

논문 2008-45SP-6-14

복수 노출을 이용한 공간 해상도와 다이내믹 레인지 향상 알고리즘

(Spatial Resolution and Dynamic Range Enhancement Algorithm using
Multiple Exposures)

최 종 성*, 한 영 석*, 강 문 기**

(Jongseong Choi, Young-seok Han, and Moon Gi Kang)

요 약

이미지 센서의 물리적 한계 가운데 공간 해상도의 제약과 다이내믹 레인지의 제약을 극복하기 위한 방법 가운데 신호처리 기법에 기반하여 여러 장의 저해상도 영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 것과, 다이내믹 레인지가 좁은 여러 장의 영상으로부터 넓은 다이내믹 레인지를 갖는 영상을 복원하는 방법이 있다. 하지만, 일반적으로 실제 영상을 획득하는 과정에서 공간 해상도와 다이내믹 레인지의 제약을 동시에 받게 되므로, 이 두 제약을 동시에 극복하는 연구가 필요하다. 본 논문에서는 영상 장치의 응답 함수의 추정과 함께 공간 해상도와 다이내믹 레인지를 동시에 향상시킬 수 있는 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 영상의 공간 해상도 제한과, 다이내믹 레인지의 제약을 포함하는 영상 획득 과정을 모델링하고, 이 영상 획득 모델을 기반으로 하여 영상 입력 장치의 응답 함수를 추정하고, 영상의 공간 해상도와 다이내믹 레인지를 동시에 향상시킬 수 있는 알고리즘을 제안한다. 실험 결과를 통해 제안된 알고리즘이 기존의 고해상도 복원 알고리즘과 와이드 다이내믹 레인지 영상 복원을 연속적으로 처리한 결과보다 시각적, 수치적으로 더 좋은 결과를 보여줌을 확인할 수 있다.

Abstract

The approaches to overcome the limited spatial resolution and the limited dynamic range of image sensors have been studied independently. A high resolution image is reconstructed from multiple low resolution observations and a wide dynamic range image is reconstructed from differently exposed multiple low dynamic range images based on signal processing approach. In practical situations, it is reasonable to address them in a unified context because the recorded image suffers from limitations of both spatial resolution and dynamic range. In this paper, the image acquisition process including limited spatial resolution and limited dynamic range is modelled. With the image acquisition model, the response function of the imaging system is estimated and the single image of which spatial resolution and dynamic range are simultaneously enhanced is obtained. Experimental results indicate that the proposed algorithm outperforms the conventional approaches that perform the high resolution and wide dynamic range reconstruction sequentially with respect to both objective and subjective criteria.

Keywords : Image Reconstruction; Dynamic Range; Spatial Resolution; Camera Response Function

* 학생회원, ** 정회원, 연세대학교 전기전자공학과
TMS 정보기술사업단
(School of Electrical and Electronic Engineering,
Yonsei University)

※ 본 연구는 문화관광부 및 정보통신연구진흥원의 IT
핵심기술개발사업[2008-F-031-01, 영상 및 비디오
콘텐츠를 위한 계산사진학 기술 개발]과 서울시 산
학연협력사업으로 구축된 서울 미래형콘텐츠컨버전
스 클러스터 지원 사업의 일환으로 수행되었음.

접수일자: 2008년4월29일, 수정완료일: 2008년10월10일

I. 서 론

최근 이미지 센서 기술과 디지털 영상의 저장과 전송을 위한 기술의 발달은 디지털 영상이 다양한 분야에 이용될 수 있는 계기를 마련해 주었다. 이러한 디지털 영상의 사용은 의료 영상기기, 보안 카메라, 과학 연구 분야와 같은 전문 분야에서부터, 방송 시스템과 가전제

품과 같이 실생활에 밀접한 부분까지 이르고 있다. 하지만 디지털 영상 장치는 이미지 센서의 물리적 한계에 의해 공간 해상도(spatial resolution)와 다이내믹 레인지(dynamic range)가 제약되게 된다.

디지털 영상에서의 공간 해상도는 단위 면적 당 화소의 수를 말하며, 이는 영상 내에 포함되어 있는 정보(information)의 양을 결정하는 중요한 요인이다. 하지만, 이미지 센서가 포토다이오드의 공간배열로 구성되어 있기 때문에 이 포토다이오드의 수에 의해 센서의 공간 해상도가 제한된다. 또한, 디지털 영상을 기록하는 과정에서 발생하는 초점의 불일치나 광학계의 수차와 같은 광학적 왜곡과 제한된 셔터 스피드로 인한 움직임 블러(motion blur), 센서의 기록과 영상의 전송 과정에서 발생하는 노이즈로 인해 영상의 품질이 훼손되게 된다. 따라서 고해상도(high resolution)라는 의미는 단순히 단위 면적당 화소의 수가 많다는 것이 아니라, 시각적으로 얼마나 더 선명하고 깨끗한가하는 것으로 확장되어야 한다. 이와 같은 고해상도 영상은 저해상도(low resolution) 영상에 비해 많은 정보를 포함하기 때문에 다양한 응용 분야에서 고해상도 영상의 획득은 매우 중요하다.

이미지 센서의 다이내믹 레인지는 센서가 반응하는 빛의 밝기의 분포를 의미한다. 실공간의 빛의 밝기는 매우 넓게 분포하는 반면 이미지 센서의 다이내믹 레인지는 제한되어 있기 때문에 센서의 다이내믹 레인지를 넘어서는 빛의 밝기가 분포하는 장면을 디지털 영상으로 받아들일 때, 빛이 강한 영역이나 약한 영역, 때로는 두 영역 모두에서 정보의 손실이 발생하게 된다. 게다가, 아날로그-디지털 변환기(analog-to-digital converter, ADC)의 용량이 제한되어 있기 때문에 양자화를 통한 양자화 오류가 발생하게 되고, 이로 인해 정보의 손실이 발생한다. 이렇게 제한된 센서의 다이내믹 레인지와 ADC의 용량 제한으로 기록된 좁은 다이내믹 레인지(narrow dynamic range) 영상에서 발생하는 정보의 손실을 줄이기 위해 와이드 다이내믹 레인지(wide dynamic range) 영상 시스템이 필요하다.

제한된 공간 해상도와 다이내믹 레인지를 극복하기 위한 연구는 크게 두 가지로 구분되어진다. 하나는 소자 물리와 회로 기술에 기반을 둔 방법이며, 다른 하나는 신호 처리적인 측면에서 접근하는 방법이다. 소자 물리에 기반을 두고 공간 해상도를 향상시키기 위해서는 센서의 집적도를 높여 동일 면적에 보다 많은 화소를 포함시키는 것이다. 이 경우 한 화소의 수평 면적이 감소

하게 되어 노이즈가 증가하고, 다이내믹 레인지가 좁아진다. 신호 처리적인 측면에서는 여러 장의 저해상도 영상으로부터 한 장의 고해상도 영상을 복원하는 초해상도 영상복원(super-resolution image reconstruction)이 연구되어 왔다^[1~9]. 초해상도 영상 복원은 동일한 장면을 촬영한 여러 장의 저해상도 영상의 부화소 단위의 움직임 정보에 기반하여 고해상도 영상을 복원하는 방법으로, 부화소 단위의 움직임 정보를 이용하여 비균일 보간법(nonuniform interpolation)을 적용하는 방법^[2]과, 각 저해상도 영상을 주파수 영역에서 분석하여 고해상도 영상을 복원하는 방법^[3~4]을 비롯하여, 정규화에 기반한 방법^[5~7]과 POCS(projection onto convex sets)에 기반한 방법^[8~9] 등이 있다. 영상 센서의 다이내믹 레인지를 향상시키기 위해서는 소자 물리 차원에서 새로운 센서 구조가 제안되었지만, 센서의 구조가 복잡해져 고화소의 집적이 어려워지는 문제가 발생한다. 이를 극복하기 위해 기존의 센서를 이용하여 촬영한 노출이 다른 여러 장의 영상으로부터 한 장의 와이드 다이내믹 레인지 영상을 신호 처리 방법을 이용해서 복원하는 방법도 연구가 되어 왔다^[10~15].

하지만, 일반적으로 영상 획득 과정에서 공간 해상도의 제약과 제한된 다이내믹 레인지는 동시에 발생할 수 있는 문제이기 때문에 두 제약을 동시에 극복할 수 있는 연구가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 기존의 초해상도 영상 복원 알고리즘을 다이내믹 레인지로 확장하여 공간 해상도와 다이내믹 레인지를 동시에 향상시킬 수 있는 영상 복원 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 제한된 공간 해상도와 다이내믹 레인지의 제약으로 인한 정보의 손실이 발생하는 이미지 획득 과정을 모델링하고 영상 시스템의 응답 함수 추정과 영상의 해상도 및 다이내믹 레인지를 동시에 향상시키게 된다. 복원 과정에서 영상 시스템의 응답 함수는 매 반복시에 다시 추정을 하게 된다.

본 논문은 II장에서 부화소 단위의 움직임 정보와 상반칙 원리를 이용하여 공간 해상도의 제한과 다이내믹 레인지의 제약이 동시에 포함된 이미지 획득 과정을 모델링하고, 이를 기반으로 하여 영상 시스템의 응답 함수를 추정하고 영상의 공간 해상도와 다이내믹 레인지를 동시에 향상시킨 영상을 획득할 수 있는 알고리즘을 제안한다. III장에서는 실험적으로 획득한 영상에 대하여 제안한 알고리즘을 적용한 실험 결과와 기존의 초해상도 영상 복원 알고리즘과 다이내믹 레인지 향상 알고리즘을 순차적으로 적용하여 공간 해상도와 다이내믹

레인을 향상시킨 결과와의 비교를 제공한다. 마지막으로 IV장에서 논문의 결론을 제시한다.

II. 제안된 공간 해상도와 다이내믹 레인지 향상 알고리즘

기존의 초해상도 영상 복원 알고리즘이 부화소 단위의 움직임 정보를 영상 획득 과정의 모델링에 반영하여 고해상도 영상의 복원을 가능하게 하는 것^[1]과 마찬가지로, 제안하는 알고리즘은 공간 해상도 향상을 위해 부화소 단위의 움직임 정보를 사용하며, 이와 함께 노출이 다른 영상 사이의 상반칙 원리를 이용하여 및 다이내믹 레인을 동시에 향상시키는 것을 목적으로 한다. 이와 같이 제한된 공간 해상도와 다이내믹 레인지에 대해 부화소 단위의 움직임 정보와 상반칙 원리를 반영한 것이 그림 1의 영상 획득 과정 모델이다. 복원하고자 하는 와이드 다이내믹 레인지(wide dynamic range, WDR)를 갖는 고해상도(high resolution, HR) 영상(WDR/HR 영상)이 $L_1N_1 \times L_2N_2$ 의 해상도를 갖는다고 할 때, 이를 사전적 배열로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T, \text{ where } N = L_1N_1 \times L_2N_2 \quad (1)$$

여기서 \mathbf{x} 는 제한된 공간 주파수를 갖는 실제 장면을 나이퀴스트 주파수 이상의 적정 주파수로 샘플링된 디지털 영상을 의미한다. L_1 과 L_2 를 각각 저해상도 영상

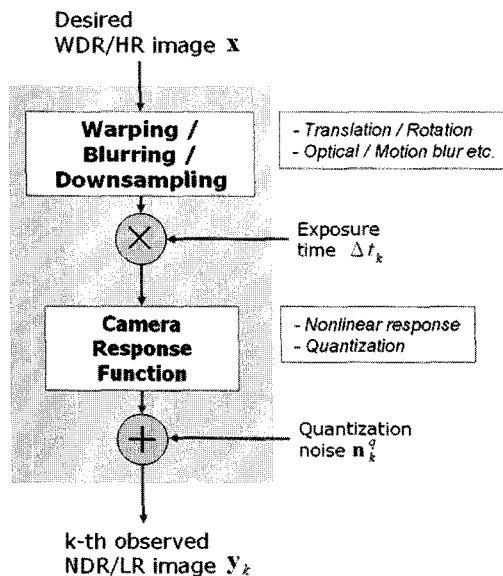


그림 1. 관측 모델의 도식
Fig. 1. The block-diagram of the observation model.

으로의 가로, 세로 방향의 다운 샘플링 비율이라 하면, 기록된 좁은 다이내믹 레인지(narrow dynamic range, NDR)의 저해상도(low resolution, LR) 영상(NDR/LR영상)은 $N_1 \times N_2$ 의 해상도를 갖게 된다. 또한 이 영상들을 노출 시간을 달리하여 총 p 장을 기록한다고 할 때, Δt_k 의 노출 시간으로 기록된 k 번째 영상을 사전적 배열로 기록하면 $k = 1, \dots, p$ 에 대해 다음과 같다.

$$\mathbf{y}_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,M}]^T, \text{ where } M = N_1 \times N_2 \quad (2)$$

기록이 진행되는 중에 WDR/HR 영상이 부화소 단위의 움직임과 열화 과정 외에 변화가 없다면, Δt_k 의 노출 시간으로 촬영된 k 번째 NDR/LR 영상은 WDR/HR 영상으로부터 움직임(warping), 열화(blur)와 서브샘플링(subsampling)을 거친 후에 시스템의 응답 함수 $f(\cdot)$ 을 거친 결과가 된다. 이 때 이미지 센서의 노출치(exposure value)는 이미지 센서에 입사한 광량 r 과 노출 시간 Δt 으로 주어진다. 상반칙 원리^[16]를 이용한다. 상반칙 원리에 따라서 기록된 영상의 화소값은 응답 함수 $f(\cdot)$ 를 통해 노출치 $r\Delta t$ 에 대해 이미지 센서의 광학 밀도가 양자화(quantization)된 값이다. 이 응답 함수 $f(\cdot)$ 는 보통 허터-드리필드 곡선(Hurter-Driffeld curve)으로 불리우며, 일반적으로 그림 2와 같이 s-형 곡선으로 주어진다. 여기에 양자화 과정에서 발생하는 양자화 오류를 고려하면 기록된 k 번째 영상의 m 번째 화소의 값은 $k = 1, \dots, p$ 과 $m = 1, \dots, M$ 에 대해 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y_{k,m} = f\left(\Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n\right) + n_{k,m}^q \quad (3)$$

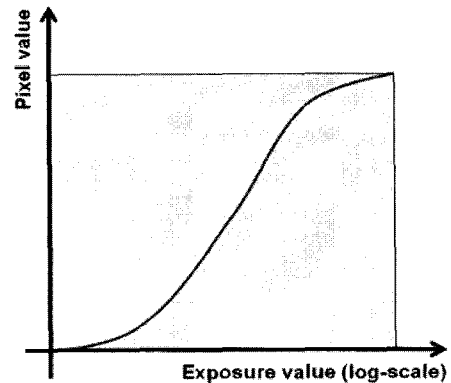


그림 2. 일반적인 형태의 허터-드리필드 곡선
Fig. 2. Typical shape of Hurter-Driffeld curve.

여기서 가중치 $w_{k,m,r}(s_k)$ 는 WDR/HR 영상 x 의 n 번째 화소가 k 번째 NDR/LR 영상의 m 번째 화소에 미치는 영향을 나타내며, 벡터 s_k 는 k 번째 NDR/LR 영상이 WDR/HR 영상 기준으로 어느 정도의 부화소 움직임 가졌는가에 대한 부화소 단위의 움직임을 나타내는 파라미터이다. 또한 $n_{k,m}^q$ 는 k 번째 NDR/LR 영상의 m 번째 화소의 양자화 오류이다.

수식 (3)의 모델링을 통해 WDR/HR 영상을 복원하기 위해서는 $f(\cdot)$ 의 역함수가 필요하다. 이미지 센서의 응답 함수를 나타내는 비선형 함수 $f(\cdot)$ 은 일반적으로 양자화 과정을 포함하기 때문에 단조 증가 함수임에도 불구하고, 역함수가 존재하지 않는다. 따라서 $f^{-1}(\cdot)$ 을 대신하여 디지털 이미지의 픽셀 값을 대응하는 양자화 구간의 중앙값으로 대응시켜 줄 함수가 필요로 하게 된다. 이러한 역할을 할 미분 가능한 단조증가 함수를 역대응 함수 $g(\cdot)$ 이라 가정하자.

이러한 역대응 함수의 정의를 수식(1)의 양변에 적용하여, 테일러 전개를 이용하면 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} g(y_{k,m}) &= g\left[f\left\{\Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n\right\} + n_{k,m}^q\right] \\ &\simeq \Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n \\ &\quad + g'(y_{k,m} - n_{k,m}^q)n_{k,m}^q \\ &\simeq \Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n + g'(y_{k,m})n_{k,m}^q \end{aligned} \quad (4)$$

이 수식 가운데 $g'(\cdot)$ 은 함수 $g(\cdot)$ 의 1차 차분이며, 둘째 항의 근사치는 테일러 전개식 중 2차 이상의 고차항을 무시함으로써 얻을 수 있다. 또한 기록된 NDR/LR 영상의 화소값 $y_{k,m}$ 에 비해 양자화 오류 $n_{k,m}^q$ 는 상대적으로 매우 작기 때문에 셋째 항과 같은 근사치를 얻을 수 있다. 여기서 $n_{k,m} = g'(y_{k,m})n_{k,m}^q$ 이라 한다면 최종적으로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$g(y_{k,m}) = \Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n + n_{k,m} \quad (5)$$

이 때 양자화 오류 $n_{k,m}^q$ 가 평균이 0이고, 분산이 σ_q^2 인 가우시안 랜덤 변수라는 일반적인 가정을 통해 $n_{k,m}$ 은 평균이 0이고, 분산이 $\sigma_{k,m}^2 = g'(y_{k,m}) \cdot \sigma_q^2$ 인 가우시안 랜덤 변수가 된다.

이러한 사전 정보와 수식 (5)을 이용하여, 제한하는

다이내믹 레인지 및 공간 해상도 동시 향상 알고리즘은 오류를 최소화하기 위해 수식 (6)과 같은 목적 함수를 최소화하는 $g(\cdot)$ 와 x 를 추정하는 문제로 귀결된다.

$$O(x) = \sum_{k=1}^p \sum_{m=1}^M \left\{ g(y_{k,m}) - \Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n \right\}^2 \quad (6)$$

WDR/HR 영상을 복원하기 위해서는 역대응 함수 $g(\cdot)$ 를 동시에 추정해야 한다. 따라서 가우스-자이델 반복법(Gauss-Seidel iteration)을 사용하여 이 두 가지를 동시에 추정한다. 가우스-자이델 반복법은 하나의 변수를 고정하고 다른 하나의 변수에 대해 목적 함수를 최소화시킨 후, 이를 만족하는 변수의 값을 산출하여 이를 고정하여 반대의 변수에 대해 목적 함수를 최소화하는 과정을 반복하는 방법이다.

먼저 수식 (6)을 최소화하는 x 를 추정하기 위해 $g(\cdot)$ 를 1차 함수로 고정하고, x 에 대해 기울기 하강 탐색법(gradient descent)을 사용한다. i 번째 반복 과정에서 추정된 x^i 의 n 번째 화소는 다음 수식 (5)와 같이 추정할 수 있다.

$$x_n^i = x_n^{i-1} - \alpha \frac{\partial O(x)}{\partial x_n} \quad (7)$$

여기서 α 는 고정된 값을 사용하거나, 반복 과정 중에 적응적으로 바꾸어 사용할 수 있는 스텝 사이즈이고, x_n 에 대한 $O(x)$ 의 편미분은 수식 (6)에서 다음과 같이 유도된다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial O(x)}{\partial x_n} &= -\Delta t_k \sum_{k=1}^p \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k) \times \\ &\quad \left\{ g(y_{k,m}) - \Delta t_k \sum_{r=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_r \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

이렇게 수식 (7)에 의해 추정된 x 를 고정하고, 가우스-자이델 반복법에 근거하여 역대응 함수 $g(\cdot)$ 를 구하기 위해 수식 (4)을 최소화하는 $g(\cdot)$ 을 추정한다. 영상 시스템에서 화소의 밝기는 유한하기 때문에 $g(\cdot)$ 의 추정은 이 유한한 값에 대응하는 양자화 구간의 중간값을 추정하는 과정이 되며, 수식 (6)을 각 화소의 밝기에 따른 $g(z)$ 에 대해 편미분하면 밝기가 다른 화소에 의한 $g(\cdot)$ 은 상수가 되고, 결과적으로 다음과 같은 수식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial O(x)}{\partial g(z)} &= \sum_{(k,m) \in \{(k,m)|y_{k,m}=z\}} \\ &\quad \left\{ g(y_{k,m}) - \Delta t_k \sum_{n=1}^N w_{k,m,n}(s_k)x_n \right\} \end{aligned} \quad (9)$$

이를 통해, $O(x)$ 를 최소화하는 $g(z)$ 는 다음과 같이 유도된다.

$$g(z) = \frac{\sum_{(k,m) \in \{(k,m) | y_{k,m} = z\}} \Delta t_k \sum_{r=1}^N w_{k,m,n}(s_k) x_n}{\sum_{(k,m) \in \{(k,m) | y_{k,m} = z\}} 1} \quad (10)$$

제안하는 알고리즘은 이렇게 하여 하나의 반복 과정을 완성하게 되며, 이렇게 추정된 역대응 함수 $g(\cdot)$ 를 고정하여 다시 WDR/HR 영상 x 에 대한 gradient descent 추정을 반복 수행한다.

복원 과정에서 WDR/HR 영상 x 와 역대응 함수 $g(\cdot)$ 의 변수들은 알고 있거나, 사전에 추정이 되어야 한다. 행렬 W_k 는 HR영상으로부터 LR 영상으로의 서브 샘플링 정보, 광학계 및 이미지 센서의 열화에 대한 점확산함수(point spread function, PSF), 부화소 단위의 움직임 정보를 포함하는 정보가 필요하며, 노출 시간인 Δt_k 에 대한 정보 역시 사전에 필요하다. 제안하는 알고리즘에서 이러한 변수들은 사전에 알고 있는 것으로 가정하여, WDR/HR 영상 x 와 역대응 함수 $g(\cdot)$ 를 복원한다.

III. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 서로 다른 노출로 촬영된 NDR/HR영상을 제안한 이미지 획득 과정의 모델링과 같도록 부화소 단위의 움직임, 열화, 서브 샘플링을 거쳐 NDR/LR 영상을 만들고 이를 통해 HDR/HR영상으로 복원하였다. 역대응 함수 $g(\cdot)$ 의 수렴속도는 x 의 수렴속도에 비해 매우 빠르므로, 알고리즘의 중단 조건은 x 에 의한 것만 사용하였으며, 그 조건은 다음과 같다.

$$\|x^{n+1} - x^n\| / \|x^n\| \leq 10^{-6} \quad (11)$$

640×428 해상도를 갖는 노출이 서로 다른 4장의 NDR/HR “train”영상에 각각 4개의 다른 부화소 단위 움직임을 주고, 분산이 1.0인 3×3 가우시안 블러를 적용하고 가로, 세로 방향으로 각각 2의 비율로 다운 샘플링하여 총 16장의 NDR/LR 영상을 얻었다. 그림 3에 노출이 서로 다른 NDR/LR 영상 4장을 예시하였다. 이 영상들을 이용하여 제안한 알고리즘으로 역대응 함수 $g(\cdot)$ 와 WDR/HR 영상 x 를 복원하였다.

추정된 $g(\cdot)$ 의 결과는 그림 4와 같다. $g(\cdot)$ 는 각

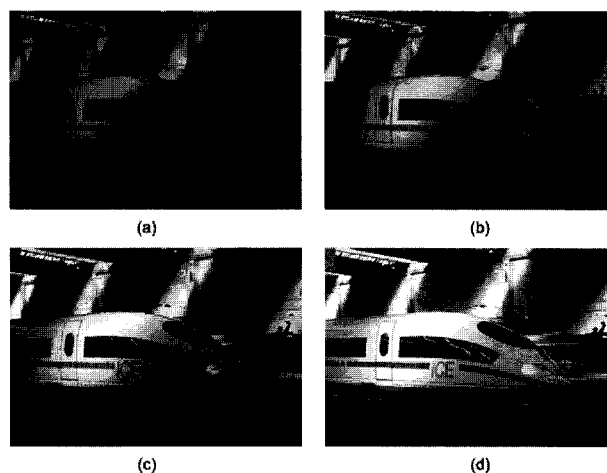


그림 3. 4장의 320×214 NDR/LR train 영상
Fig. 3. Four 320×214 NDR/LR train images

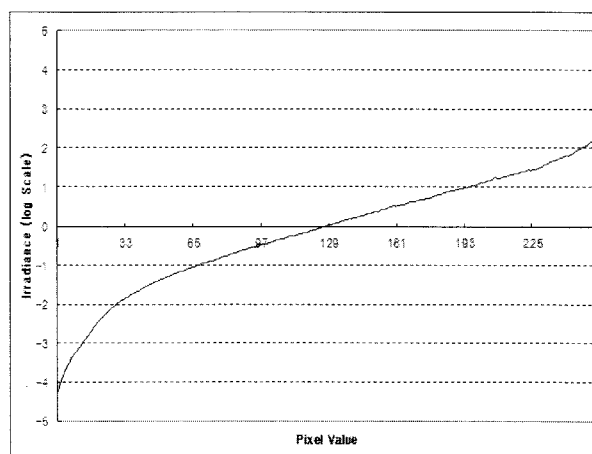


그림 4. 제안된 알고리즘을 추정된 역대응 함수
Fig. 4. Estimated inverse mapping function by proposed algorithm.

NDR/LR 영상의 화소값을 복원될 WDR/HR 영상의 화소값으로 대응시키는 역할을 하기 때문에, $g(\cdot)$ 의 급격한 변동은 복원된 WDR/HR 영상의 일부분에서 화소의 값이 역전되는 현상을 발생시킬 수 있다. 그림 4에서 확인할 수 있듯이 제안된 알고리즘으로 추정된 $g(\cdot)$ 는 이러한 급격한 오르내림이 없고, 따라서 좀 더 정확한 WDR/HR 영상의 복원을 가능하게 해 준다.

복원된 WDR/HR “train” 영상은 그림 5와 같다. 복원된 영상은 기존의 이미지 시스템의 표현 범위에 해당하는 정수 값이 아닌 비정수 결과이기 때문에 시각화하기 위해 복원된 WDR/HR 영상의 화소값을 로그 대응을 이용해 8-bit 이미지 시스템 영상으로 만들었다. 복원된 영상의 해상도는 원 영상과 같은 640×428이며, 부화소 단위의 움직임 정보를 정확하게 이용하여 공간 해상도를 효과적으로 향상시키는 것은 물론 영상의 압부

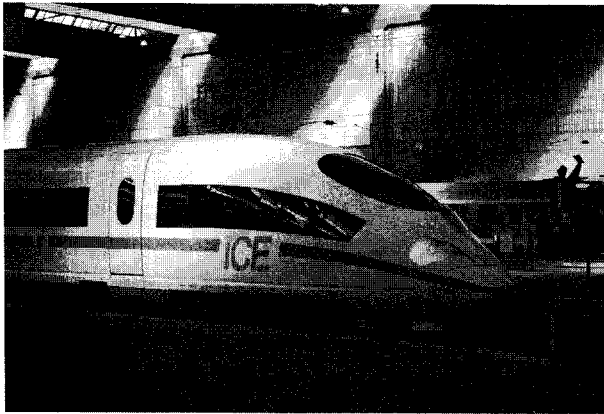


그림 5. 복원된 640×428 WDR/HR train 영상.
 Fig. 5. Reconstructed 640×428 WDR/HR train image.

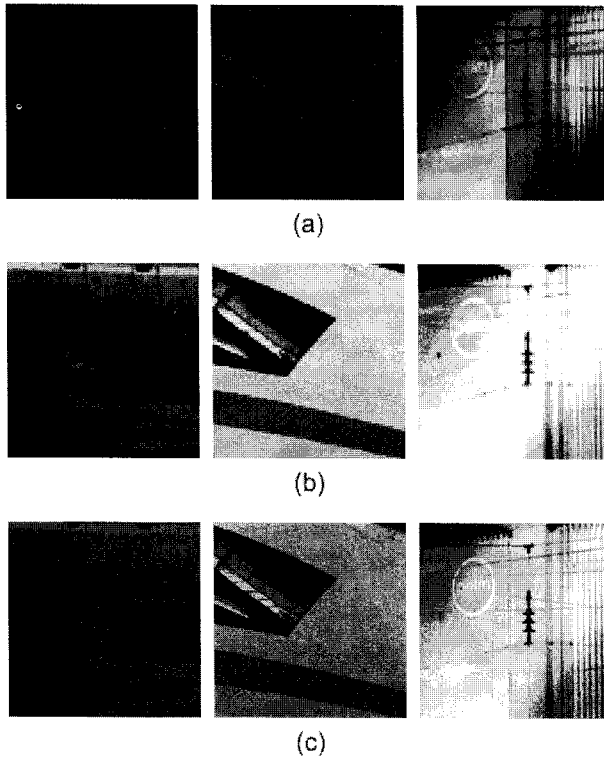


그림 6. 복원에 사용된 NDR/LR 영상의 일부와 복원된 WDR/HR 영상의 부분 확대. (a) 그림 3. (a)의 부분 확대, (b) 그림 3. (d)의 부분 확대, (c) 복원된 WDR/HR 영상의 부분 확대

Fig. 6. Partially magnified NDR/LR images and reconstructed WDR/HR image. (a) Partially magnified image of Fig. 3 (a). (b) Partially magnified image of Fig. 3 (d). (c) Partially magnified image of reconstructed WDR/HR image.

와 명부에 걸쳐 분포된 정보를 효율적으로 잘 표현해 주고 있는 것을 그림 6의 확대 영상을 통해 확인할 수 있다. 이 이상의 해상도 향상은 부화소 단위의 움직임 정보를 증가시키므로써 가능하다.



(a)



(b)



(c)

그림 7. 기존 방법과의 비교를 위한 결과 영상의 부분 확대. (a) 제안한 방법으로 처리한 결과의 부분 확대, (b) CM1으로 처리한 결과의 부분 확대, (c) CM2로 처리한 결과의 부분 확대

Fig. 7. Partially magnified result images. (a) Partially magnified result image by PM. (b) Partially magnified result image by CM1. (c) Partially magnified result image by CM2.

하지만, 이러한 실험방법으로는 제안된 알고리즘이 기존 알고리즘에 비해 어느 정도의 수치적인 향상이 있는지 확인하기 어렵기 때문에, 이를 위해 다음과 같은 실험으로 수치적인 향상을 측정하였다. 그림 5와 같이 이미 복원된 WDR/HR “train” 영상으로부터, NDR/LR 영상을 생성하고, 이로부터 역대응 함수 $g(\cdot)$ 와 WDR/HR 영상 x 를 다시 복원하여 두 영상간의 PSNR을 측정하였다. NDR/LR 영상을 만들기 위해, 각각 9개의 다른 부화소 단위 움직임을 주고, 분산이 1.0인 3×3 가우시안 블러를 적용하고 가로, 세로 방향으로 각각 3의 비율로 다운 샘플링한 후 상대적인 노출시간을 1, 1/2, 1/4, 1/8로 하여 6-bit로 다이내믹 레인지를 제한한

표 1. 기존 알고리즘과 제안된 알고리즘에 의해 복원된 영상의 PSNR

Table 1. PSNR comparisons between the proposed and conventional methods.

	CM1	CM2	PM
PSNR	29.28	33.51	36.16

총 36장의 NDR/LR 영상을 얻었다. 이를 제안된 알고리즘으로 복원한 결과(PM)와 알고리즘 성능 비교를 위해 NDR/LR 영상을 2차 보간(bicubic interpolation)하여 NDR/HR 영상을 만든 후 다이내믹 레인지 확장 알고리즘을 순차적으로 적용한 결과(CM1), MAP를 이용한 초해상도 영상 복원 알고리즘^[7]을 적용하여 공간 해상도를 향상하고, 다이내믹 레인지 확장 알고리즘^[15]을 순차적으로 적용한 결과(CM2)와 비교하였다. 그림 7의 부분 확대 영상을 통해 시각적인 향상 결과를 확인할 수 있으며, 수치적 검증은 위해 이미 복원된 WDR/HR "train" 영상에 대해 Peak-to-peak Signal to Noise Ratio (PSNR)을 측정된 결과는 표 1에서 볼 수 있다. 실험 결과를 통해 제안한 알고리즘이 시각적으로나, 수치적으로나 기존의 공간해상도 향상 알고리즘과 다이내믹 레인지 향상 알고리즘을 순차적으로 적용한 결과보다 뛰어난 결과를 보임을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 서로 노출이 다른 여러 장의 NDR/LR 영상을 촬영하여 이로부터 한 장의 WDR/HR 영상을 복원하는 방법을 제안하였다. 이를 위해 이미지 센서에서 공간 해상도와 다이내믹 레인지가 제한되는 영상의 기록 과정을 모델링하고, MAP 추정법을 이용하여 시스템의 응답 함수에 해당하는 역대응 함수와 WDR/HR 영상을 동시에 복원하는 알고리즘을 제안하였다. 역대응 함수는 WDR/HR 영상이 복원되는 과정의 매 반복 단계에서 추정이 된다. 실험결과를 통해 제안된 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 시각적으로나 수치적으로 향상된 결과를 보여주었으며, 하나의 장면에 대한 노출이 다른 여러 장의 영상을 이용하여, 영상 획득 장치에 대한 사전 정보 없이 역대응 함수와 WDR/HR 영상을 복원하는 것이 가능하다는 것이 입증되었다.

참 고 문 헌

- [1] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang, "Super-resolution image reconstruction : A technical overview", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 21 - 36, May, 2003.
- [2] L. J. van Vilely and C. L. L. Hendriks, "Improving spatial resolution in exchange of temporal resolution in aliased image sequences", *Proc. of 11th Scandinavian Conf. on Image Analysis*, pp. 493 - 499, 1999.
- [3] R. Y. Tsai and T. S. Huang, "Multipleframe image restoration and registration", *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1, pp 317 - 339, 1984.
- [4] S. H. Rhee and M. G. Kang, "Discrete cosine transform based regularized high-resolution image reconstruction algorithm", *Optical Engineering*, 38(8), pp. 1348 - 1356, 1999.
- [5] M. C. Hong, M. G. Kang, and A. K. Katsaggelos, "An iterative weighted regularized algorithm for improving the resolution of video sequences", *Proc. International Conference on Image Processing*, 2, pp. 474 - 477, 1997.
- [6] M. G. Kang, "Generalized multichannel image deconvolution approach and its applications", *Optical Engineering*, 37(11), pp. 2953 - 2964, 1998.
- [7] R. C. Hardie, K. J. Barnard, J. G. Bognar, E. E. Armstrong, and E. A. Watson, "High-resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system", *Optical Engineering*, 37(1), pp. 247 - 260, 1998.
- [8] P. E. Eren, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, "Robust, object based high-resolution image reconstruction from low-resolution video", *IEEE Trans. on Image Processing*, 6(10), pp. 1446 - 1451, 1997.
- [9] A. J. Patti and Y. Altunbasak, "Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and higher-order interpolants", *IEEE Trans. on Image Processing*, 10(1), pp. 179 - 186, 2001.
- [10] P. E. Debevec and J. Malik, "Recovering High Dynamic Range Radiance Maps from Photographs", *SIGGRAPH 97 Conference proceedings*, pp. 369 - 378. Aug. 1997.
- [11] Technical Report MS-CIS-93-96, "Extended Intensity Range Imaging", Grasp Laboratory, Univ. of Pennsylvania, 1993.
- [12] M. Aggarwal, N. Ahuja, "Split aperture imaging

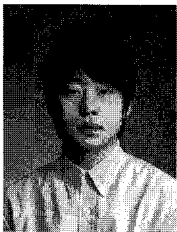
- for high dynamic range". *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision, 2001. (ICCV 2001.)*, pp. 10 - 17, Jul. 2001.
- [13] S. k. Nayar and T. Mitsunaga, "High dynamic range imaging: spatially varying pixel exposures", *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2000*, pp. 472 - 479, Jun. 2000.
- [14] C. Kolb, D. Mitchell, P. Hanrahan, "A Realistic Camera Model for Computer Graphics", *Computer Graphics, Proceedings of SIGGRAPH '95*, pp. 317 - 324, 1995.
- [15] M. A. Robertson, S. Borman, and R. L. Stevenson, "Dynamic Range Improvement through Multiple Exposures", *Proc. IEEE International Conference on Image Processing 1999. (ICIP 99.)*, 3, pp. 159 - 163, Oct. 1999.
- [16] T. Tani, "Photography Sensitivity : Theory and Mechanisms", Oxford University Press, 1995.

 저 자 소 개



최 종 성(학생회원)
 2002년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2004년 연세대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업.
 2004년~연세대학교 전기전자
 공학과 박사과정.

<주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 다
 이내믹 영역 확장>



한 영 석(학생회원)
 2004년 연세대학교 전기전자
 공학과 학사 졸업.
 2006년 연세대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업.
 2006년~연세대학교 전기전자
 공학과 박사과정.

<주관심분야 : 색보간, 순차주사화, 잡음제거, 다
 이내믹 영역 확장>



강 문 기(정회원)-교신저자
 1986년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1988년 서울대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1994년 Northwestern University
 박사 졸업.

1994년~1997년 Assistant Professor.

(University of Minnesota, Duluth)

1997년~1999년 연세대학교 전기전자공학과
 조교수.

1999년~2004년 연세대학교 전기전자공학과
 부교수.

2004년~연세대학교 전기전자공학과 정교수

<주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 비
 선형 필터링, 비디오 분석 및 처리, 부화소 단위의
 움직임 추정>