영역에 하나의 알고리즘을 적용함으로써 좋은 결과를 얻는 것은 어려운 일이다.

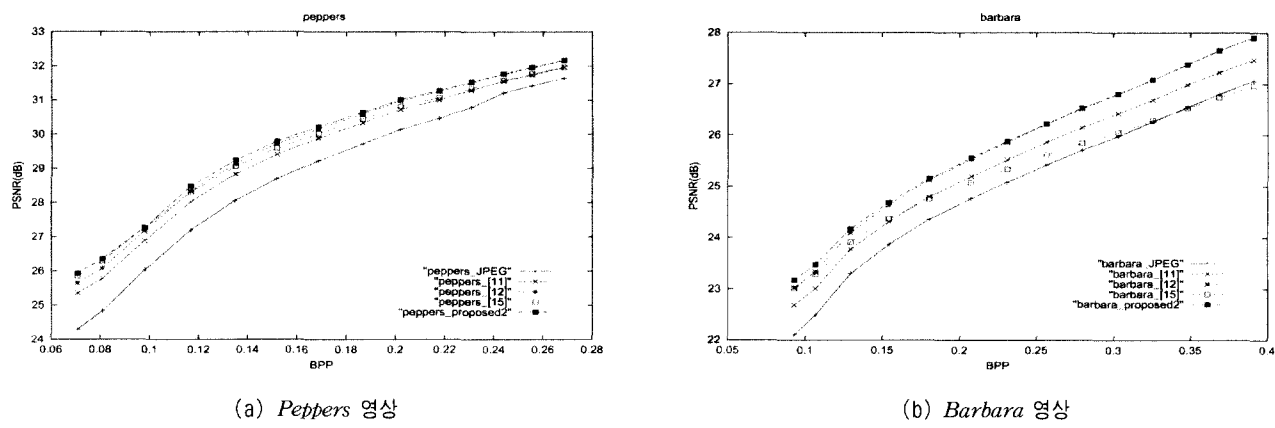
본 논문에서 제안하는 알고리즘은 영상의 영역별 특징에 따라 다른 알고리즘을 적용하는 것이다. 즉, 디코딩된 영상에서 영역 분류 알고리즘을 통해 평탄 영역으로 간주되는 곳은 LPF 알고리즘^[15]을 적용하고 비평탄 영역으로 간주되는 곳에서는 POCS 알고리즘^[12]을 적용함으로써 개선된 결과를 얻을 수 있다.

그림 5에서 보듯이 영상에 따라, 또한 압축율에 따라 영역의 비율이 달라지므로 적용되는 두 알고리즘의 비율 역시 적응적으로 변하게 된다. 우선 영상에 영역 분류 알고리즘을 적용하여 수평 방향 평탄 영역을 추출하고 LPF 알고리즘^[15]을 적용한 후 다시 수직 방향 평탄 영역을 추출하고 LPF 알고리즘^[15]을 적용한다. 그리고 다시 수평방향의 비평탄 영역을 추출하고 POCS^[12]의 SCS 투영기를 적용시킨다. 마찬가지로 역시 수직 방향 비평탄 영역을 추출하고 POCS^[12]를 적용 후 전체 영상에 POCS^[12]에서 사용하였던 QCS 투영기를 적용하게 된다.

표 3과 그림 8은 이러한 알고리즘의 결과(제안 1)를 보여주고 있다. 대부분의 영상에서 기존의 알고리즘보다 제안한 알고리즘이 좋은 결과를 보여주는 것을 확인할 수 있

표 3. 기존의 알고리즘과 개선된 제안한 알고리즘의 PSNR 성능 분석 (dB). 제안 1은 평탄 영역이 비평탄 영역으로 다시 될 수 없도록^[15] 알고리즘과 POCS^[12]를 적용한 알고리즘이고 제안 2는 평탄 영역이 비평탄 영역으로 될 수 있도록 적용한 알고리즘의 결과이다
Table 3. Comparison of objective quality in PSNR

영상명	비율	제안 1	제안 2	POCS ^[12]	LPF ^[15]	제안 1	제안 2	POCS ^[12]	LPF ^[15]	제안 1	제안 2
Zelda	0.0606	25.68	26.74	26.63	26.93	27.21	27.25	27.69	27.67	27.76	27.76
	0.0886	28.39	29.45	29.45	29.66	29.85	29.93	30.06	30.03	30.17	30.17
	0.1180	30.19	31.13	31.21	31.37	31.40	31.46	31.54	31.51	31.59	31.59
	0.1468	31.46	32.34	32.42	32.52	32.49	32.56	32.60	32.59	32.64	32.64
	0.1734	32.39	33.19	33.28	33.33	33.30	33.37	33.39	33.39	33.43	33.43
Peppers	0.0807	24.82	25.78	25.72	25.68	25.97	26.07	26.28	26.30	26.35	26.35
	0.1168	27.19	28.02	28.04	28.07	28.20	28.33	28.29	28.40	28.48	28.48
	0.1517	28.69	29.41	29.43	29.54	29.57	29.72	29.59	29.73	29.79	29.79
	0.1865	29.72	30.34	30.33	30.46	30.45	30.59	30.45	30.59	30.64	30.64
	0.2177	30.47	31.01	30.95	31.14	31.12	31.25	31.07	31.24	31.28	31.28
Baboon	0.0981	20.20	20.65	20.68	20.46	20.59	20.62	20.72	20.69	20.70	20.70
	0.1875	21.52	21.95	21.96	21.75	21.85	21.90	21.91	21.91	21.92	21.92
	0.2716	22.48	22.85	22.70	22.68	22.74	22.79	22.73	22.80	22.80	22.80
	0.3519	23.16	23.48	23.17	23.31	23.37	23.43	23.29	23.43	23.43	23.43
	0.4287	23.68	23.98	23.49	23.81	23.87	23.92	23.73	23.92	23.93	23.93
Barbara	0.1065	22.49	23.01	22.82	22.94	23.21	23.33	23.29	23.45	23.47	23.47
	0.1543	23.87	24.31	23.98	24.22	24.46	24.63	24.36	24.66	24.68	24.68
	0.2074	24.76	25.19	24.63	25.04	25.32	25.53	25.07	25.54	25.56	25.56
	0.2563	25.42	25.86	25.06	25.63	25.98	26.21	25.62	26.21	26.22	26.22
	0.3029	25.98	26.42	25.35	26.15	26.51	26.80	26.05	26.80	26.81	26.81



(a) Peppers 영상

(b) Barbara 영상

그림 8. 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘의 영상별 결과
Fig. 8. Comparison of the proposed algorithm and the conventional ones

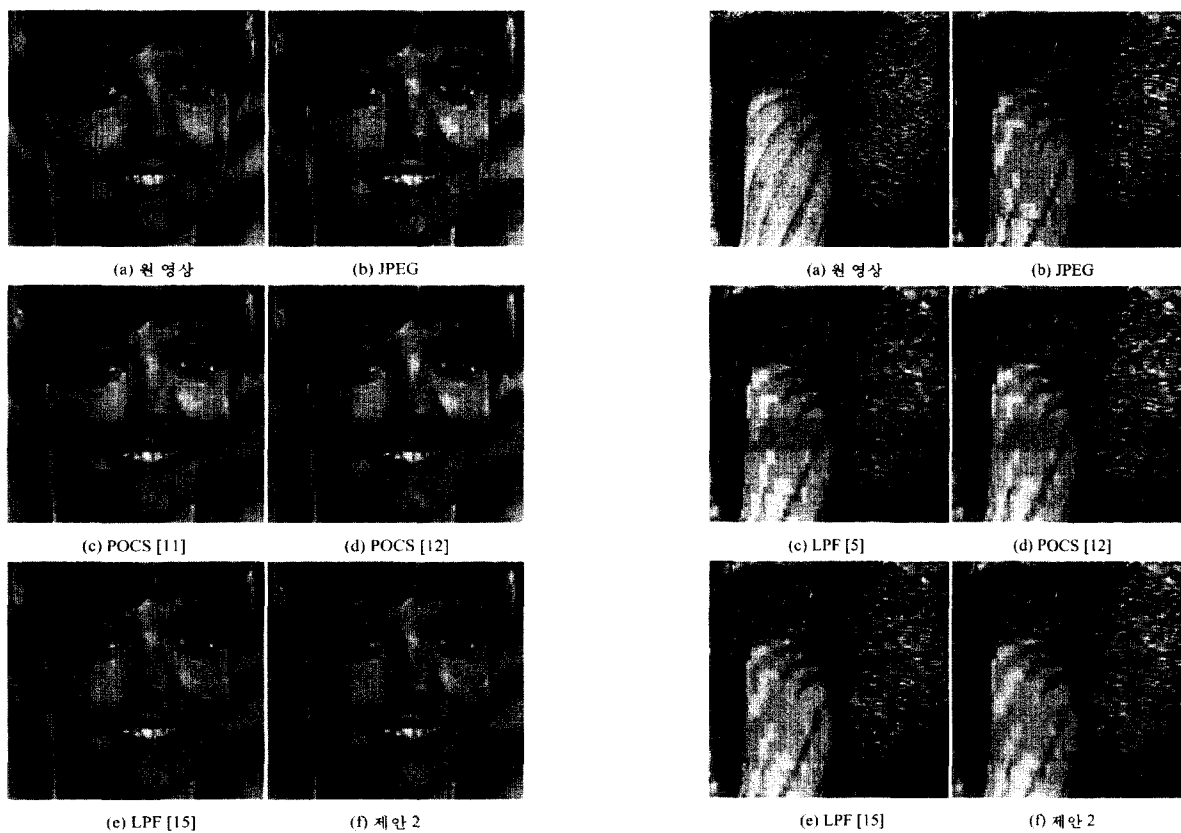


그림 9. Zelda 영상에 적용한 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘 (bpp=0.0886)

Fig. 9. Comparison of subjective quality in Zelda

있다. 그러나 여기서 먼저 평탄 영역을 추출한 후에 알고리즘을 적용하여 비평탄 영역을 추출하기 때문에 평탄 영역이 비평탄 영역으로 변할 수 있는데 제안 1은 처음에

그림 10. Baboon 영상에서 적용한 기존의 알고리즘과 제안한 알고리즘 (bpp=0.1402)

Fig. 10. Comparison of subjective quality in Baboon

결정된 분류를 이용하는 것이고 제안 2는 이들을 다시 분류될 수 있게 한 알고리즘이다.

그림 9와 그림 10은 주관적인 비교를 위하여 각 알고리

들에 의한 결과를 보인 것이다. *Zelda*의 저주파 영역인 뿔 부분 등에서 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘 보다 깨끗하게 블록화 현상이 제거된 것이 보인다.

또한 *Baboon*의 영상에서도 저주파 영역에서는 블록화 현상이 효과적으로 제거되었을 뿐만 아니라 털과 같은 영상의 고주파 영역에서는 영상의 고주파 성분을 최대한 보존하면서 블록화 현상을 제거하는 것을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 디코딩된 영상의 블록화 현상을 제거하는 알고리즘의 개선 방법을 제안하였다. 사람의 시각적 특징을 고려한 영역 분류 알고리즘을 통하여 영상을 저주파 영역인 평탄 영역과 고주파 영역인 비평탄 영역으로 분류하고 각각의 영역에서 가장 좋은 효과를 보여주는 LPF 알고리즘^[15]과 POCS 알고리즘^[12]을 각각 적용시킴으로써 보다 향상된 객관적, 주관적 결과를 가져오는 것을 확인하였다. 이 알고리즘은 영상의 종류와 압축률에 따라 한 가지 알고리즘의 파라미터만 변화시켜 적용하는 기존의 알고리즘과 달리 영상의 영역별 특성에 따라 서로 다른 두 알고리즘을 영상에 적응적으로 적용되게 된다. 그러므로 영상의 종류나 압축률에 크게 상관 없이 기존의 알고리즘보다 향상된 결과를 나타낸다는 장점을 가지게 된다. 뿐만 아니라 블록화 현상이 비교적 눈에 잘 띄는 저주파 영역에 보다 강력하고 효과적인 알고리즘이 적용되었기 때문에 객관적 결과 뿐만 아니라 더욱 만족스러운 주관적 결과를 얻을 수 있다.

마지막으로, 앞으로 진행되어야 할 연구는 우선 BDCT 기반의 동영상 압축 알고리즘인 MPEG 계열에 이 알고리즘을 적용해 보는 것이다. 즉, 단지 I-프레임 뿐만 아니라 P-와 B-프레임에도 적용될 수 있도록 알고리즘을 확장시켜야 한다. 또한 영상의 에지와 같이 고주파적인 요소가 강한 양자화에 의해 생기는 "떨림 현상(ringing artifact)"에 의해 전체적인 영상의 선명성이 저하되는 경우가 많은데 이를 개선하는 후처리 작업도 연구되어야 한다.

참 고 문 헌

[1] N. Ahmed, T. Natarajan, and K. Rao, "Discrete cosine transform," *IEEE Trans. Computers*, vol. 23, no. 1, pp. 90 - 93, Jan. 1974.
 [2] K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall Int. ed., 1989.

[3] 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.
 [4] M.-Y. Shen and C.-C. J. Kuo, "Review of postprocessing techniques for compression artifact removal," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 9, no. 1, pp. 2 - 14, Mar. 1998.
 [5] H. C. Reeves, and J. S. Lim, "Reduction of blocking effects in image coding," *Opt. Eng.*, vol. 23, pp. 34 -37, Jan./Feb. 1984.
 [6] B. Ramamurthi and A. Gersho, "Nonlinear space-variant postprocessing of block coded images," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-34, pp. 1258-1257, Oct. 1986.
 [7] H. Paek, R.-C. Kim and S.-U. Lee, "A DCT-based spatially adaptive post-processing technique to reduce the blocking artifacts in transform coded images," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 10, no. 1, pp. 36 - 41, Feb. 2000.
 [8] R. L. Stevenson, "Reduction of coding artifacts in transform image coding," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing*, Minneapolis, MN, Mar. 1993, pp. 401-404.
 [9] T. Özcelik, J. C. Brailean, and A. K. Katsaggelos, "Image and video compression algorithms based in recovery techniques using mean field annealing," *Proc. IEEE*, vol. 83, pp. 304-316, Feb. 1995.
 [10] R. Rosenholtz and A. Zakhor, "Iterative procedures for reduction of blocking effects in transform image coding," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 2, pp. 91-95, Mar. 1992.
 [11] Y. Yang, N. P. Galatsanos, and A. K. Katsaggelos, "Projection-based spatially adaptive reconstruction of block-transform compressed images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol.4, pp. 896-908, Jul. 1995.
 [12] H. Paek, R.-C. Kim and S.-U. Lee, "On the POCS-based postprocessing technique to reduce the blocking artifacts in transform coded images," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 8, no. 3, pp. 358 - 367, Jun. 1998.
 [13] D. C. Youla and H. Webb, "Image restoration by the method of convex projection: Part 1-theory," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. MI-1, pp. 81-94, Oct. 1982.
 [14] ITU Telecom. Standardization Sector of ITU, "Video

- codec test model near-term, Version 8(TMN8), Release 0," H.268 Ad Hoc Group, Jun. 1997.
- [15] N. I. Cho, B. G. Roh, and S. U. Lee, "Reduction of Blocking Artifacts by a Modeled Lowpass Filter Output," *IEEE ISCAS*, pp. IV.673-IV.676, Geneva, Switzerland, May 2000.
- [16] S. A. Karunasekera and N. G. Kingsbury, "A Distortion Measure for Blocking Artifacts in Images Based on Human Visual Sensitivity," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, no.6, pp. 713-724, June 1995.

저 자 소 개



곽 정 원

2000년 : 서울대학교 전기공학부, 학사
2000년 3월~현재 : 서울대학교 전기공학부 석사과정
주관심분야 : 영상 처리, 영상 검색



조 남 익

1986년 : 서울대학교 제어계측학과, 학사
1988년 : 서울대학교 제어계측학과, 석사
1992년 : 서울대학교 제어계측학과, 박사
1991년~1994년 : 제어계측신기술연구센터 연구원
1994년~1998년 : 서울시립대학교 전자공학부, 조교수
1999년~현재 : 서울대학교 전기공학부, 조교수
주관심분야 : 신호 처리, 영상 처리, 적응 필터