

논문 2005-42SP-6-14

Conditional Expectation을 이용한 영상의 노출 보정

(Image Exposure Compensation Based on Conditional Expectation)

김 동 식*, 이 수 연**

(Dong Sik Kim and Su Yeon Lee)

요 약

사진기에서 고품질의 영상을 획득하기 위해서는 적절히 노출 시간을 조절하게 되는데 이로 인해 각각 독립적으로 얻어진 영상들의 노출 시간은 서로 달라진다. 이는 여러 영상의 열을 정렬하는 과정 등에서 부정확한 결과를 초래할 수 있으므로 영상들의 노출 시간을 동일하게 맞추어 줄 필요가 있다. 그런데, 노출 시간을 알지 못하는 경우에는, 하나의 영상을 기준으로 다른 영상들의 상대적 노출 시간을 추정하고 보정하는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다. 본 논문에서는, 사진기의 모델 함수를 고려할 필요 없는, 최소 오류 개념에서 최적의 예측기인 conditional expectation을 사용하여 노출 보정을 시도하였다. 나아가서, 불규칙한 노출 또는 히스토그램 특성을 위한 적응 노출 보정 기법을 제안하였다. 이때 blocking artifact 및 overfitting 등의 문제를 완화시키기 위한 인접의 화소를 사용하는 기법을 도입하였다. 디지털 사진기 및 투과전자현미경을 통하여 얻어진 실제 영상을 사용한 모의실험을 통하여 성공적인 노출 보정 수행을 확인할 수 있었다.

Abstract

In the formation of images in a camera, the exposure time is appropriately adjusted to obtain a good image. Hence, for a successful alignment of a sequence of images to the same scene, it is required to compensate the different exposure times. If we have no knowledge regarding the exposure time, then we should develop an algorithm that can compensate an image with respect to a reference image without using any camera formation models. In this paper, an exposure compensation is performed by designing predictors based on the conditional expectation between the reference and input images. Further, an adaptive predictor design is conducted to manage the irregular exposure or histogram problem. In order to alleviate the blocking artifact and the overfitting problems in the adaptive scheme, a smoothing technique, which uses the pixels of the adjacent blocks, is proposed. We successfully conducted the exposure compensation using real images obtained from digital cameras and the transmission electron microscopy.

Keywords : Camera response function, comparometric function, conditional expectation, exposure compensation

I. 서 론

사진기에서 영상이 형성되는 과정을 보면 빛의 양을 적절히 조절해서 최상의 영상을 얻어낸다. 이러한 작업

을 노출 조정이라 하는데, 노출의 정도를 나타내는 양을 photoquantigraphic 양이라 하며^[1], 이 양은 노출 시간에 비례한다. 그러나 실질적으로 우리가 얻는 영상의 밝기 범위는 일정한 구간에 국한되어 있다. 이러한 제한은 사진기의 응답 함수로부터 이루어지는데, 사진기 응답 함수를 위한 모델의 한 예로 감마 보정에서 흔히 사용되는 지수 함수가 있다^[2, p. 80].

보다 좋은 영상을 얻기 위하여 노출 시간을 최적으로 조정하는데, 이로 인하여 독립적으로 얻어진 영상들은 서로 다른 노출 시간을 가지게 된다. 예를 들면 필름 스캐너, 디지털 사진기, 투과전자현미경 (transmission electron microscopy, TEM) 등의 영상 센서가 영상을

* 정회원, 한국의국어대학교 전자정보공학부
(Department of Electronics and Information Engineering, Hankuk University of Foreign Studies)

** 정회원, (주)이씨오
(ECO, Inc.)

* 이 연구는 2005학년도 한국의국어대학교 교내 학술 연구비의 지원에 의하여 이루어진 것임.

접수일자: 2005년5월6일, 수정완료일: 2005년9월22일

획득하는 과정에서 자동으로 노출 시간을 조절하거나 심지어는 히스토그램을 변형시킨다. 특히 여러 인접한 영상들을 정렬(alignment)하는 경우에는, 각 영상들이 이렇게 서로 다른 노출 정보를 가지고 있다고 하면 정확한 정렬 작업의 수행은 이루어지지 못한다^[3]. 그러므로 각 영상의 노출 시간을 알지 못하는 경우에는, 하나의 영상을 기준으로 다른 영상들을 정렬 하면서 상대적인 노출 보정을 수행함으로써 보다 정확한 영상 정렬을 가능하게 한다. 이러한 정렬과 노출 보정을 동시에 수행하는 것은 정렬의 정밀도를 높이며, 생물학 영상 처리 분야에서, serial section 영상 열에 의한 3차원 복원 및 Cryo-TEM 영상으로부터 단백질, 바이러스 영상들의 평균 기법을 통한 잡음 제거와 tilted 영상 열을 이용한 3차원 복원에 필수적이다^{[2],[4]}.

두 영상간의 comparametric 함수(CF)^[1]를 이용하면 한 영상의 노출을 또 다른 영상을 기준으로 한 상대적인 노출 보정이 가능하다. 영상들의 응답 함수를 알고 있으면 영상간의 CF를 쉽게 구할 수가 있다. 그러나 일반적으로 응답 함수를 구하는 것이 어려우므로, 영상 데이터를 사용하여 실험적으로 구해야 한다. 회기분석에 의해 CF를 추정하는데 있어서 파라미터와 비 파라미터 방법이 있는데^{[11],[12]}, 현재 접근 방법들은 대부분 파라미터 방법에 기초를 두고 있다.

파라미터 추정법에 기초한 기존의 방법들에 대하여 살펴보면 다음과 같다. 응답 함수를 위해 잘 알려진 모델은 지수 함수로 구성되어 있는데, 이는 감마 보정에서 흔히 사용되는 모델이며, 이에 상응하는 CF는 어떠한 기울기를 가지는 affine 함수(AF)로 주어진다^[1, Proposition III.3]. Mann^[1]은 응답 함수와 CF를 위한 여러 종류의 모델을 제시하였다. 그러나 모델이 실영상에 부합되지 않는 경우 부정확한 노출 보정이 될 수밖에 없다(model misspecification problem). 따라서 이를 극복하기 위한 방법으로 CF를 근사화시키는 기법을 고려할 수 있다. Mitsunaga와 Nayar^[5]는 응답 함수의 모델을 위하여 다항식을 사용하였으며, 이를 통하여 근사화된 CF를 구할 수 있다. Candocia^[3]는 piecewise-linear 함수로 CF를 근사화 시켰으며, piecewise-linear 함수에 여러 제약을 두면서 노출 보정에 대한 영향을 분석하였다^[6].

본 논문에서는 기존의 파라미터 방법에 기초한 노출 보정과는 달리, 비 파라미터 추정법으로 실험적 conditional expectation(CE)을 이용하여 노출 보정을 수행하는 기법을 제안하였다. 여기서 노출 보정 문제는,

입력 및 출력 영상을 불규칙 변수들로 보고, 입력 영상을 사용하여 기준 영상을 예측하는 것인데, 이때 예측기는 pointwise 연산^[2, p. 77]에 의거한 히스토그램 조정을 수행하며, 최적의 예측기는 두 영상간의 이상적인 CF가 된다. 따라서 기준 영상과 입력 영상으로부터 예측된 영상간의 mean square error(MSE)를 최소화 시키는 최적의 예측기는 CE가 되며 이를 회기함수라 부른다^[7, p. 221]. 이러한 CE에 기초한 예측기는 영상의 후처리 등에 있어서도 매우 유용한 도구이며^[8], 응답 함수나 CF를 위한 모델을 고려할 필요가 없으며, 근사화 기법 등에서 요구되는 복잡한 방정식을 풀지 않고 적은 계산량으로 노출 보정을 수행할 수 있다. 모의실험에서는 일반 디지털 사진기와 TEM에서 얻은 실제 영상들을 사용하여 노출 보정을 시도하면서 성능을 평가해 보았다. 비교를 위하여, 지수 함수 모델에 기초한 응답 함수로부터 얻을 수 있는 실험적 AF 예측기와^[1] 다항식을 이용한 근사화로 얻어지는 다항식 예측기^[5], 그리고 piecewise-linear 예측기를 사용하여 노출 보정을 시도하였다.

한편 노출의 특성이 그림 1의 예에서 보는바와 같이 하나의 영상 전체에서 일정하게 나타나지 않고 불규칙한 특성을 보이는 경우가 있다. 그림 1의 두 영상은 시료를 TEM에서 투영 각도를 달리하여 얻은 영상 열의 일부인데, 노출의 정도가 국부적으로 다른 특성을 보임을 알 수 있다. 즉 그림 1(b)의 중앙 부분은 그림 1(a)보다 밝지만 왼쪽 부분은 어두운 것을 알 수 있다. 이러한 현상은 필름을 현상하고 스캔하는 과정에서 발생된다고 추정된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 국부적 특성을 고려한 적응 노출 보정도 시도 하였다. 아울러 blocking artifact등의 단점을 보완하는 적응 겹침 노출 보정 알고리즘도 제시하였다. 이때의 보정은 단순한 노출 보정보다 넓은 의미를 가지는 히스토그램 보정이 되는데, 본 논문에서는 이러한 히스토그램 보정을 포함한 광범위한 보정을 단순히 노출 보정이라고 부르기로 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 기존의 노출에 대한 영상 형성 모델을 한 예와 함께 고찰해 보았다. 제 III장에서는 실험적 MSE를 최소화시키는 CE에 기초한 실험적 예측기 설계를 AF 예측기 설계와 함께 정리하였다. 제 IV장에서는 실험적 CE 예측기를 이용한 노출 보정에 대하여 언급하였고, 모의실험 결과를 제 V장에 정리하였다. 그리고 마지막 장에 결론을 내렸다.

II. 노출에 대한 영상 형성 모델

본 장에서는 Mann^{[1],[5]} 등에 의해서 소개된 영상의 형성 모델과 응답함수 및 CF 간의 관계에 대해 기술한다.

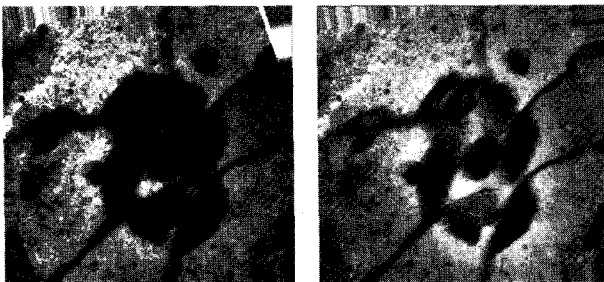
자연수 l 을 영상의 화소를 나타내는 인덱스라 하고 u_l ($l = 1, \dots, m$)을 영상의 화소 값이라 하자. q_l 을 $[0, \infty)$ 에 속하는 photoquantigraphic 양이라 하면 이는 노출 시간에 비례한다. 따라서 잡음이 없는 노출 모델은 다음과 같이 묘사된다.

$$u_l = f(q_l), \quad l = 1, \dots, m$$

이 식에서 함수 f 는 사진기의 응답을 나타낸다^[1]. 양의 상수 k 에 대하여 다음과 같은 영상 v_l 을 생각해 보자.

$$v_l := f(kq_l), \quad l = 1, \dots, m$$

이 식에서 k 는 노출 시간을 의미하는 것으로, v_l 은 영상 u_l 과는 같은 장면이면서 노출이 k 배 만큼 다르게 찍힌 사진이 된다. 만일 $k > 1$ 이면, 영상 v_l 의 노출 시간은 u_l 보다 긴 것이 되며 일반적으로 밝거나 높은 contrast 영상이 된다. 여기서, 영상 u_l 과 v_l 은 집합 Γ 의 원소 값을 가진다고 하고, 실수 집합의 부분 집합인 Γ 는 유한한 n 개의 원소를 가진다고 가정하자. 참고로 흑백 디지털 영상의 경우 일반적으로 $n = 256$ 이 된다.



(a)

(b)

그림 1. 초파리 시신경의 TEM 영상(a)와 (b) 영상은 같은 위치와 방향으로 registration 되어 있으며 2°의 투영 각도 차를 가지고 있다. (고려대학교 생명공학원 세포공학 및 생체 3차구조 연구실)

Fig. 1. TEM images obtained by tilting a sample of the drosophila retina cell ((a) and (b) are aligned in the translation and rotation components, and have 2-degree difference in the projection angle. Laboratory of Cell Engineering and 3D Structure, Korea University).

응답 함수 f 가 단조함수라 하면, $(f(q_l), f(kq_l))$ 의 comparametric plot^[1]은 단조함수인 g 로 $v_l = g(u_l)$ 과 같이 나타낼 수 있다^[1, Proposition III.2]. 이때 영상 u_l 과 v_l 의 관계를 나타내는 함수 g 를 CF라 부르는데, 함수 g 는 q_l 과는 무관하다. 따라서 u_l 을 기준 영상으로 하여 입력 영상 v_l 의 노출 보정은 다음과 같이 역함수 g^{-1} 를 사용하여 수행할 수 있다.

$$u_l = g^{-1}(v_l) = f(k^{-1}f^{-1}(v_l)) \quad (1)$$

즉 주어진 영상 v_l 의 보정된 영상은 $g^{-1}(v_l)$ 이 된다.

그러나 실제 영상의 모델을 위해서는 잡음이 추가되어야 하는데, 이는 사진기나 스캐너의 센서에서 영상이 생성되는 과정에서의 잡음과, 같은 장면을 얻는데 있어서 야기되는 화소 위치 오류 등에 의한 잡음을 내포하고 있다. 따라서 기준 및 입력 영상을 각각 불규칙 변수 U_l 과 V_l 로 나타낼 수 있다. u_l 과 v_l 의 관계식인 역함수 g^{-1} 를 불규칙 변수 U_l 과 V_l 로부터 구해야 하는 문제가 발생한다. Mann^[1]은 (1)의 관계로부터 응답 함수 f 를 위한 여러 모델을 고려하면서, 일종의 파라미터 추정 기법에 기초하여 역함수 g^{-1} 를 추정하였다. 대표적인 응답 함수를 위한 모델로 다음과 같은 지수 함수가 포함된 형태를 생각할 수 있다.

$$f(q) = aq^\gamma + b \quad (2)$$

이 식에서 $q \in [0, \infty)$ 이고 a 와 b 는 상수, γ 는 양의 상수이다. 이러한 모델은 TV나 모니터에서 흔히 사용되는 감마 보정을 위해 사용된다^{[2],[6]}. 참고문헌 [1]의 Proposition III.3 으로부터 역함수 g^{-1} 는 다음과 같은 형태를 가진다.

$$u = g^{-1}(v) = k^{-\gamma}v + b(1 - k^{-\gamma})$$

여기서 상수 u 와 v 는 $u, v \in \Gamma$ 이다. 즉 (2)와 같은 응답 함수 모델을 생각한다면, CF g^{-1} 는 기울기가 $k^{-\gamma}$ 이고 세로축 절편이 $b(1 - k^{-\gamma})$ 인 AF가 되므로, 불규칙 변수 U_l 과 V_l 로부터 추정하게 되는 CF는 AF 형태를 가진다고 가정할 수 있고, AF를 위한 각 계수를 추정하는 것이 노출 보정을 위한 예측기 설계의 한 예가 될 수 있다.

III. 노출 보정 알고리즘

본 장에서는 노출 보정을 기준 및 보정 영상 간의 MSE를 최소화 시키는 관점에서 기술하고, 제안하는 CE에 기초한 노출 보정의 이론적 고찰을 하였다.

가. 회기함수를 위한 비 파라미터 추정

불규칙 변수 U_1, \dots, U_m 과 V_1, \dots, V_m 은 각각 독립이고 동일하게 분포되어 있고 집합 Γ 의 값을 취한다고 가정하자. 앞장에서 언급한 바와 같이, 불규칙 변수인 영상 U_ℓ 을 기준 영상으로 하여, 같은 배경에 대하여 노출만 달리하여 얻어진 영상인 V_ℓ 의 노출을 보정해주는 것에 대하여 논해보자. 이는 불규칙 변수 V_ℓ 을 사용하여 또 다른 불규칙 변수 U_ℓ 을 예측하는 문제로, pointwise 연산을 수행하는^{[2, p.77],[6]} 함수 η 를 예측기라고 할 때, 그 예측은 $\eta(V_\ell)$ 로 나타낸다. 최적의 예측기를 다음 식과 같이 MSE를 최소화 시키는 개념에서 구해 보자. 우선 MSE는 다음과 같이 정의하자^[7, p. 221].

$$D(\eta) = E\{ [U_1 - \eta(V_1)]^2 \} \tag{3}$$

$D(\eta)$ 는 불규칙 변수 U_1, \dots, U_m 과 그의 예측인 $\eta(V_1), \dots, \eta(V_m)$ 와의 왜곡을 의미하는데, U_ℓ 과 V_ℓ 은 각각 동일한 분포를 가지므로, (3)과 같이 U_1 과 V_1 만을 고려해서 표기해도 동일한 왜곡을 의미한다. 최적의 예측기를 η^* 라고 표기하고 이는 다음과 같이 MSE를 최소화 시키는 것을 의미한다고 하자.

$$D^* := \min_{\eta} D(\eta) = D(\eta^*)$$

여기서 D^* 를 최적 MSE라 부르자. 이때 최적의 예측기는 기준 영상인 U_1 의 V_1 에 대한 CE로 다음과 같이 주어진다^[7, p. 221].

$$\eta^*(v) := E\{ U_1 | V_1 = v \}, v \in \Gamma$$

이를 회기 함수라 부른다^[12]. 또한 최적 D^* 는 다음과 같이 주어진다^[7, p. 222].

$$D^* = \min_{\eta} D(\eta) = E\{ \text{Var} \{ U_1 | V_1 \} \}$$

이 식에서 Var 는 불규칙 변수의 분산을 의미한다. 만일

최적 예측기가 v 와 무관하다고 하면 $\eta^*(v) = E\{ U_1 \}$ 이며 최적 MSE는 $D^* = \text{Var} \{ U_1 \}$ 이 된다. 이는 $\text{Var} \{ U_1 | V_1 \} \leq \text{Var} \{ U_1 \}$ 라는 관계로부터, 예측기 설계에서 V_1 을 사용한다고 하면 최적 MSE를 더욱 줄일 수 있다는 가능성이 있음을 알 수 있다.

실질적인 응용에서는, 불규칙 변수의 분포 함수 F 를 사용하여 구하는 (3)의 D 대신에, F 로부터 얻어진 표본들인 (U_ℓ, V_ℓ) 을 사용하여 구하는 실험적 MSE인 D_m 을 보다 흔히 사용하게 된다. 이 실험적 MSE는 다음과 같이 정의된다.

$$D_m(\eta) := \frac{1}{m} \sum_{\ell=1}^m [U_\ell - \eta(V_\ell)]^2$$

분포 함수 F 를 모르는 상태에서 최적의 예측기 η^* 를 구하기 위하여 일종의 귀납적 접근으로 D_m 을 최소화시키는 예측기 η_m^* 를 설계할 수 있다. 예측기 η_m^* 는 $\min_{\eta} D_m(\eta) = D_m(\eta_m^*)$ 을 만족하며, 최근의 연구 결과에 의하면 $D_m(\eta_m^*) \rightarrow D^*$ 과 $D(\eta_m^*) \rightarrow D^*$ 이 성립되며, 수렴 속도는 $O(m^{-1})$ 이 된다고 증명되었다^[8]. 즉 실험적 최적으로 구한 예측기 η_m^* 는 충분히 m 이 큰 경우 최적 예측기인 η^* 와 근접하게 된다. 실험적 최적 예측기는 만일 $v \in \{V_\ell\}$ 일 때 다음과 같은 실험적 CE로 나타낼 수 있다.

$$\eta_m^*(v) = \frac{\sum_{\ell=1}^m I_{\{V_\ell\}}(v) U_\ell}{\sum_{\ell=1}^m I_{\{V_\ell\}}(v)}, \tag{4}$$

이 식에서, 어떠한 실수 집합의 부분 집합인 S 에 대해, 만일 $x \in S$ 이면 $I_S(x) = 1$ 이고 그렇지 않으면 $I_S(x) = 0$ 이다. 만일 집합 Γ 의 원소 v 중에서 모든 ℓ 에 대하여 $v \neq V_\ell$ 가 된다면, 그에 해당하는 최적 예측기의 출력 $\eta_m^*(v)$ 가 정의되지 않는다. 따라서 예측기 설계를 완성하기 위해 적절한 값으로 지정해 줄 필요가 있다. 예를 들면 $\eta_m^*(v) = 0$ 으로 지정할 수 있을 것이다. 이러한 예측기는 kernel로 indicator 함수 I 를 사용하는 Nadaraya-Watson 추정이 된다.

나. Affine 함수 형태를 가지는 파라미터 추정

CE에 기초한 최적 예측기의 설계는 일종의 비 파라미터 추정법인데 반해서, (2)의 사진기 모델에 의거하여, AF 형태를 가지는 파라미터 추정법을 통하여 노출 보정을 위한 예측기 설계가 가능하다. 이는 그 형태가 매우 단순하며, 특히 설계를 위한 표본의 수가 적을 때 유용한 방법이라 하겠다. 하지만, 성능에 있어서는 준최적이 된다. 다음과 같이 AF의 형태를 가지는 예측기를 고려해 보자.

$$\bar{\eta}(v) = a_0v + b_0 \tag{5}$$

이 식에서 a_0 와 b_0 는 추정되어야 할 계수들이다. Λ 를 (5)와 같이 AF 형태를 가지는 모든 예측기의 집합이라 하고, 이러한 집합 안에서 최적의 예측기를 설계하는 문제를 생각해 보자.

최적의 예측기를 $\bar{\eta}^*(v) = a_1v + b_1 \in \Lambda$ 라고 표기하면, 각 계수는 다음과 같이 주어진다.

$$a_1 = \text{Cov}\{U_1, V_1\} / \text{Var}\{V_1\}$$

$$b_1 = E\{U_1\} - a_1E\{V_1\}$$

그리고 이때의 MSE인 $D(\bar{\eta}^*) = \min_{\eta \in \Lambda} D(\eta)$ 는 다음과 같은 관계식을 만족한다.

$$\begin{aligned} \min_{\eta \in \Lambda} D(\eta) &= \text{Var}\{U_1\} - a_1^2 \text{Var}\{V_1\} \\ &= (1 - \rho^2) \text{Var}\{U_1\} \end{aligned}$$

여기서 ρ 는 U_1 과 V_1 간의 상관 관계 계수이다.

앞 장에서와 마찬가지로 분포 함수 F 에 대한 정보가 없으면 표본을 가지고 예측기 $\bar{\eta}$ 를 설계해야 한다. 이때의 실험적 예측기를 $\bar{\eta}_m$ 이라 표기하고 실험적 MSE를 최소화 시키는 예측기를 $\bar{\eta}_m^*$ 라 표기하면, 이는 다음과 같이 정의된다.

$$\bar{\eta}_m^*(v) := a_2v + b_2$$

이때 각 계수는 표본을 사용하여 다음 식으로 구할 수 있다.

$$a_2 = \frac{\sum_{\ell=1}^m [U_\ell - \bar{U}][V_\ell - \bar{V}]}{\sum_{\ell=1}^m [V_\ell - \bar{V}]^2} \tag{6}$$

$$b_2 = \bar{U} - a_2\bar{V}$$

이 식에서 \bar{U} 와 \bar{V} 는 다음과 같다.

$$\bar{U} := \frac{1}{m} \sum_{\ell=1}^m U_\ell, \bar{V} := \frac{1}{m} \sum_{\ell=1}^m V_\ell$$

따라서 실험적 MSE는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \min_{\eta \in \Lambda} D_m(\eta) &= \frac{1}{m} \sum_{\ell=1}^m [U_\ell - \bar{U}]^2 - \frac{a_2^2}{m} \sum_{\ell=1}^m [V_\ell - \bar{V}]^2 \end{aligned}$$

대수법칙에 의하여 $a_2 \rightarrow a_1$ 과 $b_2 \rightarrow b_1$ 이 성립된다 (almost surely). 따라서 다음과 같은 consistency가 almost surely 관점에서 성립된다.

$$\min_{\eta \in \Lambda} D_m(\eta) \rightarrow \min_{\eta \in \Lambda} D(\eta)$$

즉 표본의 크기 m 이 커지면 구하고자 하는 최적 예측기 $\bar{\eta}^*$ 에 근접한 실험적 예측기의 설계가 가능해진다.

IV. 적응 노출 보정

본 장에서는 제안된 CE에 기초한 예측기를 이용한 영상의 노출 보정을 시도하였으며, 모델에 기초한 AF 예측기, 다항식 예측기, 그리고 Candocia에 의해 사용된 piecewise-linear 예측기에 의한 보정도 시도하여 비교해 보았다. 그 다음 국부적으로 불규칙적인 히스토그램 특성을 가지는 영상의 보정을 위한 적응 노출 보정을 시도하였다.

가. 노출 보정

제안된 CE 예측기를 사용한 노출 보정의 성능을 비교하기 위해, 기준 영상과 입력 영상간의 분포도와 함께, 그림 2에 한 예를 도시하였다. 이때 사용된 기준 영상과 입력 영상은 그림 3의 (a)와 (b)에 각각 나타내었는데, 이는 디지털 사진기를 사용하여 동일한 장면의 영상을 임의의 서로 다른 노출시간을 가지도록 영상을 획득하였다. 이때 입력 영상 그림 3(b)는 기준 영상 그림 3(a)보다 어두운 영상, 즉 노출 시간이 짧은 영상이다. 그림 2의 분포도는 입력 영상을 가로축으로, 기준

영상을 세로축으로 하여 그렸다. 그림 2에서 보는 바와 같이, 실험적 CE 예측기의 형태는 분포도를 따라가는 곡선임을 알 수 있다. 또한 실험적 AF 예측기는 분포도에 대하여 $u = 1.64v + 14.39$ 인 직선이다. 그리고 다항식 예측기는 곡선 형태로 CF를 근사 화시킴을 알 수 있다. AF 예측기는 분포도를 어느 정도 따라가고 있지만 CE 예측기, 다항식 예측기, 또는 piecewise-linear 예측기에 비하면 차이가 있음을 알 수 있다. 이러한 네 가지 예측기로 보정한 영상을 그림 4에 나타내었다. 특히 창 밖의 배경을 비교해 보면, 실험적 CE로 보정된 영상인 그림 4(a)가 실험적 AF나 다항식, 그리고 piecewise-linear 예측기로 보정된 영상인 그림 4(b)-(d)에 비하여 기준 영상인 그림 3(a)에 보다 가까움을 알 수 있다.

최적으로 보정된 영상의 성능은 보정된 영상과 기준 영상간의 최적 MSE를 구하여 알 수 있으나, 이는 분포 함수를 모르는 경우 구할 수 없다. 또한 실험적 CE에 의해 보정된 영상의 성능은, 분포 함수 F 를 사용하거나 검증 표본을 사용하여 $D(\eta_m^*)$ 를 구하여 알아 볼 수 있다. 그러나 이 또한 일반적으로 F 가 알려져 있지 않으므로 구하기가 용이치 않다. 따라서 가장 흔히 사용하는 방법은 실험적 MSE인 $D_m(\eta_m^*)$ 를 이용하는 것이다. 즉 본 논문의 실험에서는 실험적 MSE를 decibel로 나타낸 것을 노출 보정의 성능 척도로 사용하는데, 이는 다음 식으로 정의된다.

$$MSE (dB) : 10\log_{10}D_m(\eta_m^*)$$

이러한 노출 보정은, 단순히 노출 시간의 보정이라는 개념에서 확장하여 화소 값의 치환, 히스토그램 조정 등을 포함하는, 보다 포괄적인 연산을 고려할 필요가 있다^[2, p. 88]. TEM 등에서 영상 센서 또는 필름과 스캐너를 통하여, serial section 영상을 얻는데 있어서, 비록 노출을 고정시킨다고 해도 보다 보기 좋은 영상 획득을 위하여 자동으로 영상마다의 히스토그램을 변형시킨다. 그러나 이러한 자동 변환은 serial section 영상의 3차원 구성을 위한 정렬에서는 인접한 영상 간에 독립적인 영상 획득으로 인한 불연속성이라는 왜곡을 발생시킨다. 따라서 서로 다른 노출 시간의 보정뿐만 아니라, 변형된 히스토그램도 어떠한 기준 영상을 중심으로 모든 영상을 일정하게 보정해 주어야 한다. 이렇게 일반화 된 보정 문제는 궁극적으로는 히스토그램 조정이라는 pointwise 연산을 의미하게 되며, 사진기 응답 함수는

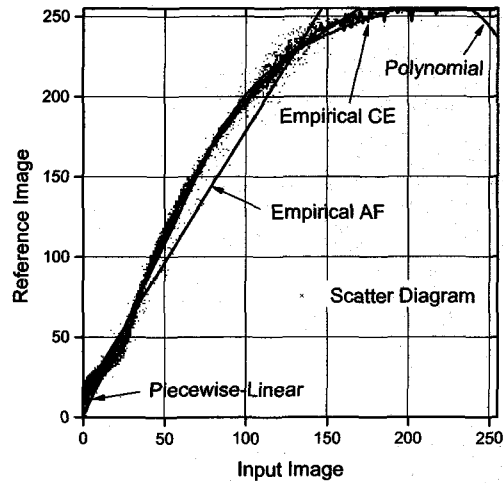
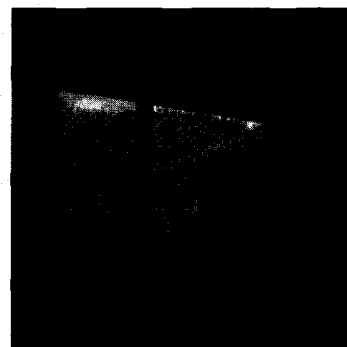


그림 2. 입력 영상의 화소 값에 대한 기준 영상의 분포도와 이에 대한 실험적 CE, 실험적 AF, 5차 다항식, 그리고 6 segment의 piecewise-linear 예측기.

Fig. 2. Comparametric plot between the reference and input images with the empirical CE, the empirical AF, the 5th-order polynomial, and the 6 segments, piecewise-linear predictors.



(a)



(b)

그림 3. 노출 시간이 다르게 획득된 영상 (a) 기준 영상 (b) 노출 시간이 기준 영상보다 짧은 입력 영상 ($k < 1$, 기준 영상과 MSE=34.03dB)

Fig. 3. Images obtained with different exposure times. (a) Reference image. (b) Input image with a short exposure time ($k < 1$, MSE=34.03dB).

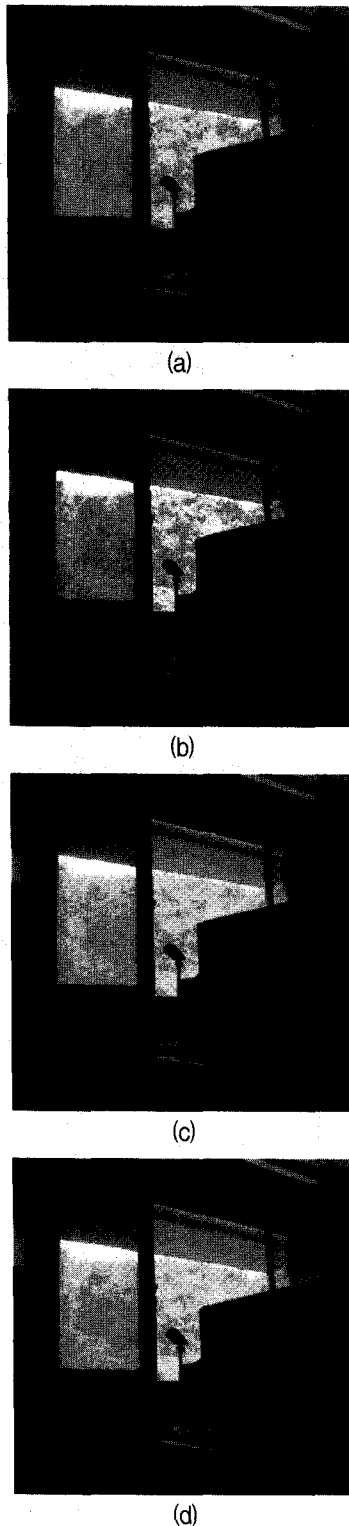


그림 4. 노출 보정된 영상 (a) 실험적 CE(MSE=12.60dB) (b) 실험적 AF(MSE=20.87dB) (c) 5차 다항식 (MSE=15.53dB) (d) 8 segment를 가지는 piecewise-linear 함수[3](MSE=17.44dB).

Fig. 4. Exposure Compensated Images. (a) Empirical CE (MSE=12.60dB). (b) Empirical AF (MSE=20.87dB). (c) 5th-order polynomial function (MSE=15.53dB) (d) 8-segment piecewise-linear function [3] (MSE=17.44dB).

사진기의 기본 특성뿐만이 아니라 변형된 히스토그램의 특성을 모두 포함하게 된다.

나. 적응 검침 노출 보정

지금까지의 노출 보정 모델은 전체적으로 노출 상태가 동일한, 즉 보정하려고 하는 영상의 노출 시간에 해당하는 노출 상수 k 가 모든 화소에 대하여 일정하다고 가정한 것인데, 서론의 그림 1에서 언급한 바와 같이, 이 상수가 영상의 위치에 따라 다를 수가 있다. 따라서 노출 보정을 위한 CF를 영상의 국부적인 노출의 정도에 따라 적응되도록 설계하여 노출 보정을 할 필요가 있다.

전통적인 국부 적응 방법으로 고려할 수 있는 것은 하나의 영상을 여러 개의 블록으로 나누고, 보정을 위한 CE, AF, 또는 다항식 예측기를 각각 블록마다 독립적으로 설계하여 보정을 수행하는 것이다. 예를 들면 256×256 크기의 영상을 64×64 크기의 16개의 블록으로 나누고 독립적인 노출 보정을 수행하는 것이다. 그러나 다음 장의 실험 결과에서 보듯이 다음과 같은 문제점들을 안고 있다.

- 블록 간 경계에서 blocking artifact 문제
- 표본 부족으로 인한 overfitting 문제

첫 번째의 blocking artifact 문제는, 블록의 경계에서 생기는 불연속 현상으로, 이는 인접한 블록에서, 각각 독립적으로 설계된 보정 함수의 특성이 차이가 많이 나서 발생하는 것이다. 두 번째의 표본 부족은 한 영상을 여러 블록으로 나누어 여러 개의 예측기를 만들기 때문에 발생하는 것으로, 이로 인해 설계된 실험적 CE 예측기가 매끄럽지 못하고 많은 불연속선이 발생하게 된다. 그림 2의 CE 예측기를 예를 들어 보면, 상단 부분의 곡선에서 불연속선이 관찰됨을 알 수 있다. 이러한 불연속 특성은 표본의 개수가 줄어들면서 더욱 심해진다. 이를 보완하여 매끈한 곡선을 얻기 위해서 일종의 regularization 기법의 도입이 필요하다^[10]. 본 논문에서는, 인접 블록간의 화소들을 공유하여 블록간의 추정된 예측기들이 부드럽게 변화하도록 해주는 적응 검침 노출 보정 알고리즘을 제안하였다. 이는 CE 예측기 설계를 위한 표본의 개수를 늘려주면서 인접 블록간의 격차를 줄여 주는 방식으로 앞에서 언급한 문제점들을 완화시킬 수 있다.

제안된 적응 검침 노출 보정 알고리즘은 해당 블록의 보정을 위한 예측기 설계에 인접 블록의 화소도 같이 사용하는 방법으로, 그림 5의 예를 보면, 11번째 블록을 보정하기 위해서, 6-8, 10-12, 14-16의 9개 블록의 화소

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

그림 5. 적응 겹침 보정을 위한 블록의 예 (11번 블록의 보정을 위해 6-8, 10-12, 14-16의 9개의 블록을 사용하여 예측기 설계)

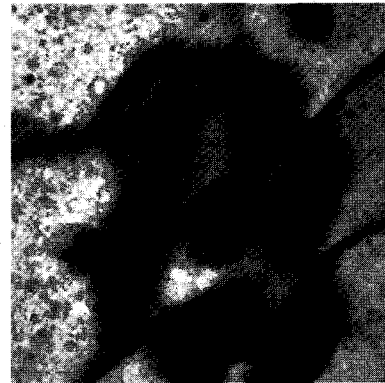
Fig. 5. Example of image blocks for the adaptive folded compensation scheme (9 blocks of 6-8, 10-12, and 14-16 are used to design a predictor for compensating block 11).

도 사용한다. 영상의 변두리에 해당하는 블록 들은 인접한 5개, 또는 3개의 블록을 사용한다.

V. 모의실험 결과

본 장에서는 제안한 적응 노출 보정 알고리즘의 성능을 살펴보기 위하여 그림 1의 영상을 사용하였다. 그림 1(a)를 기준 영상으로 할 때 그림 1(b)는 투영 각도가 다른 영상이므로, 이 영상을 그림 1(a)를 기준으로 투영 각도 성분을 좌우로 보정하여 정렬시키고 256×256 의 크기로 자른 영상이 그림 6(b)가 된다. 여기서 그림 6(a)는 그림 1(a)의 기준 영상을 자른 것이다. 이 두 영상을 비교해 보면 기준 영상 그림 6(a)에 비하여 입력 영상 그림 6(b)는 중심 부근이 대체적으로 더 밝으나, 왼쪽 부분을 보면 오히려 어두운 것을 알 수 있다.

그림 7(a)와 (b)는 입력 영상 그림 6(b)를 실험적 CE와 AF 예측기로 각각 노출 보정한 결과로, 영상 전체를 하나의 예측기로 보정한 결과이다. 결과를 관찰해 보면, 영상의 중앙은 기준 영상 그림 6(a)와 비슷하게 바뀐 것을 알 수 있는데, 영상의 왼쪽 부분의 경우 보정 결과가 더 밝아져야 하는데 그렇지 못함을 알 수 있다. 이러한 문제의 해결을 위하여, 그림 8에는, 단순히 256×256 크기의 영상을 $n = 4 \times 4$ 와 8×8 의 개수로 나누고 독립적으로 적응 노출 보정을 수행한 결과이다. 영상의 왼쪽 부근의 보정이 기준 영상과 유사하게 밝게 바뀐 것을 알 수 있으나, 블록 간에 blocking artifact가 심하게 발생해서 눈에 거슬림을 알 수 있다. 또한 그림 8(a)의 중심부 블록을 보면 보정된 영상에 granular 잡음 등이 나타나고 있음을 알 수 있다. 이는



(a)



(b)

그림 6. 실험을 위한 영상 (a) 기준 영상 (b) 기준 영상으로 투영 각도가 보정되고 정렬된 입력 영상 (MSE=29.56dB)

Fig. 6. Images for the simulation. (a) Reference image. (b) Input image (registered and aligned in the projection angle with respect to the reference image, MSE=29.56dB).

실질적 CE 예측기를 설계하는데 있어서 표본의 개수 부족으로 인한 overfitting 문제가 발생했기 때문이다. 보다 자세한 관찰은 본 장의 마지막에 소개하였다.

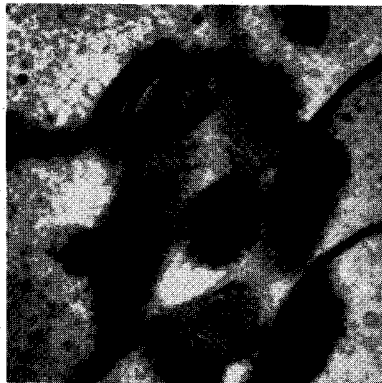
그림 9에는 제안한 적응 겹침 노출 보정을 그림 8과 같이 블록을 나누어서 수행한 것으로, blocking artifact를 상당히 줄이면서 국부적인 특성을 고려한 노출 보정이 수행되었음을 알 수 있다. 비록 실험적 MSE는 그림 8의 경우에 비하여 떨어지지만, 그림 9의 결과가 보다 보기 좋음을 알 수 있다. 그림 9의 결과를 비교하기 위하여 그림 10에는 AF를 이용한 보정 결과를 나타내었다. 실험적 AF 예측기를 사용하는 경우에는 표본의 부족으로 나타나는 overfitting 등의 문제가 심각하지 않으므로 영상을 작은 블록들로 나누어도 보정된 영상에서 granular 잡음 등이 발생하지 않는다. 그러나 예측기가 직선 형태로만 되어야 하므로, 인접 블록을 사용하여 예측기 설계를 시도하여도 blocking artifact를 제거



(a)



(b)

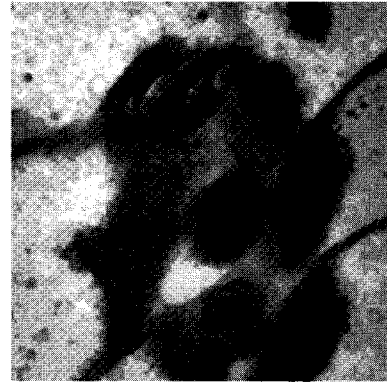


(c)

그림 7. 노출 보정된 영상 (a) 실험적 CE 적용 (MSE=7.54dB) (b) 실험적 AF 적용 (MSE=28.13dB) (c) 다항식 적용(MSE=27.65dB)

Fig. 7. Exposure compensated images. (a) Empirical CE (MSE=27.54dB). (b) Empirical AF (MSE=28.13dB). (c) polynomial function (MSE=27.65dB).

하지 못함을 그림 10을 통해서 알 수 있다. 이를 보완하기 위해서, AF 예측기에서와 같이 하나의 직선으로 CF를 설계하는 것 보다는, Candocia^[3]에 의하여 사용된 piecewise-linear 함수나 polynomial 함수를 사용한 근사화를 통한 노출 보정을 시도하면 overfitting 문제를



(a)



(b)

그림 8. 실험적 CE를 이용한 적응 보정 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=21.83dB) (b) $N=8 \times 8$ (MSE=19.52dB)

Fig. 8. Adaptive compensation with the empirical CE. (a) $N=4 \times 4$ (MSE=21.83dB). (b) $N=8 \times 8$ (MSE=19.52dB).

해결하면서 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다. (그림 11에는 polynomial 함수에 의한 노출 보정 결과를 도시하였다.) 이러한 시도 역시 실험적 AF 예측기 설계와 마찬가지로 파라미터 추정 방법에 속하는데, 실험적 CE 예측기 설계에 비하여 표본의 개수에 의한 설계에의 영향은 상대적으로 적다. 그러나 여러 최적의 예측기 설계를 위하여 연립 방정식 등을 풀어야 하는 단점이 있다. 그에 반하여 실험적 CE 예측기 설계는 (4)에서 보는 바와 같이 매우 단순함을 알 수 있다.

그림 12와 13은, 그림 6의 영상을 $N=4 \times 4$ 로 나누었을 때 15번째 블록에 대한 실험적 CE 예측기와 granular 잡음을 관찰하기 위하여 제시하였다. 그림 11의 15번째 블록에 대한 분포도에서, 실험적 CE 예측기는 특히 상단 부근에서 불연속점이 심하게 관찰된다. 그러나 인접 블록의 화소를 같이 사용하여 부드럽게 된 CE 예측기를 보면 분포도와는 약간 차이가 있지만 보다 매끈해진 곡선 형태를 가짐을 알 수 있다. 불연속이

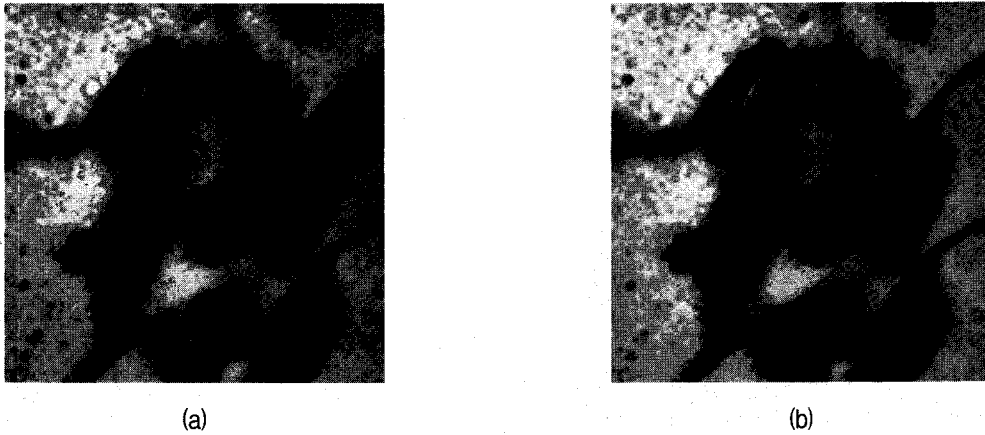


그림 9. 실험적 CE를 이용한 적응 겹침 보정 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=25.70dB) (b) $N=8 \times 8$ (MSE=22.01dB)
 Fig. 9. Adaptive folded compensation with the empirical CE.
 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=25.70dB). (b) $N=8 \times 8$ (MSE=22.01dB).

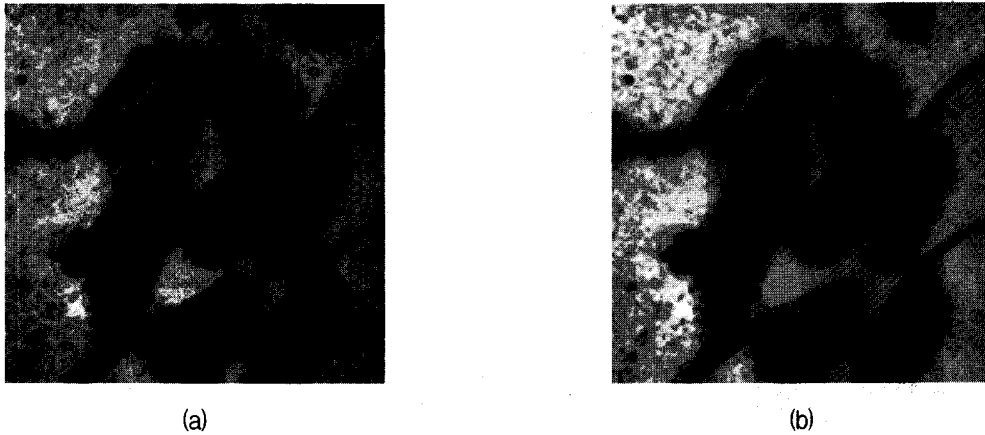


그림 10. 실험적 AF를 이용한 적응 겹침 보정 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=27.32dB) (b) $N=8 \times 8$ (MSE=23.26dB)
 Fig. 10. Adaptive folded compensation with the empirical AF.
 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=27.32dB). (b) $N=8 \times 8$ (MSE=23.26dB).

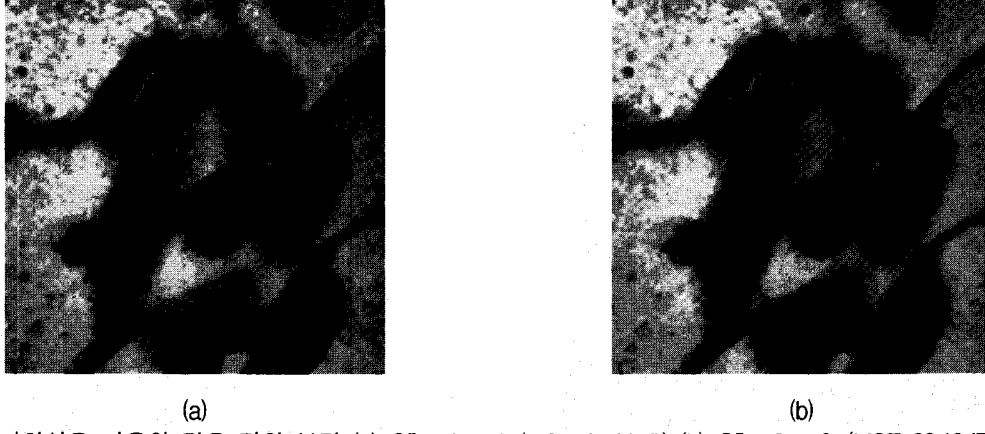


그림 11. 다항식을 이용한 적응 겹침 보정 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=25.82dB) (b) $N=8 \times 8$ (MSE=22.18dB)
 Fig. 11. Adaptive folded compensation with the polynomial function.
 (a) $N=4 \times 4$ (MSE=25.82dB). (b) $N=8 \times 8$ (MSE=22.18dB).

심한 실험적 CE 예측기에 의한 보정 결과는 그림 13(c) 인데, 오른쪽 윗부분에서 granular 잡음이 관찰된다. 그

러나 부드럽게 된 CE 예측기의 경우는 그림 13(d)인데 granular 잡음이 줄어들었음을 알 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 conditional expectation(CE) 예측기를 설계하여 영상의 최적 노출 보정을 시도하였다. CE 예측기는 사진기의 응답 함수의 모델을 고려하지 않아도 되며, piecewise-linear 모델과 같이 설계를 위하여 복잡한 수식을 풀지 않아도 된다. 아울러 영상 내에서 불규칙한 노출 특성을 보이는 경우, 국부적으로 적용하여 노출을 보정하는 기법도 제안하였다. 적용 기법은 영상을 여러 블록들로 나누어서 여러 개의 CE 예측기를 사용하는 것인데, blocking artifact와 표본을 사용하여 설계된 실험적 CE 예측기의 표본의 개수에 따른 overfitting 문제 등을 해결하기 위하여 인접한 블록의 화소까지 고려하여 CE 예측기를 인접 블록 간에 부드럽게 연결되도록 하는 적응 겹침 노출 보정 기법을 제시하였다. CE 예측기를 사용하는 경우, 일반 affine 함수(AF)나 다항식 및 piecewise-linear 함수에 기초한 노출 보정보다 적응 노출 보정을 수행하는 경우가 더욱 간단하면서 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

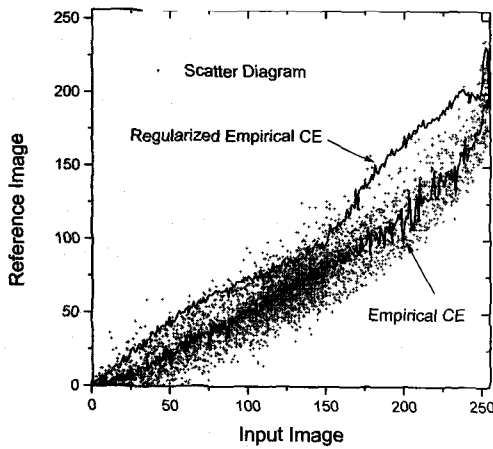


그림 12. 그림 6의 15번째 블록에 적용된 실험적 CE와 인접 블록의 화소를 사용한 실험적 CE 비교 ($N=4 \times 4$)

Fig. 12. Comparison of the empirical CE and the empirical CE, which uses the pixels of the adjacent blocks, of block 15 in Fig. 6 ($N=4 \times 4$).

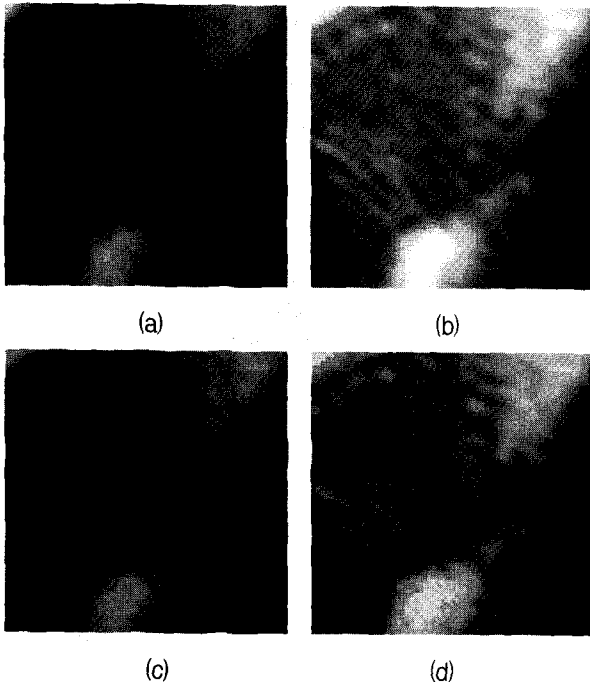


그림 13. 그림 6의 15번째 블록의 확대 영상 비교 ($N=4 \times 4$) (a) 기준 영상 (b) 입력 영상 (c) 실험적 CE 적응 보정 (d) 실험적 CE 적응 겹침 보정

Fig. 13. Magnified image of block 15 in Fig. 6. (a) Reference image. (b) Input image. (c) Adaptive compensation with the empirical CE. (d) Adaptive folded compensation with the empirical CE.

참 고 문 헌

- [1] S. Mann, "Comparametric equations with practical applications in quantigraphic image processing," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-9, no. 8, pp. 1389-1406, Aug. 2000.
- [2] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. 2nd. ed. NY: Prentice Hall, 2002.
- [3] F. M. Candocia, "Jointly registering images in domain and range by piecewise linear comparametric analysis," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-12, no. 4, pp. 409-419, April 2003.
- [4] J. Frank, *Three-Dimensional Electron Microscopy of Macromolecular Assemblies*. San Diego, CA: Academic, 1996.
- [5] T. Mitsunaga and S. K. Nayar, "Radiometric self calibration," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 1999, pp. 842-849.
- [6] F. M. Candocia, "Analysis and enhancements to piecewise linear comparametric image registration," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-14, no. 2, pp. 181-188, April 2005.
- [7] M. H. DeGroot, *Probability and Statistics*. 2nd ed. Reading, MA: Addison-Wesley, 1986.
- [8] K. Lee, D. S. Kim, and T. Kim, "Regression-

- based prediction for blocking artifact reduction in JPEG-compressed images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-14, no. 1, pp. 36-48, Jan. 2005.
- [9] D. S. Kim and M. R. Bell, "Upper bounds on empirically optimal quantizers," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-49, no. 4, pp. 1037-1046, April 2003.
- [10] B. Chalmond, *Modeling and Inverse Problems in Image Analysis*. NY: Springer-Verlag, 2003.
- [11] A. Sen and M. Srivastava, *Regression Analysis*. Reading, NY: Springer-Verlag, 1980.
- [12] M. P. Wand and M. C. Jones, *Kernel Smoothing*. London: Chapman & Hall, 1995.

 저 자 소 개



김 동 식(정회원)

1986년 서울대학교 제어계측
공학과 학사 졸업.

1988년 서울대학교 제어계측
공학과 석사 졸업.

1994년 서울대학교 제어계측
공학과 박사 졸업.

2000년~현재 한국외국어대학교 전자정보공학부
부교수.

<주관심분야 : 통신, 신호처리, 영상처리, RF 회
로>



이 수 연(정회원)

2003년 한국외국어대학교
전자공학과 학사 졸업.

2005년 한국외국어대학교
전자공학과 석사 졸업.

2002년~현재 (주)이씨오 연구원.

<주관심분야 : 통신, 영상처리, RFID>