

논문 2007-44SP-2-11

영상의 노출 보정을 고려한 공간 정합 알고리즘 연구

(On the Spatial Registration Considering Image Exposure Compensation)

김 동 식*, 이 기 룡**

(Dong Sik Kim and Kiryung Lee)

요 약

정합과 노출 보정을 동시에 최적화하기 위하여, 반복적인 정합 알고리즘인 Lucas-Kanade 알고리즘을 히스토그램 변환에 기초한 노출 보정 알고리즘과 접목하였다. 단순 회귀 모델에 기초하여 비매개변수 추정인 실험적 조건 평균과 그의 다항식 근사를 이용하여 노출 보정을 시도하였다. 제안한 동시 최적화 알고리즘은 각 최적화 과정의 분리화가 가능하므로 기존의 Mann이나 Candocia의 동시 최적화 알고리즘에 비하여 구현의 융통성 측면에서 유리하다. 투사 공간 변환 관계를 가지는 실 영상 들을 가지고 모의실험을 수행한 결과에서 보면 노출 보정을 고려하지 않은 경우에 비하여 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

Abstract

To jointly optimize the spatial registration and the exposure compensation, an iterative registration algorithm, the Lucas-Kanade algorithm, is combined with an exposure compensation algorithm, which is based on the histogram transformation function. Based on a simple regression model, a nonparametric estimator, the empirical conditional mean, and its polynomial fitting are used as histogram transformation functions for the exposure compensation. Since the proposed algorithm is composed of separable optimization phases, the proposed algorithm is more advantageous than the joint approaches of Mann and Candocia in the aspect of implementation flexibility. The proposed algorithm performs a better registration for real images than the case of registration that does not consider the exposure difference.

Keywords: Empirical conditional mean, exposure compensation, histogram transformation, Lucas-Kanade algorithm, simple regression model

I. 서 론

공간 영역에서의 영상의 정합(registration)은 컴퓨터 비전 분야와 의료 및 생물학 영상 분야 등에서 심도 있게 연구되어 오고 있다^[1]. 여러 장의 취득된 영상을 적

절한 정합과 노출 보정 등을 통하여 하나의 영상으로 결합으로 각 화소의 동적 범위를 넓히거나 신호 대 잡음 비 등을 개선할 수 있다^[2]. 노출 차이 등으로 인하여 밝기 정보가 서로 다른 영상들을 정합하는 경우에는 밝기 정보에 덜 민감한 특징점 기반의(feature-based) 정합 알고리즘을 사용할 수 있다^[3]. 그러나 특징점 기반 정합 알고리즘은 두 영상간의 대응되는 특징점의 선택에 따라서 알고리즘의 성능이 크게 좌우된다. 그에 반해서 비특징점 기반의 정합 알고리즘으로, 두 영상의 차를 Gauss-Newton gradient descent 최적화에 기반을 두고 최소화시키는 방법이 있다. 이때 보다 정확한 정합을 위해서는 서로 다른 노출 상태가 정합 알고리즘의 성능에 미치는 영향을 줄여 주어야 하며, 따라서 서로

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

** 정회원, ECE, UIUC 미국
(UIUC)

※ 이 연구는 2006학년도 한국과학재단 특정기초연구(R01-2005-000-10035-0) 지원에 의하여 이루어진 것임.

접수일자: 2006년6월3일, 수정완료일: 2007년2월20일

다른 노출 상태를 보정해 줄 필요가 있다. 노출 보정을 위해서는 두 장의 영상이 같은 화면을 담고 있거나 적어도 부분적으로 같은 부분이 정합되어 있어야 한다^[2]. 그러나 언급한 바와 같이 정확한 정합을 위해서는 두 영상은 같은 노출 조건을 가지고 있어야 한다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서는 공간 정합과 노출 보정을 동시에 최적화하는 알고리즘 개발이 필요하다.

Mann^[4]은 affine 모델에 기초한 comparametric 함수^[2]를 이용하여 영상 정합과 노출 보정을 동시에 수행하였다. 그는 정합을 위하여 투사(perspective) 공간 변환을 사용하였으며, 동시 최적화 문제를 풀기 위하여 affine 함수와 투사 공간 변환 함수가 결합된 선형 방정식을 세웠다. Candocia^[5]는 preferred comparametric 함수^[2]를 얻기 위하여 연속 조각별 선형(continuous piecewise-linear: PWL)^[6]을 사용한 근사를 사용하였다. 그는 동시 최적화를 위하여 마찬가지로 PWL과 투사 공간 변환 함수가 결합된 선형 방정식을 세웠다.

본 논문에서는 비특징점 기반의 정합 알고리즘인 Lucas-Kanade 알고리즘^[7]을 노출 보정 알고리즘과 결합하여 동시 최적화를 시도하였다. 제안한 알고리즘은 coordinate descent 기법^[8, p. 227]에 근간하여 분리 가능한 각각의 보정과 정합의 최적화 과정으로 구성되어 있다. 따라서 구현을 위한 유연성 측면에서 제안한 알고리즘은 Mann 과 Candocia가 각각 제안한 방법에 비하여 유리하다. 제안한 알고리즘에서는 노출 보정을 위하여 히스토그램 변환 함수(histogram transformation function, HTF)를 사용한다^[9]. 이러한 HTF의 추정을 위하여, 단순 회귀 모델에 기초한, 비매개변수 추정인, 실험적 조건부 평균(empirical conditional mean, ECM)과 매개변수 추정인 다항식(polynomial, POL) 근사를 사용하였다. POL을 사용하여 HTF를 근사하는 경우는 낮은 다항식 차수에서도 PWL을 이용한 근사보다 좋은 성능을 얻을 수 있으며, 계산 량도 줄일 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제 II장에서는 HTF에 기초한 노출 보정 알고리즘에 대하여 소개하였다. HTF를 구하기 위한 추정인 ECM과 POL을 언급하였으며, 모의실험을 통한 노출 보정의 성능 비교를 하였다. 제 III장에는 정합과 노출 보정을 동시 최적화하는 알고리즘을 제안하였다. 그리고 두 장 또는 그 이상의 영상을 모자이크하는 방법에 대하여 논하였다. 제 IV장에서는 제안한 알고리즘을 모의실험을 통하여 성능을 관찰해 보았고, 마지막 장에 본 논문의 결론을 정리하였다.

II. 히스토그램 변환에 기초한 노출 보정

본 장에서는 HTF에 기초한 노출 보정 기법을 소개하고 그 성능을 모의실험을 통하여 비교해 보려한다.

가. 단순 회귀 모델과 비매개변수 추정

$x = (x, y) \in R^2$ 를 화소의 위치를 나타내는 벡터라고 하자. 노출 보정을 위하여, $U(x)$ 와 $V(x)$ 를 같은 화면을 가지는 영상의 한 쌍이라고 하자. 이때 각 영상은 m 개의 화소로 구성되어 있다고 하고 n 개의 원소를 가지는 유한 집합 $\Gamma := \{v_i\} \subset R$ 의 원소를 취한다고 하자. 따라서 영상 데이터의 경우 예를 들면 $n = 256$ 이 될 수 있다. 단순 회귀 모델을 기초로 $v \mapsto \eta(v)$ 인 사상 η 를 고려하자. 이때 $v \in \Gamma$ 이고 $\eta(v) \in R$ 이다. 이제 다음과 같은 보상 왜곡을 정의하자.

$$\delta(\eta) := \frac{1}{m} \sum_x [U(x) - \eta(V(x))]^2$$

이 식에서 U 는 노출 보정에서 기준 영상이 되며 $\eta(V)$ 는 보정된 영상이 된다. 이때 사상 η 는 노출 보정을 위해 사용하는 HTF가 된다. 최적의 사상 η 는 U 의 V 에 대한 회귀 함수가 되는데^[10], 이러한 회귀 함수를 구하기 위한 일종의 귀납적 방법은 $\min_{\eta} \delta(\eta)$ 를 얻는 사상을 구하는 것이 된다. 비매개변수 추정인 η° 를, $\sum_x I_{\{V(x)\}}(v) \neq 0$ 일 때 $v \in \Gamma$ 에 대하여 다음과 같이 정의하자.

$$\eta^\circ(v) := \frac{\sum_x I_{\{V(x)\}}(v) \cdot U(x)}{\sum_x I_{\{V(x)\}}(v)} \tag{1}$$

그리고 $\sum_x I_{\{V(x)\}}(v) = 0$ 이면 $\eta^\circ(v) := 0$ 으로 정의하자. 이 식에서 I_S 는 indicator로, 어떠한 부분 집합 $S \subset R$ 에 대하여, $v \in S$ 이면 $I_S(v) = 1$ 이고 그렇지 않으면 $I_S(v) = 0$ 이다. 그러면 추정 η° 는 $\min_{\eta} \rho(\eta) = \rho(\eta^\circ)$ 를 만족하는 실험적 최적 사상이 된다. 이러한 추정 η° 는 V 에 대한 U 의 조건부 평균이며 ECM(empirical conditional mean)이라 부르기로 한

다. [11]에서의 이론적 분석과 비슷한 방법으로, η° 가 최적 사상인 회귀 함수로의 수렴 속도가 m^{-1} 가 됨을 알 수 있다^[12]. ECM η° 를 설계할 때 표본의 개수가 적은 경우에는 ECM 곡선을 일반화시키기 위하여 Epanechnikov 커널을 사용한 Nadaraya-Watson 추정을 사용할 수 있다^{[6],[12]}.

나. 매개변수 추정

일반화 측면에서, 추정을 위한 표본의 개수가 적은 경우에는, ECM과 같은 비매개변수 추정보다는 매개변수 추정을 통해 노출 보정을 위한 HTF를 설계하는 것이 보다 유리할 수 있다. 매개변수 추정으로는, 전역 또는 조각별 다항식^[6, p. 117]을 이용한 HTF의 근사를 생각할 수 있다. Candocia^[5]는 조각별 다항식의 일종인 PWL 함수를 사용하였다. 낮은 차수의 전역 다항식인 POL을 사용하여 근사된 HTF를 구할 수도 있다. 다음과 같은 p 차 POL을 고려해 보자.

$$\eta_{POL}(v) := a_0 + \dots + a_{p-1}v^{p-1} + a_p v^p$$

이 식에서, $p = 1, 2, \dots$ 이고 $a_0, \dots, a_p \in \mathbb{R}$ 는 다항식 계수이다. $p = 1$ 인 경우의 POL은 간단한 노출 보정에서 흔히 사용하는 affine 보정(affine correction, AC)에서의 affine 함수이다^[2, Proposition III.3]. 이 affine 함수를 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\eta_{AC}(v) := a_0 + a_1 v$$

보정 왜곡 $\delta(\eta_{POL})$ 를 최소화시키는 최적 POL은 다음과 같은 선형 방정식 $Aa = b$ 를 풀면 된다. 이 식에서 $(p+1) \times (p+1)$ 행렬인 $A = [\alpha_{jk}]_{j,k=1,\dots,p+1}$ 의 원소는 다음과 같다.

$$\alpha_{jk} := \sum_{i=1}^n m_i v_i^{(j+k)-2} \quad j, k = 1, \dots, p+1$$

또한 벡터 $b = [b_j]_{j=1,\dots,p+1}$ 는 다음과 같다.

$$b_j := \sum_{i=1}^n m_i \eta^\circ(v_i) v_i^{j-1} \quad (j = 1, \dots, p+1)$$

여기서 미지수 벡터 $a = [a_{j-1}]_{j=1,\dots,p+1}$ 는 $p+1$ 개의 다항식 계수로 구성되어있으며, m_i 는 화소 x 중에서 $V(x)$ 가 v_i 와 동일한 화소의 개수를 나타내는 것으로 다음과 같이 정의된다.

$$m_i := \sum_x I_{\{V(x)\}}(v_i)$$

여기서 A 와 b 를 계산하는데 있어서 ECM η° 와 m_i 만 사용하는데, 이렇게 구한 최적의 η_{POL} 을 ECM 곡선을 일반화 또는 부드러운 곡선으로 만드는 방법 중에 하나로 간주할 수 있다.

비슷한 방법으로 PWL 근사를 위해서는 $(N-1) \times (N-1)$ 행렬의 선형 방정식을 풀어야 한다^[2]. 여기서 N 은 PWL에서의 세그먼트의 개수이다. 따라서 $(p+1) = (N-1)$ 일 때 POL과 PWL의 근사를 위한 계산 량이 비슷하다고 할 수 있다. 그러나 POL의 경우 N 에 비하여 작은 차수의 p 에서 보다 작은 왜곡을 가지는 노출 보정이 가능하므로 PWL에 비하여 계산 량을 상당히 줄일 수 있다. 더군다나 PWL에서의 knot 설정 문제가 POL에서는 발생하지 않으므로 적용

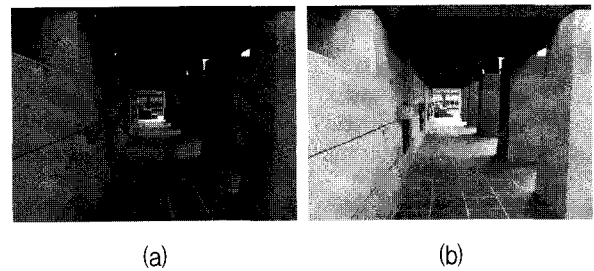


그림 1. 노출 보정을 위한 영상 (a) 기준 영상 (b) 입력 영상(36.93dB)
Fig. 1. Images for the exposure compensation. (a) Reference image. (b) Input image (36.93dB).

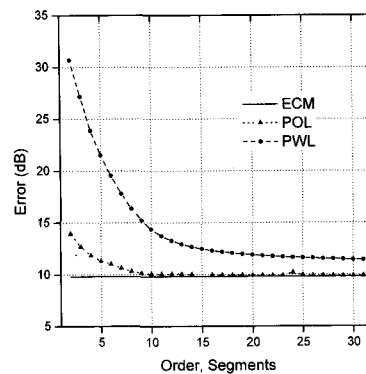


그림 2. 다항식의 차수 p 와 세그먼트의 개수 N 에 대한 보정 왜곡 곡선
Fig. 2. Compensation error curves with respect to the polynomial order p and the number of segments N .

측면에서 POL은 PWL보다 유리하다.

다항식에 기초한 선형 함수에 반해서, Mann^[2] 등은 비선형 곡선으로 다음과 같은 preferred 함수를 사용하는 preferred 보정(preferred correction, PC)을 사용하였다.

$$\eta_{PC}(v) := va_0^{a_1} / [v^{1/a_1}(a_0 - 1) + 1]^{a_1}$$

여기서 a_0 와 a_1 은 상수이다. 이 함수는 affine 함수처럼 두 개의 매개변수만을 가지지만 일반적으로 affine 함수보다 좋은 노출 보정 성능을 보인다.

다. 노출 보정의 모의실험 비교

그림 1은 노출 보정을 위한 HTF의 성능을 비교하기 위하여 사용한, 같은 장면을 가지는 영상 쌍이다. 그림 2는 그림 1의 영상 쌍을 이용하여 설계된 HTF 들로,

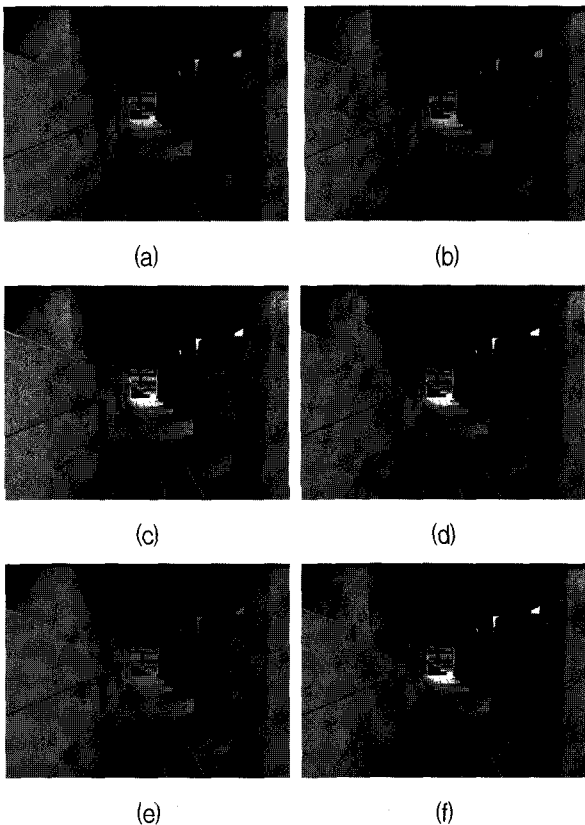


그림 3. 노출 보정된 영상 결과 (a) ECM (9.83dB) (b) 5 차 POL (11.32dB) (c) 7개 세그먼트의 PWL (17.80dB) (d) 16개 세그먼트의 PWL (12.31dB) (e) AC (19.24dB) (f) PC (13.22dB)

Fig. 3. Exposure compensated images. (a) ECM (9.83dB). (b) 5th-order POL (11.32dB). (c) PWL with 7 segments (17.80dB). (d) PWL with 16 segments (12.31dB). (e) AC (19.24dB). (f) PC (13.22dB).

ECM, POL, PWL의 노출 보정 왜곡들을, POL의 차수 p 와 PWL의 세그먼트 개수 N 에 대하여 도시한 것이다. 그림 2에서 보듯이 POL의 경우 p 에 대하여 빠른 수렴 속도를 보이고 있다. 설계 복잡도가 비슷한 $p + 1 = N - 1$ ($p = 5$)의 경우를 보면 POL의 보정 왜곡은 최소값인 ECM의 경우와 매우 근접해 있는데 반해서, PWL은 여전히 큰 왜곡을 보이고 있다. 그림 3에는 여러 HTF를 사용했을 때의 노출 보정 성능을 비교해 보았다. ECM의 경우(그림 3(a))가 가장 최소 왜곡을 가지며, 보상된 영상도 기준 영상인 그림 1(a)와 가장 비슷함을 알 수 있다. POL의 경우(그림 3(b))에는 왜곡은 약간 올라가지만 ECM의 경우와 비슷한 노출 보정 결과를 얻을 수 있다. 그림 3(c)와 (d)는 PWL 경우인데, 그림 3(c)는 POL의 경우와 설계 복잡도가 비슷하지만, 왜곡이 크고 보정된 영상도, 특별히 왼쪽 벽과 오른쪽 벽의 상단을 보면 기준 영상과 차이가 많이 보임을 알 수 있다. 그림 3(d)와 같이 PWL에서 세그먼트의 개수를 $N = 16$ 으로 늘리면 어느 정도 성능을 개선할 수 있다. 그림 3(e)는 노출 보정에 있어서 흔히 사용되는 affine 보정의 결과로 성능이 많이 떨어짐을 쉽게 알 수 있다. 반면에 그림 3(f)의 preferred 보정의 경우는 affine 보정과 같이 두 개의 매개변수만을 사용하지만 affine 보정 보다는 좋은 결과를 나타냄을 알 수 있다.

III. 노출 보정을 고려한 영상 정합

본 장에서는 반복형 정합 알고리즘인 Lucas-Kanade 알고리즘^[7]을 앞장에서 언급한 HTF에 기초한 노출 보정 기법과 결합하여 동시 최적화를 시도하였다. Lucas-Kanade 정합 알고리즘은 Gauss-Newton gradient descent 최적화 기법의 하나이며, 비특정점 기반의 정합에 흔히 사용된다^[13].

가. 공간 변환 함수

$W_t(x; p) \in R^2$ 를 주어진 화소 위치 벡터 x 에 대한 공간 변환 함수라 하자. 여기서 $p = (p_1, \dots, p_t) \in R^t$ 는 t 개의 매개변수를 가지는 벡터이다. 변환 함수 W_t 는 템플릿 영상 $T(x)$ 의 화소 좌표 x 에서의 화소를 영상 $U(x)$ 의 화소 좌표에서의 화소 위치 $W_t(x; p)$ 로 연결시켜준다^[14]. 여기서 템플릿 영상 T 는 영상 V 의 일부분 영상이며 $m_0 (< m)$ 개의 화소로

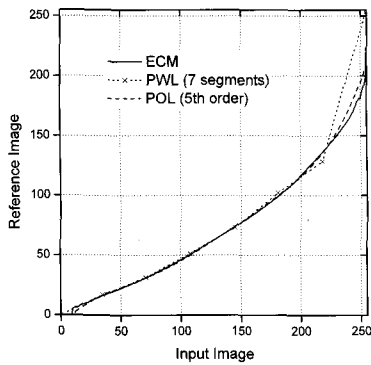


그림 4. 그림 3의 노출 보정에 사용된 HTF
Fig. 4. HTFs in the exposure compensation of Fig. 3.

구성되어 있다고 하자.

2차원 평행 및 회전 이동의 공간 변환 함수 W_3 은 다음과 같이 정의된다^[3, p. 332].

$$W_3(x ; p) := ((x \cos p_3 - y \sin p_3 + p_1), (x \sin p_3 + y \cos p_3 + p_2))$$

그러나 W_3 보다 흔히 사용되는 변환 함수로는 6개의 매개변수를 가지는 affine 변환 W_6 이 있는데, 이는 2차원 평행 및 회전 이동과 초점 거리 등을 포함하고 있으며 다음과 같이 정의된다.

$$W_6(x ; p) := (p_1x + p_2y + p_3, p_4x + p_5y + p_6)$$

변환 W_6 은 임의의 공간 변환의 1차 다항식 형태의 근사식이다. 또한 8개의 매개변수를 가지는 투사 공간 변환 W_8 은 다음과 같이 정의된다.

$$W_8(x ; p) := ((p_1x + p_2y + p_3)/(p_4x + p_5y + 1), (p_6x + p_7y + p_8)/(p_4x + p_5y + 1))$$

일반적으로 파노라마 영상을 만들기 위해 촬영한 영상들을 모자이크하는 경우에는 투사 공간 변환 W_8 을 사용한다. 이 밖에도 2차 다항식 근사인 W_{12} 를 사용할 수 있다. W_{12} 는 다음과 같이 정의된다^[3, p. 367].

$$W_{12} := (p_1 + p_2x + p_3y + p_4x^2 + p_5xy + p_6y^2, p_7 + p_8x + p_9y + p_{10}x^2 + p_{11}xy + p_{12}y^2)$$

또한 보다 정확한 근사를 위해서 3차의 다항식 근사 W_{20} 을 사용할 수 있다. 다음 장에서 제안하는 동시 최

적화 알고리즘에서는 본 장에서 소개하는 여러 종류의 변환 함수 W_i 를 필요에 따라 손쉽게 사용할 수 있다.

나. 동시 최적화 알고리즘

이제 정합과 보정의 동시 최적화를 위하여 노출 보정 Lucas-Kanade 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 다음과 같이 정의되는 보정 및 정합 왜곡 $\delta(\eta; p)$ 를 반복적으로 줄여 나간다.

$$\delta(\eta; p) := \frac{1}{m_0} \sum_x [U(W_i(x ; p)) - \eta(T(x))]^2 \quad (2)$$

알고리즘의 각 반복은 다음과 같이 두 개의 분리가 가능한 최적화 과정으로 이루어져 있다.

$$\text{노출 보정: } \min_{\eta} \delta(\eta; p)$$

$$\text{공간 정합: } \min_{\Delta p} \delta(\eta; p + \Delta p)$$

첫 번째 과정은 노출 보정을 위한 최적의 HTF, 즉 (1)의 ECM인 η^o 를 찾는 것이고, 두 번째 과정은 정합을 위하여 최적의 증가 Δp 를 찾는 것이다. 따라서 제안한 알고리즘은 coordinate descent 기법에 의하여 (2)의 보정 및 정합 왜곡을 감소시킨다^[8].

Lucas-Kanade 알고리즘에서 $\delta(\eta; p + \Delta p)$ 를 최소화하는 Δp 를 찾기 위하여 다음과 같은 근사를 수행한다^[14]. $U(W_i(x ; p + \Delta p))$ 의 1차 Taylor 전개는 다음과 같다.

$$U(W_i(x ; p + \Delta p)) \approx U(W_i(x ; p)) + \nabla U \frac{\partial W_i}{\partial p} \Delta p$$

이 식을 $\delta(\eta; p + \Delta p)$ 에 대입하면 다음과 같은 근사식을 얻는다.

$$\delta(\eta, p + \Delta p) \approx \frac{1}{m_0} \sum_x [U(W_i(x ; p)) + \nabla U \frac{\partial W_i}{\partial p} \Delta p - \eta(T(x))]^2$$

이 식을 최소화하는 Δp 는 [7]과 [14]에 언급되어 있다. 이제 제안하는 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

노출 보정 Lucas-Kanade 알고리즘

- 0) 템플릿 T 와 초기 공간 변환 함수 W_i 설정.

- 1) 공간 변환 함수 $W_t(x; p)$ 를 사용하여 $U(W_t(x; p))$ 를 계산.
- 2) T 를 입력 영상, U 를 기준 영상으로 하여 (1)의 ECM η^o 를 구하고 $\eta^o(T(x))$ 를 계산.
- 3) 최적의 증가 Δp 의 계산.
- 4) 만일 $\|\Delta p\| < \epsilon$ 이면 정지하고 최종 결과는 η^o 와 $W_t(x; p)$. 그렇지 않으면, $p \leftarrow p + \Delta p$ 하고 제 1)단계로 계속.

이 알고리즘의 제 0)단계에서 초기 공간 변환 함수는 낮은 해상도에서 W_3 을 이용하여 구한다^[5].

이렇게 설계된 η^o 와 $W_t(x; p)$ 를 사용해서 $U(W_t(x; p))$ 와 $\eta^o(V(x))$ 를 모자이크할 수 있다. 또는 V 를 노출 보정과 정합의 기준 영상으로 하여 $\eta_{inv}^o[U(W_t(x; p))]$ 와 $V(x)$ 를 모자이크할 수 있다. 여기서 ECM η_{inv}^o 는 (1)과 유사한 방법으로 구하는데, $V(x)$ 에 대한 $U(W_t(x; p))$ 의 조건부 평균이다. 이때 HTF의 추정들은 영상 V 의 일부분인 템플릿 T 만을 사용해서 설계하므로 전체 영상에 적용을 위한 일반화 기법을, 제 II장에서 언급한 바와 같이 고려해야 한다.

제안한 알고리즘에서의 분리가 가능한 최적화 과정 덕분에 알고리즘의 구현 융통성은 Mann^[4]이나 Candocia^[5]의 동시 최적화 방법보다 우수하다. 예를 들어 제 2)단계에서 노출 보정 성능이 매개변수 추정의 경우보다 우수한 비매개변수 추정인 ECM을 사용할 수 있다. 나아가서 POL이나 PWL과 같이 다소 복잡한 매개변수 추정 함수와 심지어는 comparametric 함수^[2]도 노출 보정에 사용할 수도 있다. 또한 제 3)단계에서는, 여러 다른 종류의 공간 변환 함수 W_t 를 쉽게 적용할 수 있으며, 최적 Δp 를 위한 다른 종류의 식들을 사용할 수 있다^[1].

다. 여러 장 영상의 모자이크

노출을 고려하면서 세 장 이상의 영상을 모자이크하는 연구도 Candocia^[15]에 의하여 수행되었다. Candocia는 투사 공간 변환 W_0 과 preferred 함수가 포함된 근사식을 세우고 반복적인 최적화를 통하여 동시 최적화를 수행하였다. 본장에서는 제안한 동시 최적화 알고리즘을 이용하여 여러 영상을 모자이크하는 것을 시도해

보았다. K 개의 영상을 V_1, V_2, \dots, V_K 로 표시하고 V_1 을 노출 보정과 정합을 위한 기준 영상으로 잡자. 이제 변환 함수 W_t 를 사용하여 모자이크하는 방법을 정리하면 다음과 같다.

여러 장 영상 모자이크 알고리즘

- 0) 초기화를 위하여 $k=1$, 초기 HTF는 $\eta_0(v) = v$ ($v \in I$)로 설정하고, 초기 파노라마 영상 P_1 은 기준영상인 V_1 로 설정한다. 즉 해당되는 화소 x 에 대하여 $P_1(x) = V_1(x)$ 이다.
- 1) 템플릿 T 를 V_k 에서 선정한다. 이때 T 는 다음 영상인 V_{k+1} 의 가운데 부분과 정합이 되도록 한다.
- 2) 제안한 노출 보정 Lucas-Kanade 알고리즘을 사용하여 T 와 V_{k+1} 간에 동시 최적화를 수행하고 최종 결과인 $W_{t,k}$ 를 얻는다. 이때, 노출 보정 Lucas-Kanade 알고리즘에서 공간 변환될 영상은 V_{k+1} 이 된다.
- 3) 복합 함수인 변환 함수 W 를 다음과 같이 구한다.

$$W = W_{t,k} \circ W_{t,k-1} \circ \dots \circ W_{t,1}$$
- 4) (1)의 ECM식으로부터 HTF η_k 를 구한다. 이때 η_k 는 영상 $V_{k+1}(W_{t,k}(x; p))$ 에 대하여 $\eta_{k-1}(T(x))$ 의 조건부 평균이다. 평균은 T 와 정합되는 부분에 대해서만 수행한다.
- 5) 영상 $\eta_k(V_{k+1}(W(x; p)))$ 에서 P_k 와 중복되지 않는 부분을 P_k 에 붙여서 파노라마 영상 P_{k+1} 을 만든다.
- 6) 만일 $k < K-1$ 이면 $k \leftarrow k+1$ 하고 제 1)단계로 진행. 그렇지 않으면 정지하고 최종 파노라마 영상은 P_K 가 된다.

두 영상간의 변환 함수 관계가 큰 경우, 즉 $\|\Delta p\|$ 가 큰 경우에는, 제안한 노출 보정 Lucas-Kanade 알고리즘이 국소 최소값에 빠지는 등 최적 값으로 찾아가기 어려운 단점이 있다. 이를 보완하기 위한 방법으로 모자이크할 k 번째 영상 V_k 의 공간 변환 함수는 제 3)단계와 같이 바로 인접한 영상 간의 변환 함수들을 이용한 복합 함수 $W_{t,k} \circ W_{t,k-1} \circ \dots \circ W_{t,1}$ 를 사용해서 구한다. 반면에 영상 V_k 의 노출 보정은 η_{k-1} 에 의해 이루어진다. 제안한 알고리즘에서 이러한 관계를 그

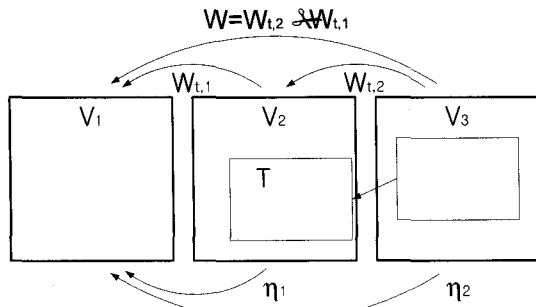


그림 5. 여러 장 영상의 모자이크
Fig. 5. Mosaic of multiple images.

그림 5에 도시하였다. 이 그림에서, 영상 V_3 을 기준 영상 V_2 로 정합하는 경우, 템플릿 영상은 V_2 의 T 가 되며, 공간 변환은 W , 노출 보정을 위한 HTF는 η_2 가 된다.

IV. 실험 결과

본 장에서는 제안한 노출 보정 Lucas-Kanade 알고리즘의 성능을 여러 종류의 실영상에 대한 모의실험을 통하여 알아보았다. 그림 6에는 정합을 수행할 두 장의 영상을 나타냈다. 이 영상들은 Canon PowerShot G2를 사용하여 획득하였다. 영상의 크기는 320×240 이고 각 화소는 8bit로 구성되어 있다. 그림 6의 두 영상은 투사 공간 변환 함수 W_s 의 관계를 가지고 있으며, 서로 다른 노출 또는 조명 조건을 가지고 있다. 제안한 알고리즘의 반복에 따른 식 (2)의 보정 및 정합 왜곡 값(dB)을 그림 7에 도시하였다. 이때 템플릿 T 는 영상 V 의 중앙으로 선정하였다. 노출 보정이 없는 정합의 경우 ('Lucas-Kanade') 50번째 반복에서 14.24dB의 높은

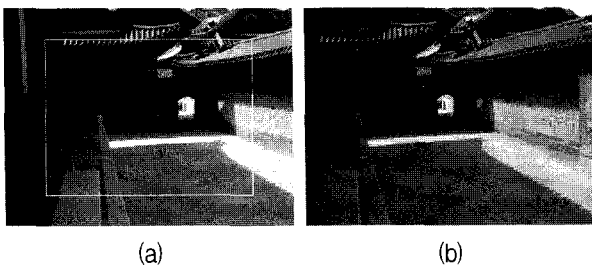


그림 6. 보정과 정합의 동시 최적화 실험을 위한 영상
(a) 전체 영상 V (1/640sec, f5)와 템플릿 T (b) 영상 U (1/640sec, f4)

Fig. 6. Images for joint compensation and registration. (a) Whole image V (1/640sec, f5) and Template T . (b) Image U (1/640sec, f4).

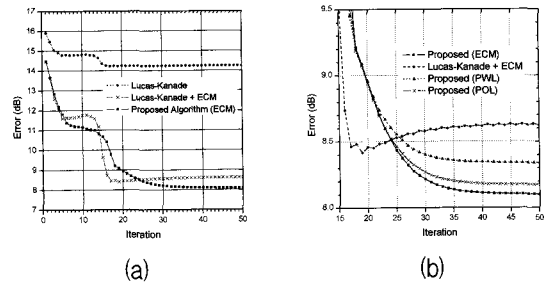


그림 7. 반복에 따른 보정 및 정합 왜곡 곡선
Fig. 7. Compensation-registration errors with respect to the iteration.

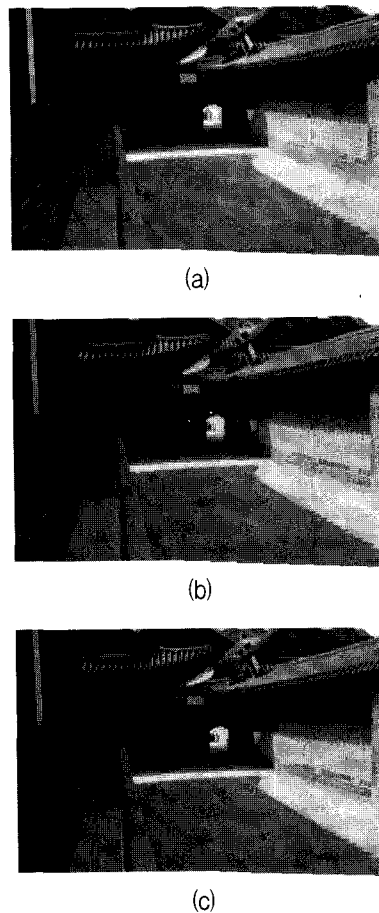


그림 8. 그림 6의 영상을 모자이크한 결과 영상 (a) Lucas-Kanade (14.24dB) (b) Lucas-Kanade + ECM (8.62dB) (c) ECM을 사용하는 제안한 알고리즘 (8.10dB)

Fig. 8. Mosaicked images using the images of Fig. 5. (a) Lucas-Kanade (14.24dB). (b) Lucas-Kanade + ECM (8.62dB). (c) Proposed algorithm using ECM (8.10dB).

왜곡을 보임을 알 수 있다. 'Lucas-Kanade+ECM'으로 표시되어 있는 반복 회수에 따른 왜곡 곡선은 Lucas-Kanade 알고리즘을 해당하는 반복 횟수만큼 적

용한 후에 ECM을 사용하여 노출 보정을 한 경우이다. 다시 말해서 정합과 노출 보정을 별도로 수행한 결과이다. 별도의 노출 보정을 통하여 왜곡을 8.62dB까지 낮추었지만, 왜곡 곡선이 단조 감소하는 특성을 보이지는 않는다(그림 7(b)). 반면에 제안된 알고리즘은 왜곡이 단조 감소하는 특성을 보이고 있으며 8.10dB로 왜곡을 더 줄였다. 제안한 알고리즘의 제 2)단계에서 ECM 대신에 POL($p=5$)과 PWL($N=16$)을 사용한 결과를 그림 7(b)에 같이 도시하였는데, ECM 경우와 비슷한 결과를 보이고 있다.

제안한 동시 최적화 기법에 의한 성능 개선은 동시 최적화 결과로부터 모자이크한 영상을 살펴보면 확연히 알 수 있다. 그림 8에는 정합하여 모자이크한 결과를 나타내었다. 정합 결과를 사용하여 두 장의 영상을 겹치고 두 영상의 평균을 내어 정합의 성능을 확인할 수 있도록 하였다. 그림 8(a)는 Lucas-Kanade 정합 알고리즘만을 적용한 경우로 노출의 차이가 선명하다. 그림 8(b)는 그림 8(a)의 결과에 독립적으로 노출 보정을 한 결과로 노출의 차이는 줄어들었지만, 정합이 정확히 되지 않아서 겹친 영상이 흐려져 있거나 이중으로 보이는 것이 관찰된다. 반면에 제안한 알고리즘의 경우보다 정확한 정합을 해주고 있음을 그림 8(c)를 관찰하므로 알 수 있다.

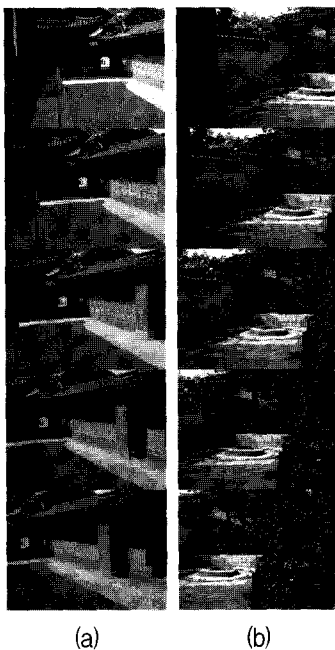
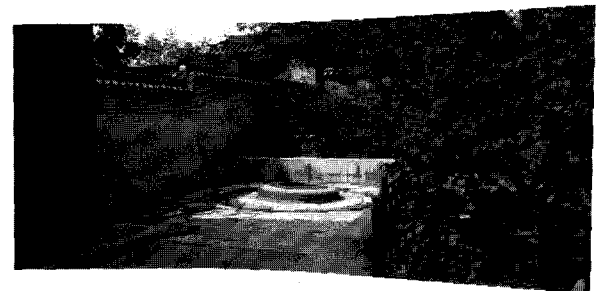


그림 9. 모자이크를 위한 영상 (a) 영상 열 A (b) 영상 열 B
 Fig. 9. Images for mosaic. (a) Image sequence A. (b) Image sequence B.



(a)



(b)

그림 10. 제안한 알고리즘에 의해서 5장의 영상을 모자이크한 결과 (a) 영상 열 A (b) 영상 열 B
 Fig. 10. Five images are mosaicked by the proposed algorithm. (a) Image sequence A. (b) Image sequence B.

두 장의 영상에 대한 모자이크뿐만 아니라 여러 장의 영상을 정합하고 모자이크할 수 있다. 그림 9은 각각 다섯 장의 영상으로 구성된 영상 열이며, 이 영상 열을 모자이크하여 파노라마 영상을 만든 결과를 그림 10에 나타냈다. 노출 보정과 함께 좋은 정합이 이루어 졌음을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 영상의 공간 정합과 노출 보정을 동시에 최적화하는 알고리즘을 제안하였다. 반복적 정합 알고리즘인 Lucas-Kanade 알고리즘을 히스토그램 변환 함수(histogram transfer function, HTF)에 기초한 노출 보정 기법과 결합하였다. 제안한 알고리즘은 각 최적화 과정의 분리가 가능하므로 기존의 Mann이나 Candocia의 동시 최적화 알고리즘에 비하여 구현의 융통성 측면에서 유리하다. 투사 공간 변환 관계를 가지는 실제 영상 들을 가지고 모의실험을 수행한 결과에서 보면 노출 보정을 고려하지 않은 경우에 비하여 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

참고 문헌

- [1] J. Frank, *Three-Dimensional Electron Microscopy of Macromolecular Assemblies*. San Diego, CA: Academic, 1996.
- [2] 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.
- [3] L. G. Shapiro and G. C. Stockman, *Computer Vision*, NJ: Prentice Hall, 2001.
- [4] S. Mann, "Pencigraphy with AGC: Joint parameter estimation in both domain and range of functions in same orbit of the projective-Wyckoff group", in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 3, pp. 193-196, Sept. 1996.
- [5] 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.
- [6] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning*. NY: Springer, 2001.
- [7] B. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," in *Proc. Imaging Understanding Workshop*, pp. 121-130, 1981.
- [8] D. Luenberger, *Linear and Nonlinear Programming*, 2nd ed. MA: Addison-Wesley, 1984.
- [9] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd. ed. NY: Prentice Hall, 2002.
- [10] R. E. Walpole, R. H. Myers, S. L. Myers, and K. Ye, *Probability & Statistics for Engineers & Scientists*, 7th. ed. NJ: Prentice Hall, 2002.
- [11] 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.
- [12] D. S. Kim, S. Y. Lee, and K. Lee, "Empirical conditional mean: nonparametric estimator for comparametric exposure compensation," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing*, pp. II-957 - II-960, May 2006.
- [13] H. -Y. Shum and R. Szeliski, "Construction and refinement of panoramic mosaics with global and local alignment," in *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, Bombay, Jan. 1998, pp. 953-958.
- [14] S. Baker and I. Matthews, "A unifying framework: Part 1," Tech. Report, CMU-RI-TR-02-16, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, July 2002.
- [15] F. M. Candocia, "Simultaneous homographic and comparametric alignment of multiple exposure-adjusted pictures of the same scene," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-12, no. 12, pp. 1485-1494, Dec. 2003.

저자 소개

김 등 식(정회원)
대한전자공학회 논문지
제 42권 SP편 제 6호 참조



이 기 룡(정회원)
2000년 서울대학교 전기공학부
학사 졸업.
2002년 서울대학교 전기공학부
석사 졸업.
2002년~2004년 ETRI 연구원.
2004년~2006년 LG전자기술원
주임연구원.

2007년~현재 미국 UIUC 박사 과정.
<주관심분야 : 신호처리, 영상처리>