

최적화 기반 영상 역양자화

(Image Dequantization using Optimization)

최민규^{*} 김태훈^{**} 안종우^{***}
 (Min-gyu Choi) (Tae-hoon Kim) (Jong-woo Ahn)

요약 색상 양자화는 각 픽셀의 색을 가장 가까운 대표색으로 치환함으로써 결과 영상을 단일 색상 영역들로 분할한다. 따라서 색상 양자화된 영상에서는 연속적이며 세부적인 색상 변화가 사라지게 된다. 본 논문에서는 색상 양자화 방법에 대한 선행 지식 없이 이러한 색상 변화를 자동으로 또는 대화적으로 복구하는 새로운 영상 역양자화 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 기법은 입력 영상의 단일 색상 영역들 중에서 어떤 영역들끼리 결과 영상에서 연속적인 색상 변화를 가져야 할 것인지 식별한 후, 대표색을 유지하면서 이음새 없이 매끄럽게 연결한다. 또한, 대화형 브러시를 이용하여 어떤 영역들을 매끄럽게 연결할 것인지 또는 분리할 것인지 추가적으로 명시할 수 있게 한다. 사진, 만화, 예술적 삽화 등의 다양한 예제에 대한 실험을 통하여 제안한 영상 역양자화 기법의 유용성을 보인다.

키워드 : 색상 양자화, 색상 역양자화, 영상 역양자화

Abstract Color quantization replaces the color of each pixel with the closest representative color, and thus it makes the resulting image partitioned into uniformly-colored regions. As a consequence, continuous, detailed variations of color over the corresponding regions in the original image are lost through color quantization. In this paper, we present a novel blind scheme for restoring such variations from a color-quantized input image without a priori knowledge of the quantization method. Our scheme identifies which pairs of uniformly-colored regions in the input image should have continuous variations of color in the resulting image. Then, such regions are seamlessly stitched through optimization while preserving the closest representative colors. The user can optionally indicate which regions should be separated or stitched by scribbling constraint brushes across the regions. We demonstrate the effectiveness of our approach through diverse examples, such as photographs, cartoons, and artistic illustrations.

Key words : Color Quantization, Color Dequantization, Image Dequantization

1. 서론

색상 양자화(color quantization)는 최소한의 가시적 결함을 유발하며 영상의 색상 수를 줄이는 손실 프로세스다. 따라서 색상 양자화를 거친 영상은 원본에 비하여 품질이 저하된다. 주어진 영상을 복원하거나 품질을 향상시키기 위한 시도로서는 역변경(deblurring)[1], 잡음 억압(noise reduction)[2,3], 공간적 초-해상도(spatial

super-resolution)[4,5], 영상 완성(image completion)[6,7], 전자 채색(colorization)[8,9], HDR 복원[10] 등의 많은 연구들이 있었지만, 색상 양자화된 영상을 복원하기 위한 영상 역양자화(image dequantization)에 관한 연구는 거의 없었다. 영상 역양자화는 제한된 색 포착 능력을 가진 장비를 통해 얻은 영상이나 협대역망(narrow-band networks)을 통해 전송한 영상과 같이 비교적 소수의 색으로만 이루어진 영상의 시각적 품질을 높이는데 효과적으로 사용될 수 있다.

색상 양자화 이론에 따르면, 원본 영상의 각 픽셀의 색은 그 색과 가장 가까운 대표색으로 양자화된다. 이러한 양자화는 그림 3에서와 같이 결과 영상을 단일 색상을 가진 비중첩 영역들로 분할한다. 즉, 색상 양자화를 통해 영역 내에서 뿐 아니라 인접한 영역에 걸친 세부적인 색상 변화가 사라지게 된다. 따라서 색상 양자화의 역연산인 영상 역양자화는 소실된 연속적 색상 변화를

* 본 연구는 서울시 산학연 협력사업 및 정보통신부 대학 IT 연구센터 육성지원사업의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

† 정회원 : 광운대학교 컴퓨터과학과 교수

mgchoi@kw.ac.kr

** 비회원 : 윌라비스 연구소 소장

thnkim@gmail.com

*** 비회원 : 광운대학교 컴퓨터과학과

ajw81@cs.kw.ac.kr

논문접수 : 2007년 3월 23일

심사완료 : 2007년 5월 10일

복구해야만 한다.

1.1 관련연구

영상에서의 품질저하나 잡음을 억압하는 문제는 매우 오랫동안 연구되어왔다. 초기의 접근방법들은 주로 중간 값 필터(median filter)나 위너 필터(Winer filter) 같은 공간적 필터링(spatial filtering) 기법들을 사용하였다. 이들은 다중 채널을 위한 칼만 필터(Kalman filter)[2], 퍼지 평활 연산(fuzzy smoothing operation)[11] 등으로도 확장되었으며, 잡음 채널을 억제하는 것을 넘어서 입력 영상에서 관찰된 특징들을 이용하여 고해상도의 영상을 재구성하는 연구에 초점이 맞추어지고 있다. Borman과 Stevenson은 서브픽셀(subpixel) 변위를 통해 얻은 다중 저해상도 영상들을 결합하였으며[12], Freeman 등은 가능한 모든 저해상도 영상 패치(patch)에 대해서 그에 따른 고해상도 패치를 미리 저장하고 이를 활용하였다[4]. Baker와 Kanade는 저해상도 영상에서 인지 가능한 두드러진 특징들을 향상시켰다[13].

또 다른 주요한 연구 분야는 영상에서 전경이나 후경 물체를 제거함으로써 생기는 불규칙적인 모양의 빈 공간을 채우는 문제다. Bertalmio 등은 편미분방정식 기반의 접근 방법을 택하였고[6], Drori 등은 영상 패치 수준에서 텍스처 합성 기법을 취하였다[7]. 흑백 영상의 전자 채색(colorization) 또한 많은 관심을 받은 분야이다. Welsh 등은 주어진 예제들에서 인접한 영역이 비슷한 부분을 찾고 이로부터 각 픽셀의 색을 결정하였다[9]. Levin 등은 비슷한 명암을 가진 인접한 픽셀들은 비슷한 색을 가져야 한다는 전제에 기반한 최적화 문제를 세웠다[8].

영상 복원에 대해서는 많은 연구들이 있었지만, 색상 양자화된 입력 영상으로부터 원본 영상을 자동으로 되찾기 위한 시도는 단지 몇 개가 있을 뿐이다. 두 개의 색을 이용한 양자화, 즉 디더링(dithering)에 대해서는 잡음 억압을 연속적으로 적용한 연구가 있으며[3], 두 개 이상의 색을 이용한 양자화에 대해서는 주어진 영상을 반복적으로 정련(refining)하여 각 픽셀들이 가장 가까운 대표색을 유지한 채 인접한 픽셀들과 유사한 색을 가지도록 하는 방법이 있다[14]; 하지만 픽셀의 평활화는 다른 물체에 속할지 모르는 인접 픽셀들도 고려하기 때문에, 이 방법은 분리되어야 하는 인접 영역들도 매끄럽게 연결하려는 시도를 한다. Li 등은 원본 HDR 영상을 가능한 한 원본에 가장 가깝게 복원할 수 있는 LDR 영상으로 바꾸는 컴팽딩(companding) 기술을 제안하였다[10]. Li 등의 방법은 컴팽딩 기술로 바꾼 영상만 복원 가능하지만, 본 논문에서 제안한 방법은 임의의 기술로 색상 양자화된 영상도 복원할 수 있어서 더 보편적이라 할 수 있다.

2. 역양자화

2.1 양자화에 대한 관찰

영상의 색상 양자화는 먼저 그 영상의 대표색들을 고른 후, 각 픽셀에 대해서 유클리드 거리(Euclidian distance)에 기반하여 그 픽셀의 색과 가장 가까운 대표색으로 양자화한다. 따라서 영상의 색상 공간(color space)은 대표색에 해당하는 비중첩 보로노이(Voronoi) 셀들로 분할된다. 또한 이러한 색상 양자화는 결과 영상을 그림 1에서와 같이 비중첩 단일 색상 영역들로 분할한다. 결국 색상 양자화를 통하여 각 영역에서의 세부적인 색상 변화가 사라지게 된다. 그렇다면 색상 양자화의 역연산인 영상 역양자화는 양자화된 영상의 단일 색상 영역에서 이와 같이 소실된 연속적인 색상 변화를 복구해야 한다.



그림 1 붉은색에서 녹색으로 서서히 변하는 윗줄의 영상을 여덟 색으로 양자화한 가운데줄의 영상에 영상 역양자화 기법을 적용하여 아랫줄에서 확인할 수 있듯이 원래의 세부적인 색 변화를 성공적으로 얻었다.

단일 색상 영역들을 역양자화하는 문제를 다루기에 앞서서 영상 공간(image space) 뿐 아니라 색상 공간에서 이들 간의 인접 관계에 대해서 우선적으로 살펴볼 필요가 있다. 영상 공간에서 인접한 두 개의 단일 색상 영역들에 대해서 이들에 대응되는 색상 공간에서의 보로노이 셀들은 서로 (1) 인접하거나 또는 (2) 인접하지 않거나 두 가지 경우 중에 하나다. 첫 번째 경우에는 두 영역의 경계에서 연속적인 색상 변화를 기대할 것이다. 하지만, 두 번째의 경우에는 두 영역의 경계가 원본 영상의 경계로 간주될 수 있기 때문에 경계에서의 불연속성(discontinuity)이 기대된다. 첫 번째 경우의 경계를 연성 경계(soft edge)라 하고, 두 번째 경우의 경계를 강성 경계(hard edge)라 하자. 강성 경계는 영상 양자화 이전부터 있었던 반면, 연성 경계는 양자화에 의해 생긴 것이라는데 주목하기 바란다.

연성 경계에 놓인 픽셀들에 대해서 보다 자세히 살펴보자. 인접한 두 픽셀이 그림 2에서와 같은 연성 경계를 만든다고 하자. 이때 두 픽셀들의 원래 색들은 그들에 대응되는 색상 공간 상의 보로노이 셀들에 의해 형성된 보로노이 경계에 놓여있어야 한다. 따라서 양자화된 색의 중간색으로부터 원래 색을 유추하는 것이 바람직하다. 반면에, 강성 경계에 놓인 픽셀의 원래 색은 양자화된 색과 같을 것이라 가정한다.

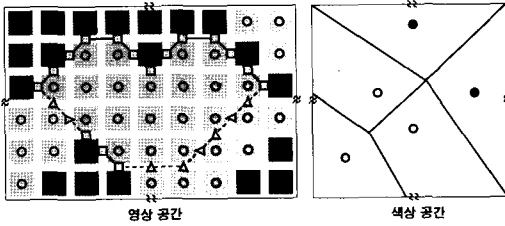


그림 2 회색 영역의 연성 경계(점선)와 강성경계(실선)

지금까지의 관찰 결과를 정리하면 영상 역양자화는 픽셀들이 강성 경계에서의 불연속성 및 대표색을 유지하며, 단일 색상 영역에서 뿐 아니라 연성 경계를 가진 영역들 사이에서는 연속적인 색상 변화를 가지도록 하는 것이 된다. 본 논문에서는 연속적인 색상 변화와 대표색 유지를 위하여 연속성 항(smoothness term)과 원본 유지 항(data term)으로 이루어진 목적함수(objective function)를 최소화하고자 한다. 강성 경계를 형성하는 픽셀들은 양자화된 색을 그대로 유지하는 것이 바람직하고, 연성 경계를 형성하는 픽셀들은 양자화된 색들의 중간색을 가지는 것이 바람직하다는 관찰에 입각하여 이들을 경계조건(boundary condition)으로 사용한다.

2.2 영상 역양자화

최소화를 위한 목적함수를 정의하기에 앞서 필요한 표기법을 먼저 정의하자. 단일 색상 영역 R_i 의 경계 ∂R_i 는 다음과 같이 정의된다: 영역 R_i 에 속하는 픽셀 \mathbf{p} 와 R_i 에 속하지 않는 \mathbf{p} 의 4-인접(4-connected) 픽셀 \mathbf{q} 에 대해서, 가상 픽셀(virtual pixel) $\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}} = (\mathbf{p}+\mathbf{q})/2$ 를 도입하고 이를 경계 ∂R_i 에 속하게 한다. 픽셀 \mathbf{p} 와 \mathbf{q} 에 해당하는 보로노이 셀들이 색상 공간에서 인접한 경우, 가상 픽셀 $\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}}$ 를 연성 경계의 일부(그림 2의 삼각형 픽셀)로 그렇지 않은 경우에는 강성 경계의 일부(그림 2의 사각형 픽셀)로 해석한다. 따라서 단일 색상 영역 R_i 의 경계 ∂R_i 는 연성 경계와 강성 경계로 구성되며, 이는 인접한 영역들 사이의 인터페이스로 간주될 수 있다. $\mathbf{p} \in R_i$ 에 인접하고 $R_i \cup \partial R_i$ 에 속한 픽셀들로 이루어진 집합을 $N(\mathbf{p})$ 라 하자.

이제 최적화 문제를 통해 영상 역양자화를 공식화하자. 영상 역양자화 문제는 각 색상 채널에 대해서 독립적으로 해결할 수 있으므로 스칼라 영상 함수(scalar image function)들만을 고려하자.¹⁾ 단일 색상 영역 R_i 에 대해서 Φ 는 $R_i \cup \partial R_i$ 에서 정의되어야 할 미지의 스칼라 함수(unknown scalar function)라 하고, $\bar{\Phi}$ 는 입

력 영상의 스칼라 함수라 하자. 즉 $\bar{\Phi}(\mathbf{p})$ 는 \mathbf{p} 의 양자화된 색상이다. 경계조건을 지정하기 위하여 스칼라 함수 Φ^* 를 ∂R_i 에서 먼저 정의한다: 가상 픽셀 $\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}}$ 가 ∂R_i 의 강성 경계에 속한다면 $\Phi^*(\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}})$ 의 값을 $\mathbf{p} \in R_i$ 의 현재 양자화된 색상 값으로 설정한다. 그렇지 않다면, $\Phi^*(\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}})$ 의 값을 픽셀 $\bar{\Phi}(\mathbf{p})$ 와 $\bar{\Phi}(\mathbf{q})$ 의 평균값으로 설정한다. 이와 같은 평균값 설정은 연달아있는(consecutive) 세 픽셀들 \mathbf{p} , $\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}}$, \mathbf{q} 의 색을 연속적으로 변화게 한다. 마지막으로, 다음과 같은 목적함수를 최소화함으로써 R_i 의 내부를 채운다:

$$\mathcal{J}(\Phi) = \sum_{(\mathbf{p},\mathbf{q}) \cap R_i \neq \emptyset} (\Phi(\mathbf{p}) - \Phi(\mathbf{q}))^2 + \sum_{\mathbf{p} \in R_i} w(\mathbf{p})(\Phi(\mathbf{p}) - \bar{\Phi}(\mathbf{p}))^2. \tag{1}$$

여기에서 ∂R_i 에 속한 모든 가상 픽셀 $\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}}$ 의 스칼라 함수 값 $\Phi(\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}})$ 는 $\Phi^*(\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}})$ 와 같다. (\mathbf{p},\mathbf{q}) 는 \mathbf{p} 와 $\mathbf{q} \in N(\mathbf{p})$ 의 픽셀 쌍을 나타내고 $w(\mathbf{p})$ 는 가중치 함수(weight function)다. 위 식의 첫 번째 항은 R_i 에 속한 픽셀들의 연속성을 위한 것이며, 이는 경계 ∂R_i 근처 픽셀들에서 더 중요하다. 두 번째 항은 픽셀들이 원본 색을 유지하게 하며, 경계 ∂R_i 로부터 멀리 떨어진 픽셀들에서 더 중요하다.

가중치 함수 $w(\mathbf{p})$ 는 R_i 에 속한 픽셀 \mathbf{p} 로부터 경계 ∂R_i 까지의 최단거리 $d(\mathbf{p})$ 에 기반하여 정의된다. $d(\mathbf{p})$ 는 푸아송 방정식(Poisson equation)을 이용해서 다음과 같이 계산할 수 있다[15]:

$$\Delta d(\mathbf{p}) = 1 \text{ over } R_i \text{ with } d_{\partial R_i} = 0. \tag{2}$$

여기에서 $\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ 는 라플라스 연산자(Laplacian operator)다. $w(\mathbf{p})$ 는 $d(\mathbf{p})$ 를 종모양(bell-shaped) 함수로 정규화해서 계산할 수 있다:

$$w(\mathbf{p}) = \omega \cdot \left(\frac{1 - \exp(-d(\mathbf{p})/d_{\max})}{1 - \exp(-1)} \right). \tag{3}$$

여기에서 $d_{\max} = \max_{\mathbf{p} \in R_i} d(\mathbf{p})$ 이고, ω 는 식 (1)에서 원본 유지 항의 전체적인 영향력을 조절하는 상수이다. $w(\mathbf{p})$ 의 예제는 그림 3(c)에서 볼 수 있다.

식 (1)의 해는 R_i 에 속한 모든 픽셀 \mathbf{p} 에 대해서 다음의 연립 선형 방정식을 만족한다:

$$|N_{\mathbf{p}}| \Phi(\mathbf{p}) - \sum_{\mathbf{q} \in N_{\mathbf{p}} \cap R_i} \Phi(\mathbf{q}) + w(\mathbf{p})(\Phi(\mathbf{p}) - \bar{\Phi}(\mathbf{p})) = \sum_{\mathbf{q} \in N_{\mathbf{p}} \cap \partial R_i} \Phi^*(\mathbf{v}_{\mathbf{p},\mathbf{q}})$$

영역 R_i 에 대한 위의 식들을 조합하면 다음과 같은 선형 시스템을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{A}_i \mathbf{x}_i = \mathbf{b}_i. \tag{4}$$

\mathbf{x}_i 는 영역 R_i 의 모든 미지의 영상 함수값 Φ 로 구성되어 있고, \mathbf{A}_i 는 희박 대칭 양의 정부호 행렬(sparse

1) 본 논문의 모든 실험은 사람의 시각 시스템을 반영하도록 설계된 CIE-Lab 색상 공간에서 수행되었다.

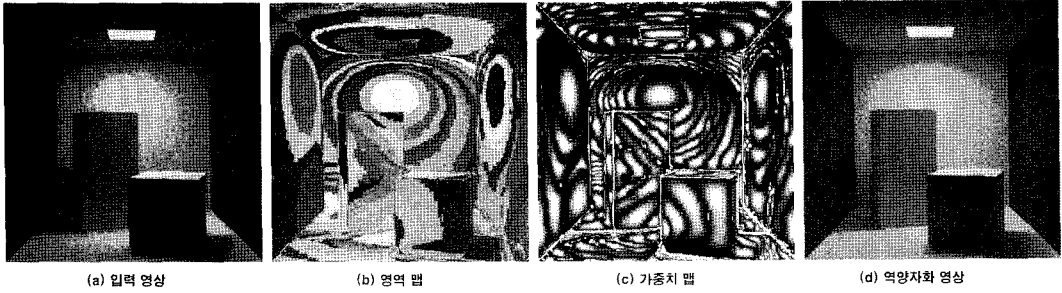


그림 3 최적화 기법을 이용한 영상 역양자화의 예제. (a) 입력 영상. (b) 단일색 영역의 색인된 영상. (c) 경계까지의 최단거리에 기반한 가중치 함수 $w(\mathbf{p})$. (d) 가중치 함수를 이용한 최적화 기법으로 역양자화한 영상

symmetric positive-definite matrix)이다. 여기서 경계 ∂R_i 에서의 영상 함수값 ϕ 는 식 (1)에서 지정된 바와 같이 ϕ^* 와 같고 \mathbf{b}_i 에만 포함되어 있다는 사실에 주목하기 바란다. 따라서 모든 영역에 대해서 식 (4)와 같은 형태의 선형 시스템을 독립적으로 세우고, 이들을 하나의 매우 큰 희박 대칭 양의 정부호 선형 시스템으로 만든 후 [8,16]에서 사용된 방법을 이용하여 빠르게 해를 구한다.

그림 1은 영상 역양자화에 대한 예제를 보여준다. 빨간색에 녹색으로 서서히 변하는 농담(gradation)을 가진 영상을 Adobe Photoshop을 이용하여 만든 후 이를 여덟 색으로 양자화하였다. 본 논문에서 제안한 역양자화 기법은 역양자화 영상과 원본 영상에서의 농담의 차이를 거의 찾아볼 수 없다는 점에서 원본의 농담을 성공적으로 복원하였다. 이 예제에서는 연속적인 색상 변화를 허용하는 연성 경계들만 있다. 그림 3은 색상 양자화된 입력 영상이 연성 경계 뿐 아니라 강성 경계를 가진 보다 복잡한 예제를 보여준다. 역양자화 영상의 강성 경계에서 불연속성이 성공적으로 유지됨을 확인할 수 있다. 또한, 역양자화는 점진적(progressive) n 비트 양자

화를 사용하는 네트워크 기반의 영상 전송 기법에도 적용될 수 있다. 이 기법에서는 영상을 점진적으로 향상시키기 위해 각 색상 채널별로 최상위 비트에서 시작하는 연속된 n 비트를 사용한다. 그림 4는 본 논문의 역양자화 기법은 각 픽셀에 대해서 채널당 3 비트만을 사용하여도 매우 좋은 품질의 영상을 만들어낼 수 있다는 것을 보여준다.

2.3 반복 정련

식 (4)를 사용하여 역양자화한 영상 ϕ 는 재양자화되지 못할 수도 있다. 즉, 입력 영상 $\bar{\phi}$ 의 대표색을 이용하여 ϕ 를 재양자화하면, $\phi(\mathbf{p})$ 와 $\bar{\phi}(\mathbf{p})$ 가 항상 같은 보로노이 셀에 있다고 보장할 수 없기 때문이다. 이러한 문제는 보로노이 셀을 벗어난 픽셀들에 대해서 식 (1)의 가중치 함수 $w(\mathbf{p})$ 를 반복적으로 일정량 증가시켜서 해결할 수 있다: 먼저 ϕ 를 계산한 후 이를 재양자화하여 ϕ^R 을 구한다. 보로노이 셀을 벗어난 픽셀 \mathbf{p} 에 대해 즉, $\phi^R(\mathbf{p}) \neq \bar{\phi}(\mathbf{p})$ 이면 $w(\mathbf{p})$ 값을 높여준다. 이 과정을 ϕ^R 과 $\bar{\phi}$ 가 같아질 때까지 반복한다. 가중치 함수 $w(\mathbf{p})$ 는 반복 정련(iterative refinement)되어 감에 따라 불연속성을 가질 수 있지만, $J(\phi)$ 의 연속성 향 때문에 문제가

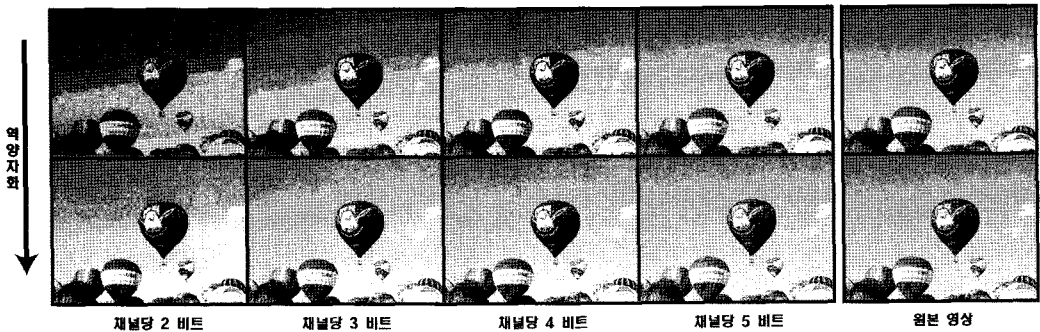


그림 4 영상 역양자화는 양자화된 영상에서 색의 연속적인 변화를 복구한다. 본 논문에서 제안한 방법을 적은 수의 채널당 비트를 사용한 윗줄의 영상 복원에 적용하여 얻은 아랫줄의 영상은 색의 연속적인 변화를 보인다.

되지 않았다.

모든 실험에서 2회에서 6회의 반복 정련을 통해 재양자화 가능한 영상을 얻을 수 있었다. 식 (1)의 원본 유지 항에서 가중치 값 ω 를 크게 할수록 보로노이 셀을 벗어난 픽셀의 수를 더욱 빠르게 감소시킬 수 있다(그림 5(a) 참조). 하지만, 너무 큰 ω 는 대표색을 유지하려는 경향을 너무 강하게 하여 좋지 않은 결과를 초래할 수 있다. 반면, 너무 작은 ω 는 대표색을 유지하려는 경향이 작아 색상의 연속성만을 보장한다.

본 논문에서는 역양자화한 영상과 원본 영상의 차이를 측정하기 위해 평균 제곱 오차(mean squared error, MSE)를 사용했다. 그림 5(b)는 평균 제곱 오차와 로그 스케일(log scale) 가중치에 관한 그래프를 보여준다. 흥미롭게도 평균 제곱 오차가 가장 낮은 $\omega=0.5$ 일 때의 영상(그림 6(a))보다 $\omega=0.01$ 일 때의 영상(그림 6(b))이 더 좋아 보인다. 사람의 시각 시스템은 영상의 부드러운 부분에서 나타나는 불연속성에 더욱 민감한데 반하여[17], 평균 제곱 오차는 이를 반영하고 있지 않기 때문이다.

그림 7은 반복 정련을 통해 역양자화한 영상을 보여준다. 표 1은 원본 영상에 대한 입력 영상과 역양자화 영상의 평균 제곱 오차를 보여준다. 이 실험에서는 역양자화 영상의 시각적 품질을 향상시키기 위해 노력했고, 그에 따른 가중치는 $\omega=0.01$ 이었다. 보다 작은 평균 제곱 오차를 가진 영상을 만들어낼 수 있었지만, 그림 7의 결과 영상들보다 시각적 품질이 좋지 않았다.

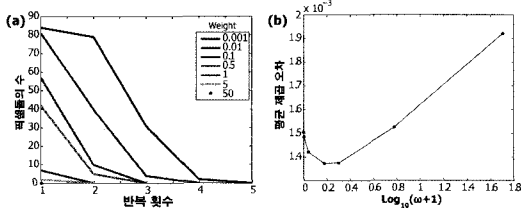


그림 5 다양한 가중치 값에 따른 역양자화. (a) 보로노이 셀을 벗어난 픽셀의 수 대비 반복 횟수. (b) 평균 제곱 오차 대비 로그 스케일가중치

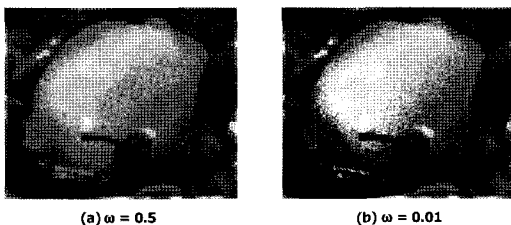


그림 6 가중치 대 시각적 품질. (a) 가장 작은 평균 제곱 오차 영상. (b) 시각적으로 가장 보기 좋은 영상

표 1 그림 7 예제들의 원본 영상에 대한 입력 영상과 역양자화 영상의 평균 제곱 오차

그룹	평균 제곱 오차(MSE)		반복 횟수
	입력 영상	역양자화 영상	
7(a)	0.0021	0.0015	5
7(b)	0.0096	0.0073	5
7(c)	0.0012	0.0012	6
7(d)	0.0090	0.0088	5
7(e)	0.0034	0.0031	6

2.4 대화형 주석

영상 공간에서 인접한 두 영역 사이의 경계를 색상 공간에서의 인접 관계만을 이용하여 연성이나 강성으로 분류하였다. 하지만 때로는 이렇게 분류된 경계의 속성을 대화적으로 재설정할 필요가 있다. 예를 들어 그림 8에서 양모는 양자화된 영상에서도 매우 세부적인 변화를 보여주고 있지만, 역양자화 영상에서는 이러한 세부적인 변화가 사라진다. 이는 양모의 양자화된 색에 해당하는 보로노이 셀들이 색상 공간에서 인접하기 때문이다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 색상 공간에서의 인접 관계를 재설정하는 대화형 주석(interactive annotation)을 도입한다. 자홍색 브러시(brush)는 브러시로 칠한 색들에 해당하는 보로노이 셀들은 서로 인접하지 않는다는 주석을 달기 위한 것이다. 파란색 브러시는 이와 반대로 인접하지 않은 보로노이 셀들을 인접한 것처럼 처리하기 위한 것이다.

주석을 이용한 대화적 역양자화는 예술가가 사뭇 유사하지만 조금은 다른 색으로 물체를 채색하기 위해 대표색을 매우 조심스럽게 선택하는 만화나 예술적 삽화 등에도 사용될 수 있다. 그림 9는 주석을 이용하여 대화적으로 역양자화한 만화 영상을 보여준다. 이 예제에서는 경계의 속성을 영상 공간에서만 재설정하는 브러시를 새롭게 도입하였다. 녹색(빨간색) 브러시로 주석을 단 경계는 강성 경계(연성 경계)로 바뀐다. 만화 채색된 영상들에서 강성 경계는 그림 10에서와 같이 결과 영상을 장식하는 용도로도 사용될 수 있다.

3. 결론

본 논문에서는 단일 색상 비중첩 영역들로 분할된 색상 양자화된 입력 영상을 색상 양자화 방법에 대한 선행 지식 없이 복원하는 새로운 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 영상 공간에서 뿐 아니라 색상 공간에서 단일 색상 영역들의 인접 관계를 고려함으로써 영역의 경계를 연성 경계와 강성 경계로 분류한다. 이러한 분류하에 최적화기술을 사용하여 픽셀들이 강성 경계에서의 불연속성 및 대표색을 유지하며, 단일 색상 영역에서 뿐 아니라 연성 경계를 가진 영역들 사이에서는 연속적인



그림 7 사용자의 간섭 없이 자동으로 역양자화한 예제들

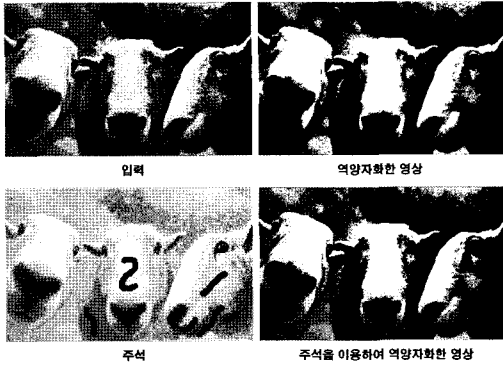


그림 8 주석을 이용한 대화적 역양자화

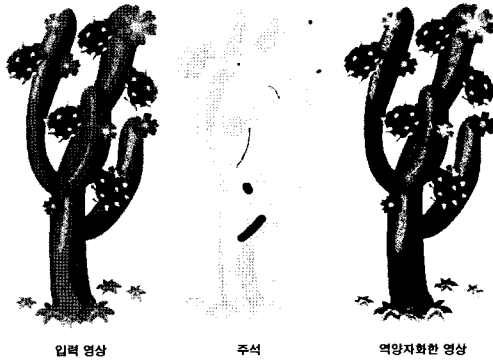


그림 9 만화 채색 영상의 대화적 역양자화

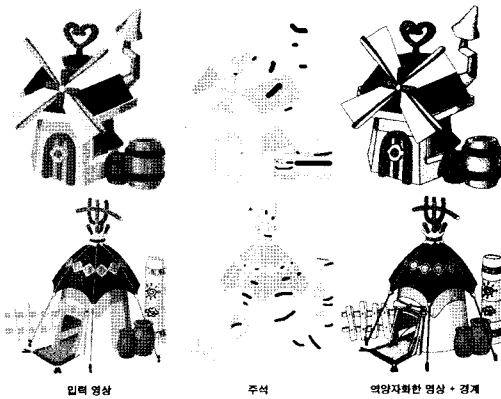


그림 10 만화 채색을 위한 강성경계의 활용

색상 변화를 가지도록 하였다. 또한, 경계의 속성에 대한 분류를 재설정하기 위한 대화형 주석을 제공한다. 사용자는 단일 색상 영역들 위에 브러시를 칠함으로써 경계에 대한 분류를 선택적으로 재설정할 수 있다. 마지막으로, 사진, 만화, 예술적 삽화 등의 다양한 예제에 영상 역양자화를 적용함으로써 제안된 기법의 유용성을 보였다.

참고 문헌

- [1] M. Ben-Ezra and S. K. Nayar, "Motion-based Motion Deblurring," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.26, No.6, pp. 689-698, 2004.
- [2] N. P. Galatsanos and R. T. Chin, "Restoration of color images by multichannel Kalman filtering," IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.39, No.10, pp. 2237-2252, 1991.
- [3] T. Weissman, E. Ordentlich and G. Seroussi, "Universal discrete denoising: Known channel," IEEE Transactions on Information Theory, Vol.51, No.1, pp. 5-28, 2005.
- [4] W. T. Freeman, T. R. Jones and E. C. Pasztor, "Example-based super-resolution," IEEE Computer Graphics and Applications, Vol.22, No.2, pp. 56-65, 2002.
- [5] E. Shechtman, Y. Caspi and M. Irani, "Spacetime super-resolution," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.27, No.4, pp. 531-545, 2005.
- [6] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, "Image inpainting," In Proc. ACM SIGGRAPH, pp. 417-424, 2000.
- [7] I. Drori, D. Cohen-or and H. Yeshurun, "Fragment-based image completion", ACM-Transactions on Graphics, Vol.22, No.3, pp. 303-312, 2003.
- [8] A. Levin, D. Lischinski and Y. Weiss, "Colorization using optimization," ACM Transactions on Graphics, Vol.23, No.3, pp. 689-694, 2004.
- [9] T. Welsh, M. Ashikhmin and K. Mueller, "Transferring color to greyscale images," ACM Transactions on Graphics, Vol.21, No.3, pp. 277-280, 2002.
- [10] Y. Li, L. Sharan and E. H. Adelson, "Compressing and companding high dynamic range images with subband architectures," ACM Transactions on Graphics, Vol.24, No.3, pp. 836-844, 2005.
- [11] D. V. D. Ville, M. Nachtgael, D. V. Der Weken, E. E. Kerre, W. Philips and I. Lemahieu, "Noise reduction by fuzzy image filtering," IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol.11, No.4, pp. 429-436, 2003.
- [12] S. Borman, R and Stevenson, "Spatial Resolution Enhancement of Low-resolution Image Sequences - A Comprehensive Review with Directions for Future Research," Technial report, Laboratory for Image and Signal Analysis (LISA), University of Notre Dame, 1998.
- [13] S. Baker and T. Kanade, "Hallucinating faces," In Proc. the Fourth International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Grenoble, France, 2000.
- [14] Y.-H. Fung and Y.-H. Chan, "An iterative algorithm for restoring color-quantized images," In Proc. International Conference on Image Processing,

pp. 313-316, 2002.

- [15] L. Gorelick, M. Galun, E. Sharon, R. Basri and A. Brandt, "Shape representation and classification using the poisson equation," In Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 61-67, 2004.
- [16] P. Perlez, M. Gangnet and A. Blake, "Poisson image editing," ACM Transactions on Graphics, Vol.22, No.3, pp. 313-318, 2003.
- [17] K. M. Kim, C. S. Lee, E. J. Lee and Y. H. Ha, "Color image quantization and dithering method based on human visual system characteristics," Journal of Imaging Science and Technology, Vol.40, No.6, pp. 502-509, 1996.



최민규

1996년 2월 한국과학기술원 전산학과 공학사. 1998년 2월 한국과학기술원 전산학과 공학석사. 2003년 2월 한국과학기술원 전산학과 공학박사. 2003년 3월~2005년 2월 서울대학교 컴퓨터학과 박사 후 연구원. 2005년 3월~현재 광운대학교 컴퓨터학과 교수. 관심분야는 변형체 애니메이션. 동작 계획, 동작 편집, 영상처리



김태훈

1997년 2월 한국과학기술원 전산학과 공학사. 1999년 2월 한국과학기술원 전산학과 공학석사. 2004년 2월 한국과학기술원 전산학과 공학박사. 현재 (주)올라웍스 연구소장. 관심분야는 계산사진학, 캐릭터 애니메이션, 비사실적 렌더링, 물

체인식



안중우

2006년 2월 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과 공학사. 2006년 3월~현재 광운대학교 컴퓨터학과 석사과정. 관심분야는 영상처리, 변형체 애니메이션. 동작 편집