



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2017년05월19일
(11) 등록번호 10-1737985
(24) 등록일자 2017년05월15일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04N 19/86 (2014.01) H04N 19/117 (2014.01)
H04N 19/80 (2014.01)
- (52) CPC특허분류
H04N 19/86 (2015.01)
H04N 19/117 (2015.01)
- (21) 출원번호 10-2015-0191369
(22) 출원일자 2015년12월31일
심사청구일자 2015년12월31일
- (56) 선행기술조사문헌
Jin Wang, et al., 'Discrete cosine transform-analysis-based deblocking algorithm for block-transform compressed images', Optical Engineering 51(6),(2012.06)*
KR1020060061741 A*
Jun Xu, et al., 'Adaptive video-blocking artifact removal in discrete Hadamard transform domain', OE LETTER, Optical Engineering (2006.08)*
윤장혁 외 2명, '저복잡도 비디오 코덱을 위한 화면 내 예측 부호화에서의 디블로킹 필터 알고리즘', 한국방송공학회 학술발표대회 논문집, p329-331, (2012.07)
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌
기술이전 희망 : 기술양도

- (73) 특허권자
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)
- (72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 경원대로119번길 21, 114동 904호 (동춘동, 풍림2차아파트)
- (74) 대리인
특허법인충정

전체 청구항 수 : 총 7 항

심사관 : 조우연

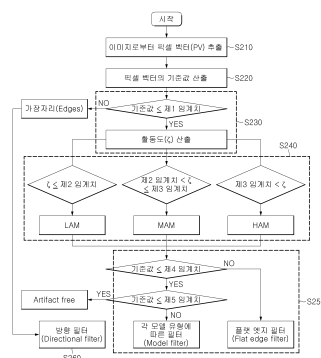
(54) 발명의 명칭 이미지 처리 방법

(57) 요약

본 발명에서는 이미지 처리 방법에 관한 것으로, 보다 구체적으로는 낮은 복잡도로 높은 디블로킹 능력을 보여주는 이미지 처리 방법에 관한 것이다.

이미지로부터 픽셀 벡터를 추출하는 픽셀 벡터 추출 단계; 상기 픽셀 벡터의 기준값을 산출하는 기준값 산출 단계(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



계; 상기 기준값이 소정의 제1 임계치 이하인 경우, 상기 픽셀 벡터의 지역 변화(local variation)의 정도를 나타내는 활동도를 산출하는 활동도 산출 단계; 상기 산출된 활동도가 소정의 제2 임계치 이하인 경우에는 LAM(Low-activity model), 상기 소정의 제2 임계치보다 크고 소정의 제3 임계치 이하인 경우에는 MAM(Moderate-activity model), 상기 소정의 제3 임계치보다 큰 경우에는 HAM(High-activity model)로 각각 분류하는 모델 분류 단계; 분류 모델에 따라 상기 기준값을 기 설정된 제4 임계치 및 제5 임계치 중 어느 하나 이상과 비교하여, 그에 따라 기 설정된 플랫 엣지 필터(Flat edge filter) 또는 각 모델 유형에 따른 모델 필터(Model filter)를

적용하는 필터링 단계;를 포함하며, 상기 기준값은 $\left| p_j\left(\frac{K}{2}\right) - p_j\left(\frac{K}{2} - 1\right) \right|$ 이고, 픽셀 벡터 $\mathbf{P}_j = [p_j(0), p_j(1), \dots, p_j(K-1)]$ 이며, K 는 하나의 더블로킹 과정을 위한 단일 픽셀 벡터 내에서의 픽셀의 수인 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법을 개시한다.

(52) CPC특허분류

H04N 19/80 (2015.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

이미지로부터 픽셀 벡터를 추출하는 픽셀 벡터 추출 단계;

상기 픽셀 벡터의 기준값을 산출하는 기준값 산출 단계;

상기 기준값이 소정의 제1 임계치 이하인 경우, 상기 픽셀 벡터의 지역 변화(local variation)의 정도를 나타내는 활동도를 산출하는 활동도 산출 단계;

상기 산출된 활동도가 소정의 제2 임계치 이하인 경우에는 LAM(Low-activity model), 상기 소정의 제2 임계치보다 크고 소정의 제3 임계치 이하인 경우에는 MAM(Moderate-activity model), 상기 소정의 제3 임계치보다 큰 경우에는 HAM(High-activity model)로 각각 분류하는 모델 분류 단계;

분류 모델에 따라 상기 기준값을 기 설정된 제4 임계치 및 제5 임계치 중 어느 하나 이상과 비교하여, 그에 따라 기 설정된 플랫 엣지 필터(Flat edge filter) 또는 각 모델 유형에 따른 모델 필터(Model filter)를 적용하는 필터링 단계;를 포함하며,

상기 기준값은 $\left| p_j\left(\frac{K}{2}\right) - p_j\left(\frac{K}{2} - 1\right) \right|$ 이고, 픽셀 벡터 $\mathbf{p}^j = [p_j(0), p_j(1), \dots, p_j(K-1)]$ 이며, K 는 하나의 더블로킹 과정을 위한 단일 픽셀 벡터 내에서의 픽셀의 수이고,

상기 활동도 산출 단계에서,

상기 활동도는, 수학식 4로 산출되며, $\chi(\cdot)$ 는 지시 함수(indicator function)이고, C 는 $C = \{p_j(i) : |p_j(i) - p_j(i+1)| \leq \tau\}$ 로 정의되며, τ 는 인접 픽셀들 사이의 관계를 결정하기 위한 임계치이고,

[수학식 4]

$$\zeta = \sum_{i=0}^{K-2} [1 - \chi_C(p_j(i))],$$

$$\chi_C(p_j(i)) = \begin{cases} 1, & p_j(i) \in C, \\ 0, & otherwise. \end{cases},$$

상기 제1 임계치는, 수학식 3으로 산출되며, j 는 j^{th} 픽셀 벡터로부터 유래하고, $\alpha=187.5$ 이고, $\beta=0.02$ 이고, $\lambda=-0.009$ 이고, σ_j 는 픽셀 벡터의 표준 편차이며, QF는 양자화 팩터(quantization factor)이고,

[수학식 3]

$$T_j = \alpha \cdot \exp(\lambda \sigma_j) \cdot QF^\beta,$$

상기 이미지가 LAM으로 분류된 경우,

상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제4 임계치보다 큰 경우에는 상기 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 적용하며,

상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.8배이며,

상기 플랫 엣지 필터는 아래의 수학식 7이고,

[수학식 7]

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i+1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i-1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}$$

여기서,

상기 이미지가 LAM으로 분류된 경우,

상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제5 임계치보다 크고 상기 제4 임계치 이하인 경우에는 LAM 모델 필터(Model filter)를 적용하며,

상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.8배이고, 상기 제5 임계치는 상기 제1 임계치의 0.012배이며,

상기 LAM 모델 필터는 아래의 수학식 6이고,

[수학식 6]

$$p'_j(i) = p_j(i) + \frac{p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} - 1)}{\kappa_i}, \quad i = 0, \dots, K - 1$$

여기서, $\kappa_i = \{8, 5, 3, 2, -2, -3, -5, -8\}$ 이며,

상기 기준값이 상기 제5 임계치 이하인 경우, 블록 경계에서 블로킹 아티팩츠가 없는 것으로 간주하여 디블로킹 필터를 적용하지 않는 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 모델 분류 단계에서,

상기 제2 임계치는 및 상기 제3 임계치는, 각각 1 및 3으로 설정되는 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법.

청구항 5

삭제

청구항 6

삭제

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 이미지가 MAM으로 분류된 경우,

상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제4 임계치보다 큰 경우에는 상기 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 적용하며,

상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.6배이며,

상기 플랫 엣지 필터는 아래의 수학식 7인 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법.

[수학식 7]

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i+1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i-1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}$$

여기서,

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 이미지가 MAM으로 분류된 경우,

상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제5 임계치보다 크고 상기 제4 임계치 이하인 경우에는 MAM 모델 필터(Model filter)를 적용하며,

상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.6배이고, 상기 제5 임계치는 상기 제1 임계치의 0.012배이며,

상기 MAM 모델 필터는 아래의 수학식 8인 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법.

[수학식 8]

$$p'_j(i) = \begin{cases} \frac{1}{K-2} \left[p_j(i) + \sum_{m=i-\frac{K}{2}+2}^{i+\frac{K}{2}-2} p_j(m) \right], & \text{if } i = \{2, \dots, K-3\}, \\ \frac{1}{4} \left[p_j(i) + \sum_{m=i-1}^{i+1} p_j(m) \right], & \text{if } i = \{1, K-2\}. \end{cases}$$

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 이미지가 HAM으로 분류된 경우,

상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 제4 임계치보다 큰 경우에는 상기 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 적용하며,

상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.4배이며,

상기 플랫 엣지 필터는 아래의 수학식 7인 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법.

[수학식 7]

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i+1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i-1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}$$

여기서,

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 이미지가 HAM으로 분류된 경우,

상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 제5 임계치보다 크고 상기 제4 임계치 이하인 경우에는 HAM 모델 필터(Model filter)를 적용하며,

상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.4배이고, 상기 제5 임계치는 상기 제1 임계치의 0.012배이고, T_h 는 상기 제1 임계치의 0.2배이며,

상기 HAM 모델 필터는 아래의 수학식 9 및 수학식 10인 것을 특징으로 하는 이미지 처리 방법.

[수학식 9]

(1) update $p_j(\frac{K}{2} - 1)$:

$$p'_{j(\frac{K}{2}-1)} = \begin{cases} \frac{1}{4} \left[p_j(\frac{K}{2} - 1) + \sum_{m=K/2-2}^{K/2} p_j(m) \right], & \text{if } |p_j(\frac{K}{2} - 1) - p_j(\frac{K}{2} - 2)| \leq T_h, \\ p_j(\frac{K}{2} - 1) + \frac{1}{4} [p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} - 1)], & \text{otherwise.} \end{cases}$$

[수학식 10]

(2) update $p_j(\frac{K}{2})$:

$$p'_{j(\frac{K}{2})} = \begin{cases} \frac{1}{4} \left[p_j(\frac{K}{2}) + \sum_{m=K/2-1}^{K/2+1} p_j(m) \right], & \text{if } |p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} + 1)| \leq T_h, \\ p_j(\frac{K}{2}) + \frac{1}{4} [p_j(\frac{K}{2} + 1) - p_j(\frac{K}{2})], & \text{otherwise.} \end{cases}$$

청구항 11

컴퓨터에서 제1항, 제4항 및 제7항 내지 제10항 중 어느 한 항에 기재된 각 단계를 실행하기 위한 컴퓨터로 읽을 수 있는 매체에 저장된 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 이미지 처리 방법에 관한 것으로, 보다 구체적으로는 낮은 복잡도로 높은 디블로킹 능력을 보여주는 이미지 처리 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 종래 대부분의 영상 데이터 부호화 방법은 영상 프레임을 블록 단위로 처리한다. 이러한 블록 기반의 영상 데이

터 부호화 방법에서 이산코사인변환(Discrete cosine transform, 이하 DCT)은 핵심적인 역할을 한다. 왜냐하면, DCT는 정보의 압축능력과 계산의 복잡성을 고려할 때 훌륭한 절충안이 될 수 있기 때문이다. 이러한 DCT는 JPEG, MPEG, H.26x등의 영상 데이터에 관한 부호화 표준에 널리 채택되어 사용되고 있다.

- [0004] 대부분의 표준에 따르면 영상 프레임은 $N \times N$ 사이즈를 가지는 다수개의 블록(block)들로 분해된다. 분해된 블록들은 DCT를 통해 공간영역에서 주파수 영역으로 변환되고, DCT를 통해 얻어진 계수들은 양자화된다. 예를 들어, 분해된 블록 하나의 사이즈가 8×8 이라고 할 때, 이 블록의 픽셀 값은 DCT에 의해 1개의 DC 계수와 63개의 AC계수들을 가지는 8×8 블록으로 변환되고, 각 계수들은 미리 정의된 양자화 테이블을 이용하여 양자화되어 이산적인 값을 가지게 된다.
- [0005] DCT를 사용하는 블록 기반의 부호화 과정에서 블록은 하나의 독립된 개체로 취급되고, 압축 코딩 과정에서 인접한 블록 간의 공간적인 상관관계는 고려하지 않는다. 그 결과 블록 단위의 압축 코딩 과정에서 열화현상이 나타난다. 즉, 블록 단위로 압축 코딩된 데이터를 디코딩하여 복원한 영상에서 블록들의 경계부분이 두드러지게 되는 것이다. 예를 들어, 인접한 블록 경계에서 스무스(smooth)하게 루미넌스(luminance)가 변화하는 경우, 디코딩 과정에서 서로 다른 양자화 간격(quantization interval)에 속해져서 블록간의 경계가 두드러지게 되는 것이다. 이러한 현상을 블록 결점(Blocking artifact)이라 한다.
- [0006] 상기한 블록 단위를 기반으로 하는 DCT의 약점, 즉 블록 결점을 극복하기 위해 다양한 방법들이 연구되어 왔다. 이 방법들을 분류해 보면 크게 두 가지로 나누어 진다.
- [0007] 하나는 다른 인코딩 스킴(scheme)을 사용하는 것인데, 예를 들어 인터리브 블록 코딩(interleaved block coding), 랩드 변환(lapped transform), 결합 변환(combined transform)등이 있다.
- [0008] 다른 하나는 복원된 영상을 후처리(Post-processing)하는 방법이다. 이 방법은 현존하는 표준들을 바꿀 필요가 없다는 장점이 있다. 후처리 방법에는 일반적으로 세 가지 타입이 있다.
- [0009] 첫 번째는 블록결점을 없애기 위해 저역통과필터를 사용하는 것이다. 두 번째는 통계적인 방법에 기반하여 블록 결점을 없애는 것인데, 이 방법은 DCT 계수를 보정하는데 통계적인 모델을 사용한다. 마지막 세 번째 방법은 집합 이론을 이용한 것인데, 대표적인 것이 POCS이론을 바탕으로 한 것이다. POCS이론은 영상데이터와 여러 제한 조건으로부터 컨벡스(convex) 집합과 그 집합으로의 투영자를 정의한 후, 각 집합으로의 반복적인 투영을 통해 원 영상의 특징은 손상시키지 않으면서 블록 결점을 제거하는 방법이다.
- [0010] 상기한 후처리 방법들은 공통적으로 객체(object)의 경계를 보존해야 하고, 영상의 선명도(sharpness)를 유지할 것이 요구된다. 또한, 후처리 방법은 실시간 영상 처리 응용프로그램(application)에 적용되기 위해서 단순해야 한다는 점도 요구된다.
- [0011] 그런데, 상기 첫 번째 방법은 블록들의 경계에서만 아니라 객체의 경계를 포함하는 영상 전체가 흐릿해 보이는 현상(over-blurring)이 발생하는 문제가 있고, 나머지 방법들은 연산의 복잡성이 커서 실시간 영상 처리 응용프로그램에 적용하기 어려운 문제가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0013] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허공보 제10-2005-0099256호(2005.10.13. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0014] 본 발명은 상기한 문제점을 해결하기 위해 발명된 것으로, 그 목적은 DCT 부호화된(coded) 이미지를 위한 낮은 복잡도와 높은 디블로킹 능력을 제공할 수 있는 이미지 처리 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

- [0016] 상기한 과제를 해결하기 위한 본 발명에 따른 이미지 처리 방법에 있어서,

[0017] 이미지로부터 픽셀 벡터를 추출하는 픽셀 벡터 추출 단계; 상기 픽셀 벡터의 기준값을 산출하는 기준값 산출 단계; 상기 기준값이 소정의 제1 임계치 이하인 경우, 상기 픽셀 벡터의 지역 변화(local variation)의 정도를 나타내는 활동도를 산출하는 활동도 산출 단계; 상기 산출된 활동도가 소정의 제2 임계치 이하인 경우에는 LAM(Low-activity model), 상기 소정의 제2 임계치보다 크고 소정의 제3 임계치 이하인 경우에는 MAM(Moderate-activity model), 상기 소정의 제3 임계치보다 큰 경우에는 HAM(High-activity model)로 각각 분류하는 모델 분류 단계; 분류 모델에 따라 상기 기준값을 기 설정된 제4 임계치 및 제5 임계치 중 어느 하나 이상과 비교하여, 그에 따라 기 설정된 플랫 엣지 필터(Flat edge filter) 또는 각 모델 유형에 따른 모델 필터(Model filter)를 적용하는 필터링 단계;를 포함하며, 상기 기준값은 $|p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} - 1)|$ 이고, 픽셀 벡터 $\mathbf{P}_j = [p_j(0), p_j(1), \dots, p_j(K-1)]$ 이며, K 는 하나의 디블로킹 과정을 위한 단일 픽셀 벡터 내에서의 픽셀의 수일 수 있다.

[0018] 또한, 상기 활동도 산출 단계에서, 상기 활동도는, 수학식 4로 산출되며, $\chi(\cdot)$ 는 지시 함수(indicator function)이고, C 는 $C = \{p_j(i) : |p_j(i) - p_j(i+1)| \leq \tau\}$ 로 정의되며, τ 는 인접 픽셀들 사이의 관계를 결정하기 위한 임계치일 수 있다.

[0019] [수학식 4]

$$\zeta = \sum_{i=0}^{K-2} [1 - \chi_C(p_j(i))],$$

$$\chi_C(p_j(i)) = \begin{cases} 1, & p_j(i) \in C, \\ 0, & otherwise. \end{cases}$$

[0020]

[0021] 또한, 상기 제1 임계치는, 수학식 3으로 산출되며, j 는 j^{th} 픽셀 벡터로부터 유래하고, $\alpha=187.5$ 이고, $\beta=0.02$ 이고, $\lambda=-0.009$ 이고, σ_j 는 픽셀 벡터의 표준 편차이며, QF는 양자화 팩터(quantization factor)일 수 있다.

[0022] [수학식 3]

$$T_j = \alpha \cdot \exp(\lambda \sigma_j) \cdot QF^\beta$$

[0023]

[0024] 또한, 상기 모델 분류 단계에서, 상기 제2 임계치는 및 상기 제3 임계치는, 각각 1 및 3으로 설정될 수 있다.

[0025] 또한, 상기 이미지가 LAM으로 분류된 경우, 상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제4 임계치보다 큰 경우에는 상기 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 적용하며, 상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.8배이며, 상기 플랫 엣지 필터는 아래의 수학식 7일 수 있다.

[0026] [수학식 7]

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i+1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i-1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

[0027]

$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}.$$

여기서,

또한, 상기 이미지가 LAM으로 분류된 경우, 상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제5 임계치보다 크고 상기 제4 임계치 이하인 경우에는 LAM 모델 필터(Model filter)를 적용하며, 상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.8배이고, 상기 제5 임계치는 상기 제1 임계치의 0.012배이며, 상기 LAM 모델 필터는 아래의 수학적식 6일 수 있다.

[수학적식 6]

$$p'_j(i) = p_j(i) + \frac{p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} - 1)}{\kappa_i}, \quad i = 0, \dots, K - 1$$

여기서, $\kappa_i = \{8, 5, 3, 2, -2, -3, -5, -8\}$.

또한, 상기 이미지가 MAM으로 분류된 경우, 상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제4 임계치보다 큰 경우에는 상기 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 적용하며, 상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.6배이며, 상기 플랫 엣지 필터는 아래의 수학적식 7일 수 있다.

[수학적식 7]

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i + 1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i - 1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}.$$

여기서,

또한, 상기 이미지가 MAM으로 분류된 경우, 상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 상기 제5 임계치보다 크고 상기 제4 임계치 이하인 경우에는 MAM 모델 필터(Model filter)를 적용하며, 상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.6배이고, 상기 제5 임계치는 상기 제1 임계치의 0.012배이며, 상기 MAM 모델 필터는 아래의 수학적식 8일 수 있다.

[수학적식 8]

$$p'_j(i) = \begin{cases} \frac{1}{K-2} \left[p_j(i) + \sum_{m=i-\frac{K}{2}+2}^{i+\frac{K}{2}-2} p_j(m) \right], & \text{if } i = \{2, \dots, K-3\}, \\ \frac{1}{4} \left[p_j(i) + \sum_{m=i-1}^{i+1} p_j(m) \right], & \text{if } i = \{1, K-2\}. \end{cases}$$

또한, 상기 이미지가 HAM으로 분류된 경우, 상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 제4 임계치보다 큰 경우에는 상기 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 적용하며, 상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.4배이며, 상기 플랫 엣지 필터는 아래의 수학적식 7일 수 있다.

[수학적식 7]

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i + 1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i - 1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}$$

여기서,

또한, 상기 이미지가 HAM으로 분류된 경우, 상기 필터링 단계는, 상기 기준값이 제5 임계치보다 크고 상기 제4 임계치 이하인 경우에는 HAM 모델 필터(Model filter)를 적용하며, 상기 제4 임계치는 상기 제1 임계치의 0.4배이고, 상기 제5 임계치는 상기 제1 임계치의 0.012배이고, T_h 는 상기 제1 임계치의 0.2배이며, 상기 HAM 모델 필터는 아래의 수학식 9 및 수학식 10일 수 있다.

[수학식 9]

(1) update $p_j(\frac{K}{2} - 1)$:

$$p'_j(\frac{K}{2} - 1) = \begin{cases} \frac{1}{4} \left[p_j(\frac{K}{2} - 1) + \sum_{m=K/2-2}^{K/2} p_j(m) \right], & \text{if } |p_j(\frac{K}{2} - 1) - p_j(\frac{K}{2} - 2)| \leq T_h, \\ p_j(\frac{K}{2} - 1) + \frac{1}{4} [p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} - 1)], & \text{otherwise.} \end{cases}$$

[수학식 10]

(2) update $p_j(\frac{K}{2})$:

$$p'_j(\frac{K}{2}) = \begin{cases} \frac{1}{4} \left[p_j(\frac{K}{2}) + \sum_{m=K/2-1}^{K/2+1} p_j(m) \right], & \text{if } |p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} + 1)| \leq T_h, \\ p_j(\frac{K}{2}) + \frac{1}{4} [p_j(\frac{K}{2} + 1) - p_j(\frac{K}{2})], & \text{otherwise.} \end{cases}$$

발명의 효과

본 발명에 의하면, DCT 부호화된(coded) 이미지를 위한 낮은 복잡도와 높은 디블로킹 능력을 제공할 수 있는 방법을 제공하여, 블로킹 아티팩트를 최소화 하고 압축된 이미지의 충분한 시각적 품질을 보장하는 것이다.

도면의 간단한 설명

본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는, 첨부도면은 본 발명에 대한 실시예를 제공하고, 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 설명한다.

도 1은 K=8 일 때의 픽셀 벡터의 분포를 나타낸 것이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법을 나타낸 흐름도이다.

도 3은 최적의 제1 임계치와 QF의 그래프이다.

도 4는 QF 및 픽셀벡터의 표준편차와 관련하여 본 제1 임계치의 그래프이다.

도 5는 레나 이미지의 부분에 대한 가장자리 탐지 이미지를 나타낸 것이다.

도 6은 활동도에 기반한 세 모델 범주들이다.

도 7은 LAM의 세 가지 경우. (a)Case1 - 블로킹 아티팩트와 하나의 변화가 있는 픽셀 벡터, (b)Case2 - 블로킹 아티팩트는 없고 하나의 변화가 있는 픽셀벡터, (c)블로킹 아티팩트와 변화가 없는 평평한 픽셀벡터

도 8은 레나 이미지의 가장자리들을 나타낸 것이다.

도 9는 활동도 2일 때의 MAM의 두 가지 경우. (a)Case1 - 블로킹 아티팩트가 있는 픽셀 벡터, (b)Case2 - 블로킹 아티팩트가 없는 픽셀 벡터

도 10은 2D 방향 필터를 위한 3x3 마스크를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0055] 본 발명은 다양한 변환을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 이하에서는 특정 실시예들을 첨부된 도면을 기초로 상세히 설명하고자 한다.
- [0056] 이하의 실시예는 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.
- [0057] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시 예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.
- [0058] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되는 것은 아니며, 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.
- [0059] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 의한 실시예를 상세하게 설명한다.
- [0061] **-소개**
- [0063] The block-based discrete cosine transform (BDCT, 이하 BDCT)는 이미지와 비디오 압축을 위해 널리 이용되고, 정지 이미지들을 위한 JPEG와 움직이는 이미지들을 위한 MPEG[1;2;3]과 같은 몇몇 국제적인 코딩(coding) 표준으로 채택되었다. BDCT는 그것의 거의 최적이라고 할 수 있는 에너지 압축 속성 때문에 널리 이용되고 있다. 또한 그것은 이미지와 비디오 압축 모두에 대한 처리 속도가 빠른 알고리즘이다. 낮은 비트 레이트(bit-rates)에서 BDCT-부호화 이미지들(coded images)은 각 블록(block, 이하 블록)의 독립적 양자화(quantization) 과정동안 고주파 변환 손실 계수들이 원인이 된 블로킹 아티팩츠(blocking artifacts, 이하 블로킹 아티팩츠)를 포함한다. 디블로킹(deblocking, 이하 디블로킹) 알고리즘의 목적은 블로킹 아티팩츠를 최소화 하고, 압축된 이미지의 충분한 시각적 품질을 보장하는 것이다. 디블로킹 방법들은 두 개의 큰 접근들로 분류될 수 있다[인-루프(in-loop, 이하 인-루프) 처리(processing)과 후처리(postprocessing, 이하 후처리)]. 상기 인-루프 처리는 H.264/AVC에서 채택되었고 인접한 프레임들(frames) 사이에서 블로킹 아티팩츠의 확장을 방지하여 코딩(coding) 효율을 향상시킬 수 있다. 상기 후처리는 이미지들의 압축이 풀린 후에 실행된다. 그러므로 블로킹 아티팩츠를 제거하기 위하여 후처리가 더 실용적이다. 필터링 접근들과 컨벡스 집합들(convex sets)로의 투영(projection)(POCS) 같은 디블로킹 알고리즘들에 기반한 많은 후처리 방법은 디블로킹 아티팩츠를 제거하기 위하여 제안되었다. 가장 간단한 방법은 블록 경계들 근처에 저역 통과 필터를 적용하는 것이다. 불연속성을 완화함으로써, 저역 통과 필터는 다른 기술들과 비교할 때 우수한 성능을 달성할 수 있다. 그러나 공간 필터링(filtering) 접근의 단점은 그것의 저역 통과 특성 때문에 이미지들이 평활화(smoothing) 또는 과평활화(over smoothing)되는 것이다.
- [0064] 수많은 방법들이 DCT 도메인(domain)에서의 블로킹 아티팩츠를 줄이기 위해서 제안되었다. Luo 등은 평활(smooth) 지역들을 위한 단순 DCT-기반 디블로킹 방법을 제안했다. 이 방법에서, 비평활(non-smooth) 지역들은 조정되지 않는다. 왜냐하면 인간의 눈은 저주파 시그널들에 고주파 시그널들보다 더 민감하기 때문이다. 그러나 이 방법은 블록 경계 효과를 고려하지 않기 때문에, 낮은 성능을 보인다. 신호 분해-기반(decomposition-based) 방법이 제안되었다. 이 방법은 특히 세부지역들(detailed regions)에서 DCT 도메인에서의 필터링 때문에 오버-블러링(over-blurring, 과 흐려짐)의 원인이 된다. 또한, 이것들 모두는 공간 필터링보다 더 복잡하다.
- [0065] 반복하는 후처리 접근들이 몇 개의 조건 집합들(sets) 상에서 반복적인 투영에 의해 디코디드 이미지(decoded image)를 재구성한 Youla와 Webb에 의해 처음으로 제안되었다. 이런 집합들(sets)은 전송된 데이터와 POCS 이론을 바탕으로 한 오리진알 이미지의 지식(knowledge)으로부터 얻어진다. POCS-기반 방법들의 강점 중 하나는 그 방법들은 재구성(reconstruction)에 알려지지 않은 이미지의 알려진 조건들을 이용하는 것에 관하여 유연하다. 그러나 Zakhor의 방법은 과도하게 이미지의 세부사항을 흐리게 만든다. 반면에 Yang 등의 방법들은 블로킹 아티팩츠를 줄이는 것에 관하여 효과적이지 못하다; 이런 문제들은 경계에 속하는 픽셀들에 대하여 전반적인 저역

통과 필터 및 임플러멘테이션(implementation, 구현)의 반복적인 적용으로 야기된다. Zou의 방법은 더 복잡하기 만 더 좋은 성능이다.

[0066] 위에 언급된 약점들을 피하기 위해서, 본 발명은 DCT 부호화된(coded) 이미지를 위한 낮은 복잡도로 높은 디블로킹 능력을 보여주는 새로운 적응(adaptive) 후처리 디블로킹 알고리즘을 제안한다. 처음으로, 본 발명은 이미지 열화(degradation) 및 지역(local) 이미지의 특성들 모두를 고려한 적응(adaptive) 영상 이진화(thresholding)에 의해 날카로운 모서리를 감지한다. 다음으로, 본 발명은 모델 분류를 위해서 간단한 기준을 이용한다. 효과적으로 계단 아티팩츠와 코너 특이점들(outliers)을 제거하기 위하여, 본 발명은 다중의 조건들을 시행하고 지역 통계적인 특성들에 의해 특정 지어진 기준치(thresholds)와 활동들에 의한 많은 블록 유형들에 대하여 적합한 필터를 적용한다. 마지막으로, 본 발명은 이차원 (2-D) 방향의 화상 정보들을 유지하면서 가장자리들에서 링잉(ringing) 아티팩츠를 줄이기 위해서 단순한 방향 필터를 쓴다.

[0068] -제안된 알고리즘

[0070] 본 발명은 디지털 $M \times N$ 크기의 이미지 $\mathbf{f}$ 가 $MN \times 1$ 벡터로 표현된다고 가정한다. 열들(rows)에서 사전식 순서(lexicographical order)로 래스터-스캐닝(raster-scanning) 하는 것에 의해서, 예를 들어 $\mathbf{f} = [I(0), I(1), \dots, I(MN/K-1)]$ 및 $\mathbf{f} \in \mathfrak{R}^{MN \times 1}$.

[0071] $I(\cdot)$ 는 이미지에서의 각 픽셀들의 픽셀 값이다. 다음으로 본 발명은 $\mathbf{p}_j = [p_j(0), p_j(1), \dots, p_j(K-1)]$ 로 정의된 픽셀 벡터 (PV) $\mathbf{p}_j$ 를 소개한다. 여기에 $p_j(i) = I(K \times j - \lfloor K/2 \rfloor + i)$, $\mathbf{p}_j \in \mathfrak{R}^{K \times 1}$, $j = 1, \dots, MN/K-1$ 및 j 는 M/K 의 배수와 동일할 수 없다. K 는 하나의 디블로킹 과정을 위한 단일 픽셀 벡터 안에서 픽셀들의 수이다. 덧붙여 본 발명은 블록킹 아티팩츠가 대칭적이라고 가정한다. 따라서 이러한 절대적인 가정(implicit assumption)에 기반하여 K 는 짝수이고 $\lfloor K/2 \rfloor = K/2$ 이다. BDCT의 블록 사이는 $K \times K$ 이고, 픽셀 벡터는 $K \times K$ 블록 경계들의 중심에 놓여진다. 이미지 폭 M 과 높이 N 은 픽셀 벡터의 길이 K 의 배수들이다. 도 1은 블록 경계들로부터의 픽셀 벡터 추출을 묘사한다. 픽셀 벡터들은 열이나 행에서 하나씩 처리된다. 수평의 블록킹 아티팩츠는 수직에서 사용된 것과 동일한 방법을 사용하여 줄여진다. 본 발명이 수평의 그것을 처리할 때, 본 발명은 단지 이미지를 90도 돌려야 하고 수직의 디블로킹 방법과 같은 방법으로 처리한다.

[0073] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 의한 이미지 처리 방법을 나타낸 흐름도이다.

[0074] 본 발명에 따른 이미지 처리 방법은 이미지로부터 픽셀 벡터를 추출하는 단계(S210); 상기 픽셀 벡터의 기준값을 산출하는 기준값 산출 단계(S220); 상기 기준값이 소정의 제1 임계치 보다 작은 경우, 상기 픽셀 벡터의 지역 변화(local variation)의 정도를 나타내는 활동도를 산출하는 활동도 산출 단계(S230); 상기 산출된 활동도가 소정의 제2 임계치보다 작은 경우에는 LAM(Low-activity model), 상기 소정의 제2 임계치보다 크고 소정의 제3 임계치보다 작은 경우에는 MAM(Moderate-activity model), 상기 소정의 제3 임계치보다 큰 경우에는 HAM(High-activity model)로 각각 분류하는 모델 분류 단계(S240); 분류 모델에 따라 상기 기준값을 기 설정된 제4 임계치 및 제5 임계치 중 어느 하나 이상과 비교하여, 그에 따라 기 설정된 플랫 엣지 필터(Flat edge filter) 또는 각 모델 유형에 따른 필터(Model filter)를 적용하는 필터링 단계(S250);를 포함할 수 있다. 또한, 상기 S230 단계에서 상기 기준값이 상기 제1 임계치보다 큰 경우에는 별도로 방향 필터(directional filter)를 적용하는 단계(S250)를 포함할 수 있다. 이하, 각 단계에 대하여 보다 상세히 설명한다.

[0076] -영상 이진화(Thresholding) 생성

[0077] 영상 이진화(Thresholding)는 블록 경계들 사이에서 불연속을 캡처(capture)하기 위해 사용된다. ; 임계치(threshold)의 선택은 블로킹 아티팩츠를 포함하는 픽셀 벡터를 찾기 위한 알고리즘을 적용함에 있어서 중요한 요소이다. 본 발명에서는 다음과 같이 지역(local)의 영상 이진화(Thresholding)를 디자인한다.

수학식 1

$$[0079] \quad \left| p_j\left(\frac{K}{2}\right) - p_j\left(\frac{K}{2} - 1\right) \right| \leq T_j$$

[0081] 여기에서 T_j 는 이미지의 가장자리를 식별하기 위해 사용되는 제1 임계치(threshold)이고, 노테이션(notiation) j 는 j^{th} PV로부터 유도된다. 또한, $\left| p_j\left(\frac{K}{2}\right) - p_j\left(\frac{K}{2} - 1\right) \right|$ 을 기준값이라고 한다. 디블로킹 알고리즘은 과평활화(over-smoothing)를 피할 수 있어야 할 뿐만 아니라 블록 경계 안에 있는 실제 이미지의 날카로운 경계들을 보존하기 위하여 가장자리(edge)들을 구별할 수 있어야 한다. 이것을 성취하기 위한 가장 단순한 방법은 그것을 상수 값으로 두는 것이다. 그러나 블록 경계에서의 각 불연속들은 열화(degradation)의 영향으로 다르다. 예를 들면, 임계치(threshold)와 DC 양자화 팩터(quantization factor)(QF) 사이에 강한 연관관계가 존재한다. 큰 QF에서 블로킹 아티팩츠가 더욱 심각하게 발생한다. 임계치(threshold)는 블로킹 아티팩츠로부터 가장자리들을 분리하기 위해 사용된다. 따라서, 본 발명에서는 QF가 커질수록 더 큰 임계치(threshold)를 가져야 한다. ; 임계치(threshold)의 증가는 QF의 증가와 연관되어 있다. 제1 임계치(threshold) T_j (이하, T_j 라 한다)는 QF를 이용하여 수학식 2와 같이 정의된다.

수학식 2

$$[0083] \quad T_j = \alpha \cdot QF^\beta$$

[0085] 여기에서 α 와 β 는 경험적으로 얻어진 파라미터이며, $\alpha = 187.5$ 이고 $\beta = 0.02$ 이다. 최적의 임계치(threshold)는 도 3에 도시되어 있다.

[0086] 지역(local) 특성들이 이미지 안에서 급격하게 바뀔 수 있다는 사실을 감안하면, 지역 이미지 특성들을 사용하여 임계치(threshold)를 조절하는 것이 필요하다. 따라서 T_j 는 QF 뿐만 아니라 지역 특성들에도 의존한다. 픽셀 벡터는 그것의 다른 특성들 때문에 다른 방법을 이용하여 처리된다. 평평한 영역들(smooth regions)에 있어서, 임계치(threshold)는 어떤 블로킹 아티팩츠라도 효과적으로 제거하기 위하여 그 값이 커야 한다. 또한, 픽셀 벡터의 변화(variant)가 평평할(smooth) 때, T_j 는 커야하고, 블록 경계를 가로지르는 가장자리 정보를 추출 및 보호하고, 플랫폼(flat) 픽셀 벡터에서 블록 불연속성을 제거한다. 반면에, 복잡한 영역에 대한 임계치(threshold)는 이미지 세부사항들(details)이 흐려지는 것을 방지하기 위하여 그 값이 작아야 한다. 표준편차(standard deviations, 이하 표준편차)는 값들(values) 안에 있는 변화의 양의 척도가 되기 때문에, 종종 이미지 변화(variation)의 지표로서 사용되고, 임계치(threshold) 정의에는 표준편차가 포함된다. 표준 편차는 평평한(smooth) 영역들에서는 작은 값을 갖고, 복잡한 지역들에서는 큰 값을 갖는다. 따라서 임계치는 표준편차의 감소와 연관된다. 본 발명에서는 상기 제1 임계치 T_j 를 수정할 수도 있다.

수학식 3

$$T_j = \alpha \cdot \exp(\lambda \sigma_j) \cdot QF^\beta$$

여기에서 σ_j 는 픽셀 벡터의 표준편차이고 파라미터 $\lambda = -0.009$ 이다. 도 3에 제1 임계치 T_j 와 QF 및 σ_j 의 관계가 도시되어있다. 도 4는 T_j 를 이용한 가장자리 탐지의 예를 보여준다.

본 발명에서는 각 픽셀 벡터의 평평함의 정도에 따라 세 가지 모델들로 분류한다. : a low-activity model (LAM), a moderate-activity model (MAM), and a high-activity model (HAM). 픽셀 벡터의 실제 특성들을 반영하기 위하여, 본 발명에서는 픽셀 벡터의 유형을 분류하기 위한 기준을 디자인(design)한다. 따라서 본 발명에서는 인접하는 픽셀들 사이의 관계를 포착하기(capture) 위해서 비활성 조건 집합 C 를 소개한다. 또한, 픽셀 벡터의 활동도(ζ)를 기준으로 상기 픽셀 벡터의 유형을 결정한다. 상기 활동도는 수학식 4와 같이 정의된다.

수학식 4

$$\zeta = \sum_{i=0}^{K-2} [1 - \chi_C(p_j(i))],$$

$$\chi_C(p_j(i)) = \begin{cases} 1, & p_j(i) \in C, \\ 0, & otherwise. \end{cases}$$

여기에서 $\chi(\cdot)$ 은 지시 함수(indicator function)이고, C 집합은 $C = \{p_j(i) : |p_j(i) - p_j(i+1)| \leq \tau\}$ 로 정의되며, τ 는 인접 픽셀들 사이의 관계를 결정하기 위한 임계치이다. 한번 ζ 가 결정되면, 도 6에서 보듯 세 가지 모델들로 나누기 위하여 임계치들인 제2 임계치 γ (이하, γ 라 한다)와 제3 임계치 μ (이하, μ 라 한다)를 결정한다.

모델 결정 규칙은 다음과 같이 결정된다. : 만약 ζ 가 γ 이하이면, 픽셀 벡터는 LAM에 속하고, 만약 ζ 가 μ 보다 크면 픽셀 벡터는 HAM에 속하고, 만약 ζ 가 γ 보다 크고 μ 이하이면 픽셀 벡터는 MAM에 속한다. 파라미터들 γ , μ 및 τ 는 경험적으로 결정될 수 있으며, 예를 들어, $\gamma = 1$, $\mu = 3$ 및 $\tau = 3$ 으로 결정된다.

-필터링 과정

본 발명에서는 세 가지 모델들에 적용될 수 있도록 필터들을 디자인한다. 우선, 다른 두 모델들인 MAM과 HAM보다 덜 복잡하고 변화가 적은 가장 단순한 모델인 LAM으로 시작한다. 도 7은 LAM에서의 픽셀 움직임의 세 가지

가능한 경우들을 보여준다. 그리고 본 발명에서는 LAM에 관하여 ζ 는 1 또는 0로 가정한다.

[0100]

도 7(a)는 블록 경계에서 블로킹 아티팩츠를 가지고 있고 ζ 는 1 인 Case 1을 보여준다. 도 7(b)는 ζ 가 1인 Case 2를 보여준다. 그러나 블록 경계에서 픽셀들의 변화는 나타나지 않고, 이것은 평평한 가장자리(flat edge)일 수 있다. Case 3은 블로킹 아티팩츠가 없는 평평한 픽셀 벡터이고, 변화는 도 7(c)에 보여진다. Case 2와 Case 3은 블록 경계에서 블로킹 아티팩츠가 없다. 그러므로 계산의 복잡도 줄이기 위하여, 이들 영역에 디블로킹 필터를 적용할 필요가 없다. 본 발명에서는 블록 경계에서 블로킹 아티팩츠가 없는 픽셀 벡터를 추출하기 위하여 또 다른 아티팩트-프리(artifact-free) 제5 임계치 T_{AF} (이하, T_{AF} 라 한다)를 디자인한다. T_{AF} 는 이미지들의 특성들에 관하여 적응되어야 한다. 경험적으로, T_{AF} 는 $0.012 T_j$ 로 설정되고, 수학식 5로 정의한다.

수학식 5

$$\left| p_j\left(\frac{K}{2}\right) - p_j\left(\frac{K}{2} - 1\right) \right| \leq T_{AF}$$

[0102]

만약 위의 조건이 만족된다면, 픽셀 벡터는 아티팩트-프리(artifact-free)라고 간주한다. 그 외에는, 픽셀 벡터는 블로킹 아티팩츠가 있는 Case 1이고, LAM 디블로킹 필터로 처리된다.

[0104]

LAM안에 있는 각각의 픽셀 벡터의 픽셀들은 다른 픽셀들에 의존한다. 그러므로, smooth 필터는 픽셀 벡터 안에 있는 모든 픽셀들에 적용되어야 한다. 그렇지 않으면, 처리되지 않은 픽셀들에서 예상치 못한 새로운 블로킹 아티팩츠가 발생될 수 있다. 이런 쟁점들에 근거하여, 필터는 수학식 6으로 디자인된다.

[0105]

수학식 6

$$p'_j(i) = p_j(i) + \frac{p_j\left(\frac{K}{2}\right) - p_j\left(\frac{K}{2} - 1\right)}{\kappa_i}, \quad i = 0, \dots, K - 1$$

[0107]

여기에서 $\kappa_i = \{8, 5, 3, 2, -2, -3, -5, -8\}$ 이다.

[0109]

그러나, 도 8에 볼 수 있는 바와 같이 필터는 이미지의 평평한 가장자리들에서 분명하게 나타나는 문제점이 있다. 실제로 본 발명에서 이용하는 임계치는 픽셀 값들이 급격한 변화하는 이미지로부터 현저한 대조(sharp contrast) 가장자리를 분리할 수 있다. 그러나 본 발명에서는 어떤 평평한 가장자리들이 존재한다는 사실을 고려하여 무시하였고, 이것이 LAM 카테고리 안에서 결정될 수 있다. 만약 이 경우, 위에 소개된 스무딩(smoothing) 필터들은 적합하지 않다. 이미지의 세밀한 것들을 보존하고 사람의 눈을 더욱 편안하게 만들기 위하여, 새로운 적응필터가 필요하고, 새로운 임계치 T_{LAM} 를 기준으로 두 가지 유형들로 분류하기 위하여 역시 소개된다. LAM 안에서 평평한 가장자리 임계치를 T_{LAM} 으로 나타내고, $T_{LAM} = 0.8 T_j$ 이다. 플랫 엣지 필터(flat edge filter)를 수학식 7로 정의한다.

[0110]

수학식 7

$$p'_j(i) = \begin{cases} p_j(i) + \omega [p_j(i+1) - p_j(i)], & \text{if } i = \frac{K}{2} - 1 \\ p_j(i) - \omega [p_j(i) - p_j(i-1)], & \text{if } i = \frac{K}{2} \end{cases}$$

여기서, $\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)|}}$ 이다. 또한, 남아있는 픽셀들은 필터링되지 않는다. 요약하면, 어떤 필터를 사용할지 결정하기 위하여 다음의 판단을 한다. : 만약 $|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)| \leq T_{LAM}$ 라면, 수학식 6에 정의된 필터가 적용되고, 그렇지 않으면 수학식 7에 의해 정의된 필터가 적용된다.

MAM에서 픽셀 벡터의 활동도는 2 또는 3이다. 본 발명에서는 MAM에 관하여 두 가지 경우들을 가정한다. : Case 1 - PV가 블록 경계에서 블로킹 아티팩츠를 가지고, Case 2 - PV가 경계에서 변화가 없다. 도 9는 $\zeta = 2$ 일 때의 그 예를 보여준다. LAM과 유사하게 Case 2는 아티팩트-프리(artifact-free)이고, 본 발명에서는 Case 2에서 추출하기 위하여 T_{AF} 를 사용한다. 그러나 Case 1을 위해 사용된 필터는 LAM에 사용된 그것보다 더 복잡하고, 수학식 8과 같이 정의된다.

수학식 8

$$p'_j(i) = \begin{cases} \frac{1}{K-2} \left[p_j(i) + \sum_{m=i-\frac{K}{2}+2}^{i+\frac{K}{2}-2} p_j(m) \right], & \text{if } i = \{2, \dots, K-3\}, \\ \frac{1}{4} \left[p_j(i) + \sum_{m=i-1}^{i+1} p_j(m) \right], & \text{if } i = \{1, K-2\}. \end{cases}$$

남은 픽셀들은 필터링되지 않는다.

LAM에서 설명된 바와 같이, 본 발명에서는 MAM의 평평한 가장자리 임계치인 T_{MAM} 을 이용하여 평평한 가장자리를 구분해야 한다. MAM은 LAM보다 높은 활동도를 가지고, 이로 인해 평평한 가장자리를 포함할 더 높은 가능성을 가진다. 본 발명에서는 T_{MAM} 을 설정하고 $T_{MAM} = 0.6 T_j$ 로 둔다. MAM에서의 플랫폼 엣지 필터도 수학식 7에서 정의된 것을 사용한다.

사람의 눈은 HAM 영역에 민감하지 않다. 왜냐하면 벡터들이 진동된(oscillated) 픽셀 값들을 가지기 때문이다. 따라서 PV의 픽셀 값들을 조정하기 위하여 그것은 불필요하게 된다. ; 그러므로 본 발명에서는 블록 경계들에서의 과평활화(over-smoothing)를 피하기 위하여 두 픽셀을 수정할 수 있다. 이러한 목적을 위하여, 본 발명에서는 세 개의 임계치인 T_{AF} , T_{HAM} 및 T_h 를 구현(implement)한다. 임계치 T_{AF} 는 위에서 소개되었고, T_{HAM} 은 HAM의 평평한 가장자리 임계치를 이용하여 평평한 가장자리를 구분하는데 이용된다. 임계치 T_h 는 새로운 임계치이고 다른 지역(local) 픽셀 관계를 위하여 필터들을 디자인하는데 사용된다.

두 개의 임계치들(T_{HAM} 과 T_h)이 필요한 이유는 상기 필터들의 디자인은 주변 픽셀들 사이의 관계에 기초하고 있기 때문이다. 그러나 두 개의 픽셀이 인접해 있을 때, 어떤 픽셀이 필터를 위해 선택되어야 하는지에 대한 문제가 있다. 여기에서 본 발명에서는 간단한 규칙을 가정한다. : 만약 블록 경계에 있는 픽셀 간에 차이가 있

고, 블록 경계에 있지 않은 다른 픽셀은 T_h 보다 작다면, 상기 픽셀은 인접 픽셀 모두에 의존한다. 그렇지 않으면, 본 발명에서는 단순히 두 개의 블록 경계의 픽셀들을 조정한다. 따라서 본 발명에서는 인접한 두 픽셀 간의 차이를 확인해야 하고, 그 차이에 따라 필터들을 디자인해야 한다. 만약 $|p_j(K/2) - p_j(K/2 - 1)| > T_{HAM}$ 이면, 이것은 평평한 가장자리이고, 수학적 식 7을 적용한다. 그렇지 않으면 수학적 식 9와 수학적 식 10을 이용하여 HAM을 위한 필터(모델 필터)를 디자인한다.

수학적 식 9

(1) update $p_j(\frac{K}{2} - 1)$:

$$p'_j(\frac{K}{2} - 1) = \begin{cases} \frac{1}{4} \left[p_j(\frac{K}{2} - 1) + \sum_{m=K/2-2}^{K/2} p_j(m) \right], & \text{if } |p_j(\frac{K}{2} - 1) - p_j(\frac{K}{2} - 2)| \leq T_h, \\ p_j(\frac{K}{2} - 1) + \frac{1}{4} [p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} - 1)], & \text{otherwise.} \end{cases}$$

수학적 식 10

(2) update $p_j(\frac{K}{2})$:

$$p'_j(\frac{K}{2}) = \begin{cases} \frac{1}{4} \left[p_j(\frac{K}{2}) + \sum_{m=K/2-1}^{K/2+1} p_j(m) \right], & \text{if } |p_j(\frac{K}{2}) - p_j(\frac{K}{2} + 1)| \leq T_h, \\ p_j(\frac{K}{2}) + \frac{1}{4} [p_j(\frac{K}{2} + 1) - p_j(\frac{K}{2})], & \text{otherwise.} \end{cases}$$

경험적으로, T_{HAM} 과 T_h 는 각각 $0.4 T_j$ 와 $0.2 T_j$ 으로 설정될 수 있다. 본 발명에서 제4 임계치는 T_{LAM} , T_{MAM} 및 T_{HAM} 이다. 또한, 본 발명에서의 상기 LAM의 모델 필터는 수학적 식 6, 상기 MAM의 모델 필터는 수학적 식 8, 상기 HAM의 모델 필터는 수학적 식 9 및 수학적 식 10의 조합으로 각각 정의될 수 있다.

-방향 필터(Directional filter)

가장자리 블록들은 1차원(one-dimensional, 1D) 방법을 사용해서는 제거가 어려운 링잉 아티팩트(ringing artifacts, 이하 링잉 아티팩트)를 포함한다. : 링잉 아티팩트는 비록 PSNR의 측면에서 그것이 미미한 열화의 원인에 불과할지라도 시각적으로는 바람직하지 않다. 강한 가장자리들은 블록 내부에 잘 위치할 수 있기 때문에, 1-D 필터를 이용하여 블록의 경계들을 따라 평활화(smoothing, 이하 평활화)하는 것으로는 링잉 아티팩트를 억제(suppress)할 수 없다. 더욱 좋고 간단한 방법은 링잉 아티팩트를 억제할 수 있으면서도 방향 정보를 보존할 수 있는 2D 방향 필터를 만드는 것이다. 그러므로 링잉 아티팩트를 제거하기 위하여 본 발명에서는 도 10에서 볼 수 있는 바와 같이 3×3 마스크에 대하여 2D 방향 필터를 적용한다. 조절되어야 할 픽셀을 $f(m, n)$ 이라 한다. 이후 본 발명에서는 새로운 픽셀 $f'(m, n)$ 을 수학적 식 11을 이용하여 얻는다.

수학적 식 11

$$f'(m, n) = \sum_{(x,y) \in W_{m,n}} w(x, y) f(m + x, n + y)$$

여기서, $w(x, y)$ 는 수학적 식 12에서 정의된 가중치 함수이다. 그리고

$W_{m,n} = \{(x, y) \mid -1 \leq x \leq 1, -1 \leq y \leq 1, x, y \in \mathbb{Z}\}$ 는 (m, n) 점이 그 중심에 있는 3 x 3 윈도우의 좌표(coordinates) 집합(set)이다.

수학식 12

$$w(x, y) = \frac{1}{2} \exp(-|f(m+x, n+y) - f(m-x, n-y)|), \quad (x, y) \in \overline{W}_{m,n}$$

여기서, $\overline{W}_{m,n} = W_{m,n} - \{(0, 0)\}$ 이다.

$w(x, y) = w(-x, -y)$ 이므로 계산의 양은 반으로 줄어든다. 픽셀들의 짝은 가장 높게 연관된 방향으로 평균이 내어지고, 이러한 필터링 과정은 원래의 가장자리들을 보존하면서도 효과적으로 아티팩트를 줄일 수 있다. 또한, 본 발명에서는 정규화된(normalized) 가중치 함수를 선택하고, $w(0, 0) = 1 - \sum_{(x,y) \in \overline{W}} w(x, y)$ 을 이끌어 낸다.

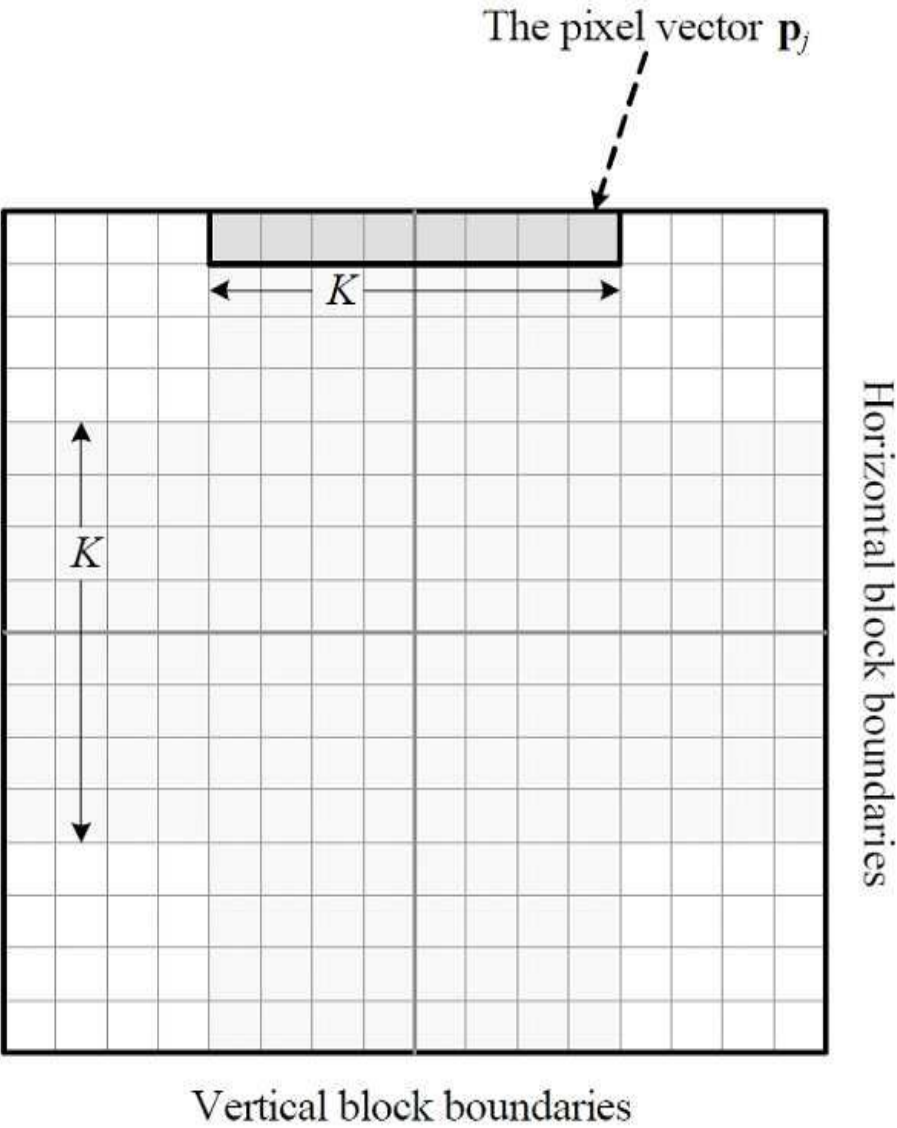
-결론

우선, 본 발명에서는 양자화 팩터(quantization factor)(QF)와 지역(local) 통계적 특성에 기초한 적응적 임계치를 소개하고, 상기 적응적 임계치는 가장자리들(edges)과 블로킹 아티팩트(blocking artifacts)를 분리하는데 사용된다. 다음으로, 픽셀 벡터(PV)의 활동도는 픽셀 벡터를 세 가지 모델 유형들로 분류하기 위한 지표로 이용된다. 본 발명에서는 각각의 모델 유형의 특성들에 기초하여 그에 상응하는 필터들을 만든다. 가장자리 영역에서, 디블로킹 필터는 과평활화(over-smoothing)를 방지하기 위하여 적용되지 않는다. 대신에, 본 발명에서는 링잉 아티팩트(ringing artifacts)를 줄이고 가장자리 픽셀들을 개선하기 위하여 방향 필터(directional filter)를 소개한다.

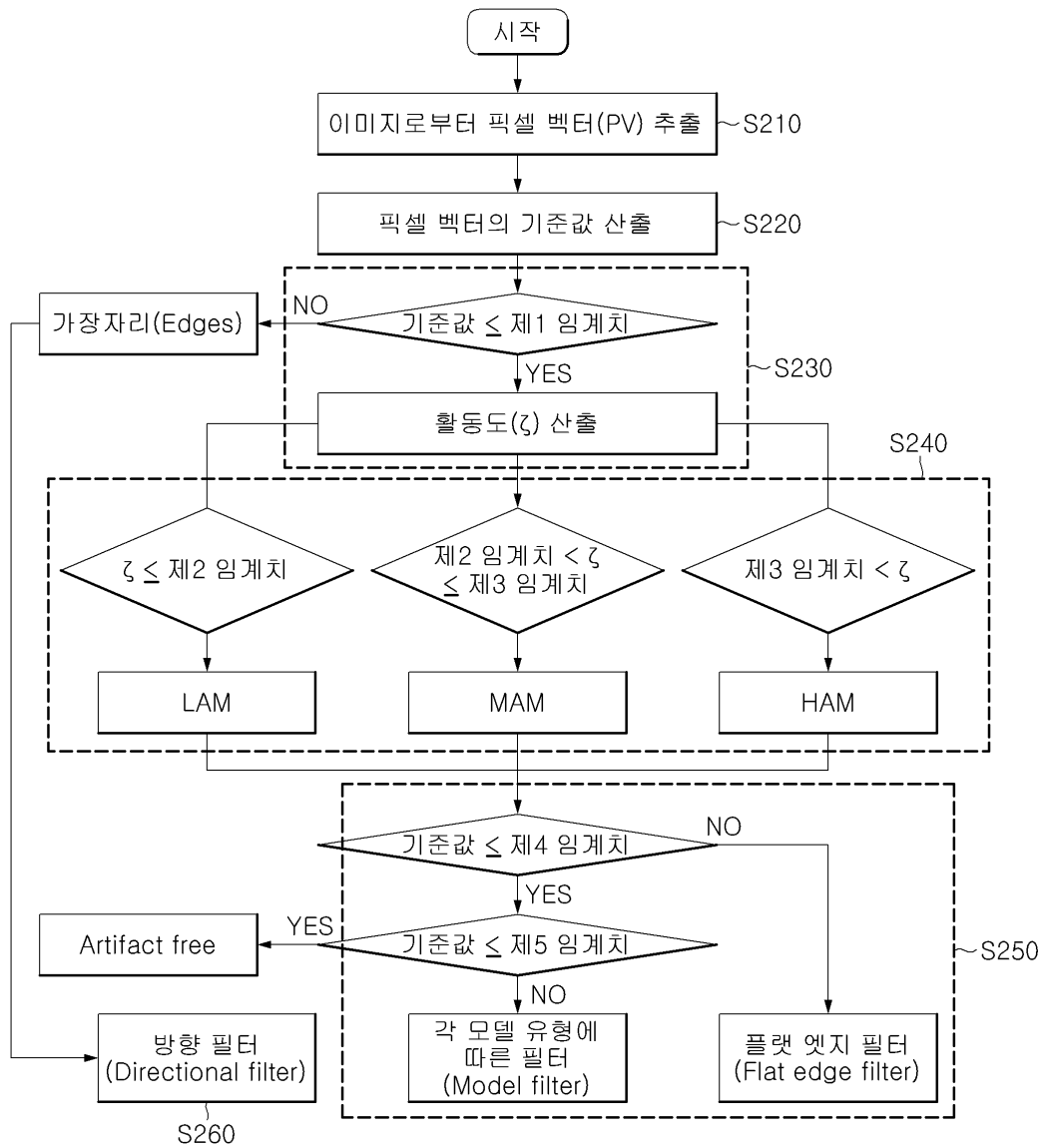
이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서 본 발명에 기재된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의해서 해석되어야 하며, 그와 균등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

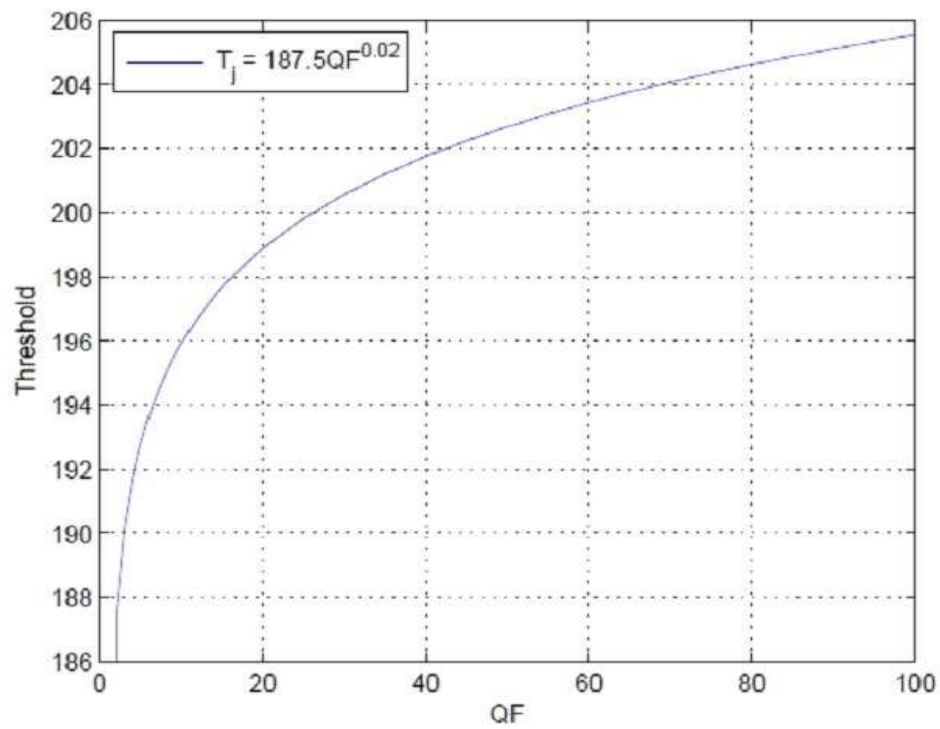
도면1



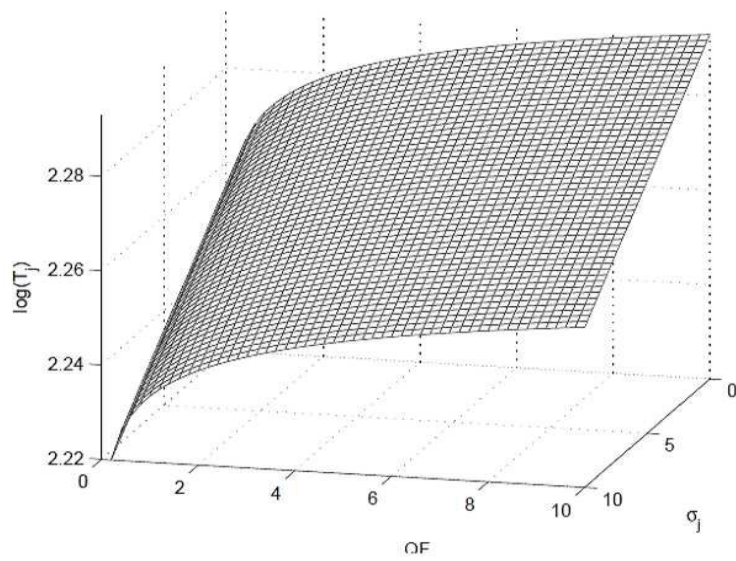
도면2



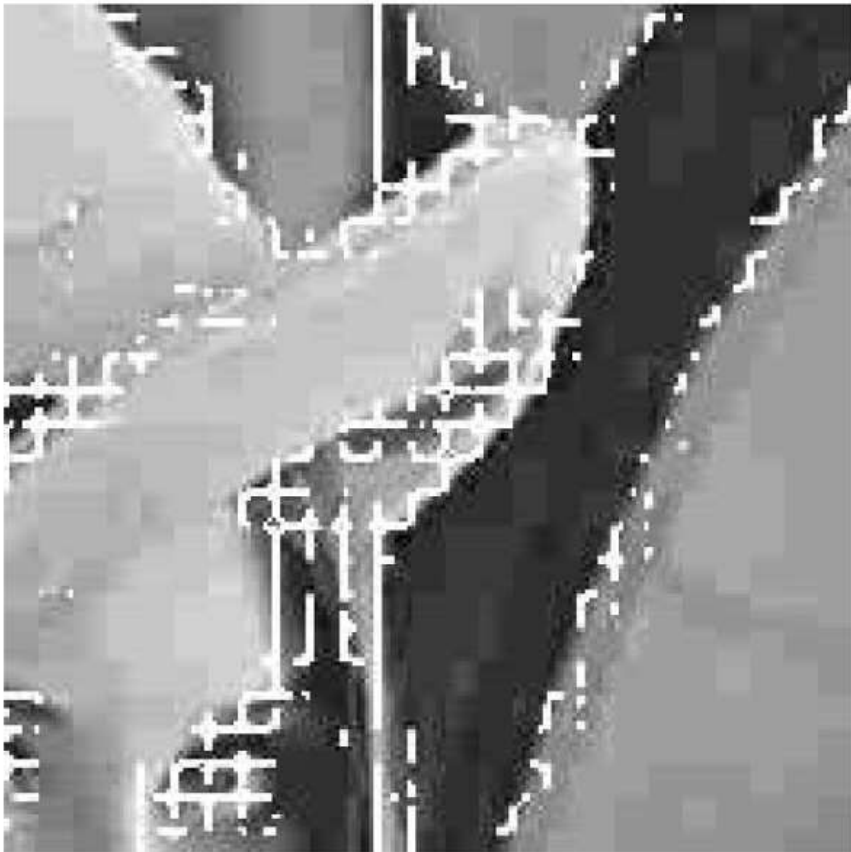
도면3



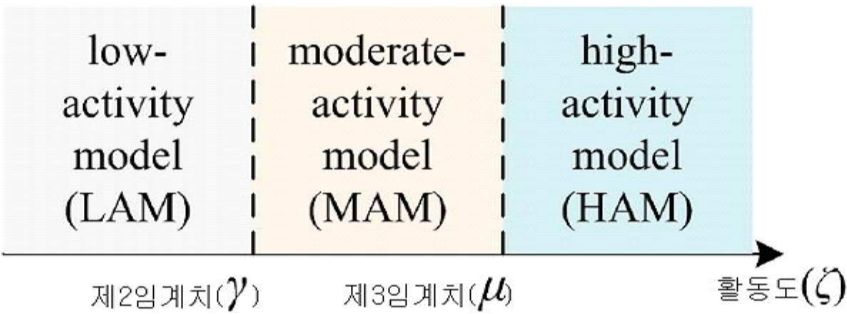
도면4



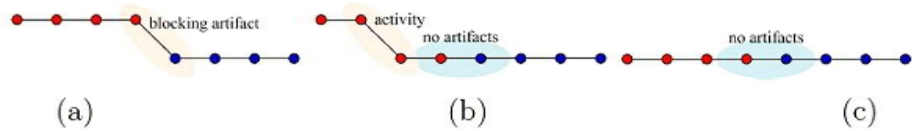
도면5



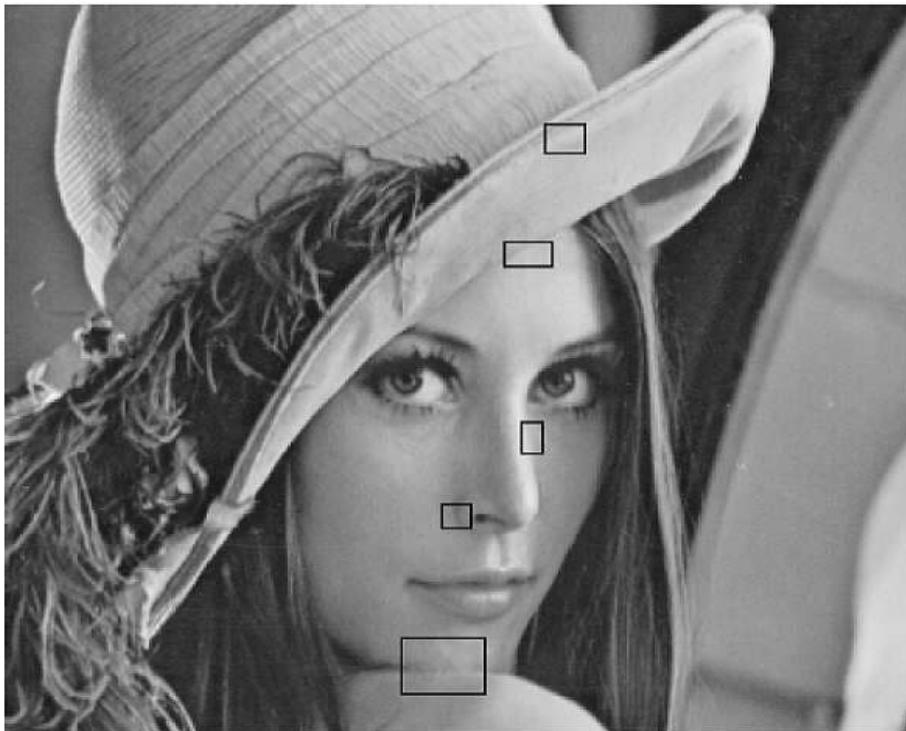
도면6



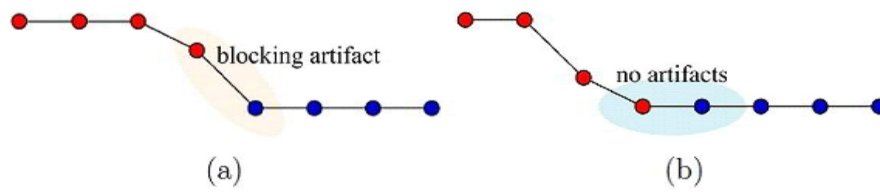
도면7



도면8



도면9



도면10

