

論文97-34S-5-7

측정오차를 고려한 거리영상의 변환계수 추출

(Extraction of Registration Parameters from Range Images considering Measurement Error)

尹康植*, 李炳旭**, 朴來弘*

(Kang Sik Yoon, Byung-Uk Lee, and Rae-Hong Park)

요 약

거리영상을 이용하여 물체의 삼차원 모델을 생성하거나 물체의 위치와 방향을 계산하는 응용분야가 많이 연구되고 있다. 이러한 경우 동일한 물체의 위치를 변화시키면서 획득한 거리영상들에서 물체의 위치와 방향의 변화를 표시하는 변환 계수를 계산하여야 한다. 본 논문에서는 보다 정확한 변환계수의 추출을 위하여 측정오차의 가중치를 이용하는 방법을 제안하였다. 삼각 측량 원리에 기반을 둔 거리 탐색기의 삼차원 거리 값의 측정 오차를 측정용 카메라의 민감도에 바탕을 둔 공분산 행렬로 표현하였다. 이 공분산 행렬을 측정오차의 가중치로 사용하여 위치측정을 한 결과가 그렇지 않은 방법에 비하여 성능이 우수함을 실험을 통하여 보였다.

Abstract

In this paper, we propose a method improving the accuracy of the registration coefficients calculated from two range images considering the measurement error. The employed range finder is based on triangulation and the depth measurement error is described with an error covariance matrix, which is based on the sensitivity of the range measurements. Experimental results demonstrate that the registration coefficients obtained with the proposed method are better than the results when the measurement errors are neglected.

I. 서 론

정밀한 3차원 거리 데이터 취득 장치들의 등장으로 인하여 물체의 3차원 형상을 자동적으로 측정하고 모델링하는 일이 점차 가능해지고 있고, 이에 대한 실용적인 응용이 증가되고 있다. 한 방향의 거리영상만으로는 물체의 뒷면이나 측면의 완전한 형상정보를 알 수 없기 때문에 완벽한 복원을 위해서는 서로 다른 방향에서 복수의 거리데이터를 취득한 다음, 중복이나 누락된 부분이 없도록 이들을 합성하여야 한다. 이것을 위

하여 취득한 복수의 거리 데이터간의 변환을 구하는 등록(registration) 과정을 거쳐야한다^[1]. 그러나 거리 측정 오차로 인하여 정확한 등록이 어렵기 때문에 본 논문에서는 등록 과정에서 거리 측정 오차를 가중치로 사용하여 등록계수를 보다 더 정확히 구한다. 여기에서는 삼각측량 원리를 사용한 거리 탐색기를 사용하여 획득한 거리영상을 사용한 경우에 대하여 측정오차를 구하고 이를 사용한다.

거리영상을 사용하여 등록계수를 구하는 방법에는 두 개의 거리영상에서 특징점(feature) 들을 추출하고 이들을 정합시켜서 사용하는 방법, 정합을 시키지 않고 모멘트 등의 전역특성을 사용하는 방법^[2], 가장 가까운 점을 정합된 점으로 가정하는 Iterative Closest Point algorithm 방법 등이 있다^[3]. 정합을 하지 않는 경우에는 측정 차의 가중치를 고려하기가 매우 어렵다^[3]. 정합의 방법을 사용하여 물체의 위치와 방향을 구하는

* 正會員, 西江大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Sogang Univ.)

** 正會員, 梨花女子大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Ewha Womans University)
接受日字: 1997年2月28日, 수정완료일: 1997年5月9日

경우에도 측정 오차를 전혀 고려하지 않는 경우가 대부분이다^[4]. 최근 Dorai 등은 스캐너 형식의 거리탐색기에서 수평, 수직 방향의 오차를 무시하고 거리 방향의 측정오차만 고려하여 향상된 결과를 얻은 것이 발표되어 있다^[5]. 본 논문에서 제안한 방법은 수평, 수직, 거리방향의 오차의 공분산 행렬을 구하고 이를 오차 가중치로 사용하여 보다 더 정확한 등록계수를 구한다.

본 논문의 II장에서는 오차 가중치의 바탕이 되는 카메라 민감도와 오차의 공분산 행렬을 유도하고, III장에서는 quaternion을 사용한 회전 변환의 표현 방법을 보인다. IV장에서는 등록 계수를 유도하는 방법에 대하여 기술한다. V장에서는 실험결과 및 분석, VI장에서는 결론에 대해 서술한다.

II. 카메라 민감도와 공분산 행렬의 유도

거리측정 오차 및 위치 측정 오차의 분석은 스테레오 영상이나 움직이는 로봇의 순차적인 영상을 중심으로 많이 연구되어 왔다^[6,7,8]. 본 논문에서는 삼각측량 원리에 근거하고 공간부호화 방식을 사용하는 거리탐색기^[9]를 사용하는 경우의 측정오차에 대한 분석을 시도하였고 그 결과를 등록과정에 적용하였다.

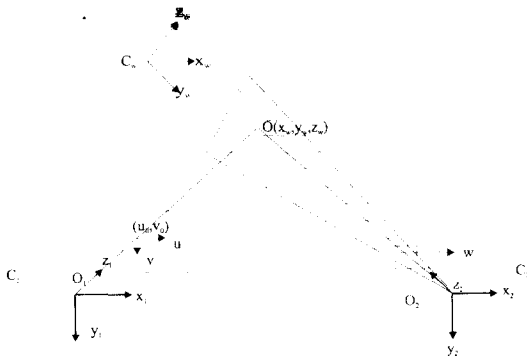


그림 1. 카메라와 프로젝터를 사용한 거리탐색기
Fig. 1. A range finder with a camera and a projector.

그림 1과 같이 카메라 좌표계 C_1 은, 카메라 초점 O_1 을 원점으로 하고 카메라 영상의 수평축 u 와 평행하게 x_1 축을 정의하고, 카메라 영상의 수직축 v 와 평행하게 y_1 축을 정의하면 z_1 축은 카메라 영상 면과 수직인 광축(optical axis)이 된다. 이 경우 물체상의 점 (x, y, z) 가 원근 투영된 후에 카메라 영상의 (u, v) 에 위치한다고

하고 이를 homogeneous 좌표계로 나타내면

$$(h_c, u \ h_c \ v \ h_c) = (x \ y \ z \ 1) \mathbf{T}_c \quad (1)$$

와 같이 나타낼 수 있고

$$\mathbf{T}_c = \begin{pmatrix} t_{c11} & t_{c12} & t_{c13} \\ t_{c21} & t_{c22} & t_{c23} \\ t_{c31} & t_{c32} & t_{c33} \\ t_{c41} & t_{c42} & t_{c43} \end{pmatrix}$$

로 나타내진다. 같은 방법으로 프로젝터 좌표계(C_2)와 물체 좌표계(C_w)사이의 변환은 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$(h_p, w \ h_p) = (x \ y \ z \ 1) \mathbf{T}_p \quad (2)$$

$$(\mathbf{T}_p) = \begin{pmatrix} t_{p11} & t_{p12} \\ t_{p21} & t_{p22} \\ t_{p31} & t_{p32} \\ t_{p41} & t_{p42} \end{pmatrix} \text{로 나타낸다.}$$

위 (1)식과 (2)식에서 h_c 와 h_p 를 소거하면 $\mathbf{Q}\mathbf{d} = \mathbf{F}$ 을 얻고, 이 때, \mathbf{Q} , \mathbf{d} , \mathbf{F} 는 각각 다음과 같이 된다^[10].

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} t_{c11} - t_{c13}u & t_{c21} - t_{c23}u & t_{c31} - t_{c33}u \\ t_{c12} - t_{c13}v & t_{c22} - t_{c23}v & t_{c32} - t_{c33}v \\ t_{p11} - t_{p12}w & t_{p21} - t_{p22}w & t_{p31} - t_{p32}w \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{d} = (x \ y \ z)^T \quad (4)$$

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} t_{c13}u - t_{c41} \\ t_{c13}v - t_{c42} \\ t_{p12}w - t_{p41} \end{pmatrix} \quad (5)$$

따라서 3차원 좌표 값은

$$\mathbf{d} = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{F} \quad (6)$$

로 구해진다. 이 때 각각의 u, v, w 값의 미소변화에 대한 3차원 좌표 값의 변화량은 위의 식을 미분하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta x &= \frac{\partial x}{\partial u} \Delta u + \frac{\partial x}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial x}{\partial w} \Delta w \\ \Delta y &= \frac{\partial y}{\partial u} \Delta u + \frac{\partial y}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial y}{\partial w} \Delta w \\ \Delta z &= \frac{\partial z}{\partial u} \Delta u + \frac{\partial z}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial z}{\partial w} \Delta w \end{aligned} \quad (7)$$

이며, 이것을 행렬로 표현하면

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} & \frac{\partial x}{\partial w} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} & \frac{\partial y}{\partial w} \\ \frac{\partial z}{\partial u} & \frac{\partial z}{\partial v} & \frac{\partial z}{\partial w} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u \\ \Delta v \\ \Delta w \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\Delta \mathbf{p} = \mathbf{S} \Delta \mathbf{m} \tag{9}$$

으로 된다. 여기에서 $\Delta \mathbf{m}$ 은 영상좌표계와 프로젝터 좌표계에서의 측정오차를 나타내고 대부분의 경우 오차에 바이어스가 없다고 가정할 수 있으므로

$E[\Delta \mathbf{m}] = \mathbf{0}$ 을 사용하면 수식유도가 간단해진다. 측정오차 $\Delta \mathbf{m}$ 이 바이어스되어 있는 경우, 즉

$E[\Delta \mathbf{m}] \neq \mathbf{0}$ 인 경우에도 수식은 복잡해지나 동일한 수식전개 과정을 따른다. 여기에서는 $E[\Delta \mathbf{m}] = \mathbf{0}$ 을 사용하여 $E[\Delta \mathbf{p}] = E[\mathbf{S} \Delta \mathbf{m}] = \mathbf{S} E[\Delta \mathbf{m}] = \mathbf{0}$ 이므로 다음과 같이 공분산 행렬을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Sigma_p &= E[(\Delta \mathbf{p})(\Delta \mathbf{p})'] \\ &= E[(\mathbf{S} \Delta \mathbf{m})(\mathbf{S} \Delta \mathbf{m})'] \\ &= E[\mathbf{S} \Delta \mathbf{m} \Delta \mathbf{m}' \mathbf{S}'] \\ &= \mathbf{S} E[\Delta \mathbf{m} \Delta \mathbf{m}'] \mathbf{S}' \end{aligned} \tag{10}$$

여기에서 민감도 행렬 \mathbf{S} 가 deterministic하다는 것을 이용하였다. 이때, 측정오차 $\delta u, \delta v, \delta w$ 는 대부분의 경우 상호독립적이어서 공분산이 0이 된다. 분산은 양자화 잡음이 제일 큰 영향을 준다. 양자화 크기를 A 라고 하면 $\sigma_u^2 = \sigma_v^2 = \sigma_w^2 = \sigma^2 = A^2/12$ 인 identical independent distribution (i.i.d.) 이 된다. 본 실험에서 영상 좌표 u, v 는 화소단위를 사용하였고 공간 부호화 좌표 w 도 자연수이므로 세 측정 값의 양자화 크기 A 는 모두 1 이다.

$$\Delta \mathbf{m} \Delta \mathbf{m}' = \begin{bmatrix} \sigma_u^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_w^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} = \sigma^2 \mathbf{I} \text{와 같}$$

이 되므로

$$\Sigma_p = \mathbf{S} E[\Delta \mathbf{m} \Delta \mathbf{m}'] \mathbf{S}' = \sigma^2 \mathbf{S} \mathbf{S}' \tag{11}$$

로 간단히 할 수 있다.

III. 회전변환의 표현방법

물체의 방향이나 회전을 표시하는 방법으로 가장 널리 사용되는 것은 회전 행렬이다. 이 행렬은 3x3크기의 orthonormal matrix이다. 따라서 9개의 변수와 6개의 제약조건 (constraint)를 만족하여야 한다. 한편 x, y, z 축을 중심으로 한 회전각을 사용하여 회전을 나타내는 방법 등이 있다. 이는 단 3 개의 변수만 사용

한다는 장점이 있으나 삼각함수로 표시되므로 미분식이 복잡해진다. 반면에 unit quaternion을 사용하면 4개의 변수를 사용하고 한 개의 제약 조건이 있다. Unit quaternion을 사용하여 회전 행렬을 나타내는 경우 quaternion의 2차 다항식으로 나타내지기 때문에 계산이 간편하다^{13,11)}.

Quaternion은 $\hat{q} = q_0 + iq_x + jq_y + kq_z$ 의 형태로 나타낼 수 있다. 여기에서 q_0, q_x, q_y 그리고 q_z 는 실수이고 i, j, k 는 상호 독립적인 세종류의 허수부를 나타내며 다음과 같은 성질이 있다.

$$i^2 = -1, j^2 = -1, k^2 = -1$$

$$ij = k, jk = i, ki = j$$

$$ji = -k, kj = -i, ik = -j$$

\hat{q} 의 conjugate는 $\hat{q}^* = q_0 - iq_x - jq_y - kq_z$ 으로 정의한다. 3차원 공간의 vector $\mathbf{t} = (t_x, t_y, t_z)'$ 은 순수하게 허수부만 지닌 quaternion $\hat{t} = 0 + it_x + jt_y + kt_z$ 으로 표현될 수 있다. $\hat{r} = r_0 + ir_x + jr_y + kr_z$ 을 회전을 나타내는 unit quaternion이라고 하면, $r_0^2 + r_x^2 + r_y^2 + r_z^2 = 1$ 의 제약조건을 만족하여야 하고 회전 후의 quaternion \hat{t}' 는 $\hat{t}' = \hat{r} \hat{t} \hat{r}^*$ 으로 주어진다. 이를 회전행렬의 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} t'_x \\ t'_y \\ t'_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_0^2 + r_x^2 - r_y^2 - r_z^2 & -2r_0r_x + 2r_yr_z & 2r_0r_y + 2r_xr_z \\ 2r_0r_x + 2r_yr_z & r_0^2 - r_x^2 + r_y^2 - r_z^2 & -2r_0r_y + 2r_xr_z \\ -2r_0r_y + 2r_xr_z & 2r_0r_x + 2r_yr_z & r_0^2 - r_x^2 - r_y^2 + r_z^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \tag{12}$$

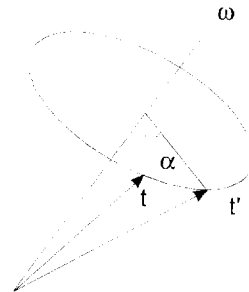


그림 2. Quaternion을 이용한 회전의 표시. 여기에서 $\hat{t}' = \hat{r} \hat{t} \hat{r}^*$ 이고 $\hat{r} = \cos(a/2) + \hat{\omega} \sin(a/2)$ 이다.
Fig. 2. Representation of rotation using a quaternion, where $\hat{t}' = \hat{r} \hat{t} \hat{r}^*$ and $\hat{r} = \cos(a/2) + \hat{\omega} \sin(a/2)$.

여기에서 3x3행렬은 4개의 quaternion 변수들의 2차 다항식으로 나타나 있으며, 이 행렬은 orthonormal 성질을 만족하는 unitary matrix임을 확인할 수 있다.

이때 $\vec{r} = r_0 + ir_x + jr_y + kr_z = \cos(a/2) + \hat{\omega} \sin(a/2)$ 의 형태로 나타내면 그림 2와 같이 $\hat{\omega} = (ir_x + jr_y + kr_z) / \sqrt{r_x^2 + r_y^2 + r_z^2}$ 는 회전축이 되고 a 는 회전각도가 되는 것을 확인할 수 있다.

IV. 등록 계수의 계산

본 논문에서는 두 개의 거리영상에서 대응점들을 알고 있다고 가정하고 등록계수를 구한다. 영상 I_a 에서의 한 특징점 \mathbf{p}_i 가 영상 I_b 의 \mathbf{q}_i 에 대응된다고 하자. 여기에서 $i = 1, 2, \dots, N$ 으로서 N 은 대응점 쌍의 개수이다. 대부분의 연구에서는 대응점 사이의 거리의 제곱을 최소로 하는 변환 계수를 구한다. 즉 다음과 같은 오차 함수

$$f_1(\mathbf{T}) = \sum_{i=1}^N [\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i] [\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i]^t \quad (13)$$

을 최소화하는 변환계수 \mathbf{T} 를 구한다. 여기에서 변환계수 \mathbf{T} 는 회전을 나타내는 unit quaternion에서의 변수 4개와 이동을 나타내는 변수 3개로 모두 7개의 실수로 표시된다. 스캐너 형식의 거리 탐색기에서는 수직 수평의 스캐너 방향의 오차는 거의 무시할 수 있으므로 거리방향의 오차와 물체면의 방향을 고려한 오차 가중치에 대한 최적화를 시도하여서 향상된 정확도를 얻었다. 본 논문에서는 삼각측량법에 기반한 공간부호화 방식의 거리탐색기를 사용하므로 수직, 수평방향의 측정오차를 무시할 수 없다. 따라서 오차의 공분산의 역행렬을 가중치로 사용한 값을 최소화시키는 변환계수 \mathbf{T} 를 구하는 것이 정확한 등록결과를 가져온다. 즉 다음과 같은 오차함수 f_2 를 최소화시키는 변환계수 \mathbf{T} 를 구한다.

$$f_2(\mathbf{T}) = \sum_{i=1}^N [\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i] \Sigma^{-1} [\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i]^t \quad (14)$$

여기에서 Σ 는 $[\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i]$ 의 공분산 행렬이고 $[\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i] \Sigma^{-1} [\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i]^t$ 는 Mahalanobis distance에 해당하므로 오차를 최소화시키는 것이 아니고 확률이 최대인 변환계수 \mathbf{T} 를 구하는 것이 된다.

한편 $[\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i]$ 가 가우시안 분포를 따를 때 $f_2(\mathbf{T})$ 는 χ^2 분포를 따르는 것으로 밝혀져 있다. 측정 오차의 가중치를 무시한 식 (13)은 식 (14)에서 $\Sigma = \mathbf{I}$ 인 특수한 경우임을 알 수 있다.

이제 $[\mathbf{p}_i - \mathbf{T} \mathbf{q}_i]$ 의 공분산 행렬 Σ 를 유도한다. 영상 I_a 에서의 한 특징점 \mathbf{p} 의 3차원 좌표 측정 좌표값을 (p_x, p_y, p_z) 라고 하고 그 측정오차를 \vec{e}_p 라고 하자. 거리 영상 I_b 에서 \mathbf{p} 에 대응되는 점인 \mathbf{q} 의 측정 좌표값을 (q_x, q_y, q_z) 라고 하고 그 측정오차를 \vec{e}_q 로 표시하고 이를 좌표 변환한 후의 좌표 값과 오차를 각각 (q'_x, q'_y, q'_z) 와 \vec{e}'_q 라 한다. Σ_p 와 Σ_q 를 각각 \vec{e}_p 와 \vec{e}_q 의 공분산 행렬이라고 한다. 여기에서도 측정오차의 평균값을 0으로 가정할 수 있으므로 $E[\vec{e}_p] = 0$, $E[\vec{e}_q] = 0$ 이므로 $\Sigma_p = E[\vec{e}_p \vec{e}_p^t]$, $\Sigma_q = E[\vec{e}_q \vec{e}_q^t]$ 가 된다. 또한, $\vec{e}'_q = \mathbf{T} \vec{e}_q$ 이므로 $E[\vec{e}'_q \vec{e}'_q^t] = E[\mathbf{T} \vec{e}_q \vec{e}_q^t \mathbf{T}^t] = \mathbf{T} \Sigma_q \mathbf{T}^t$ 으로 전개된다. 따라서 전체적인 측정오차의 공분산 행렬은

$$\begin{aligned} \Sigma &= E[(\vec{e}_p - \vec{e}'_q)(\vec{e}_p - \vec{e}'_q)^t] \\ &= E[(\vec{e}_p - \vec{e}'_q)(\vec{e}_p^t - \vec{e}'_q{}^t)] \\ &= E[\vec{e}_p \vec{e}_p^t - \vec{e}_p \vec{e}'_q{}^t - \vec{e}'_q \vec{e}_p^t + \vec{e}'_q \vec{e}'_q{}^t] \end{aligned}$$

으로 된다. 여기에서 오차 \vec{e}_p 와 \vec{e}_q 가 서로 다른 두 개의 영상에서의 측정오차이므로 독립적이라고 가정할 수 있어서 $E[\vec{e}_p \vec{e}'_q{}^t] = E[\vec{e}'_q \vec{e}_p^t] = 0$ 이므로

$$\Sigma = \Sigma_p + \mathbf{T} \Sigma_q \mathbf{T}^t \quad (15)$$

이 된다. 위의 공분산 행렬이 등록계수 계산에 사용된다. 많은 경우 등록에 사용되는 두 개의 영상사이에서 물체의 변화가 미소하므로, 변환계수 \mathbf{T} 를 identity 행렬 (\mathbf{I})으로 근사시킬 수 있고 $\Sigma_p \approx \Sigma_q$ 가 되어

$$\Sigma \approx 2 \Sigma_p = 2\sigma^2 \mathbf{S} \mathbf{S}^t \quad (16)$$

로 근사된다. 즉 공분산 행렬이 오차의 민감도로부터 유도될 수 있다. 여기에서 σ 는 공분산의 scale factor 역할만 하므로 등록계수 계산에 전혀 영향을 미치지 않으므로 식을 간단히 하기 위하여 $\sigma=1$ 로 한다.

V. 실험결과 및 분석

본 논문에서 사용한 거리영상들은 LCD 프로젝터를 이용한 공간 부호화 기법의 거리탐색기를 사용하여 얻었고 그림 3에 나타나 있다.

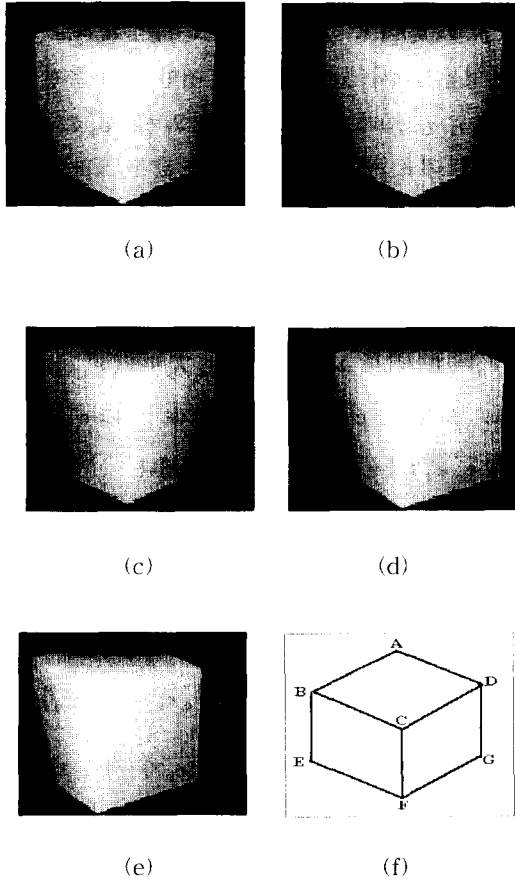


그림 3. 실험에 사용된 영상들
Fig. 3. Images used in experiments.

(a)는 기준위치의 영상이고, (b)는 물체를 (a)의 위치에서 x 축으로 2 cm만큼 이동시킨 영상, (c)는 (a)를 y 축으로 2 cm만큼 이동시킨 영상, (d)는 (a)를 z 축을 중심으로 10 만큼 회전한 영상, 그리고 (e)는 (d)를 x 축으로 -3 cm, y 축으로 3 cm만큼 이동시킨 영상을 각각 나타낸다. 이때 3차원 좌표의 측정값들은 카메라 영상 평면 (u, v)와 프로젝터 좌표 (w)의 오차로 인하여 오차가 발생한다. 이때 3차원 좌표값 측정오차의 공분산은 $\Sigma = S S^T$ 로 주어진다. 이를 그림 3 (a)의 경우

$$S S^T = \begin{pmatrix} 163 & 186 & -94 \\ 186 & 235 & -114 \\ -94 & -114 & 65 \end{pmatrix}$$

가 된다.

한편 u, v, w 의 값에 평균이 0 이고 표준편차가 $\sigma = 0.1$ 인 가우시안 분포의 오차를 더하여 1000번 반복한 경우의 3차원 좌표오차의 공분산 행렬을 컴퓨터 모의 실험으로 구해보면 다음과 같이

$$\frac{E(\Delta p \Delta p^T)}{\sigma^2} = \begin{pmatrix} 155 & 179 & -90 \\ 179 & 229 & -110 \\ -90 & -110 & 63 \end{pmatrix}$$

가 되어 모의 실험과 카메라 민감도로 구한 공분산 행렬이 유사함을 알 수 있다.

본 연구에서는 그림 3의 (f)에 보인 바와 같이 7개의 꼭지점의 대응점이 주어진 경우의 등록 계수를 구하였다. 오차 가중치는 $\Sigma = 2 S S^T$ 를 사용하였다. 여기에서는 식 (14)의 목적함수 f_2 를 최소화시키는 T 를 구하기 위하여 수치해석 기법 중에 널리 사용되는 Levenberg Marquardt 방법을 사용하였다^[12]. 제안한 방법으로 구한 등록 계수와 비교하기 위하여 측정 오차를 무시하고 식 (13)의 목적함수를 최소화시키는 해를 구하여 표 1에 함께보였다. 성능을 비교해 보기 위하여 각 경우의 평균오차를 표 2에 보였다. 여기에서, 오차 가중치를 고려하여 회전과 이동값을 계산한 결과가 이론치에 더 가까운 값을 가짐을 확인 할 수 있었다.

표 1. 변환계수의 결과비교
Table 1. Comparison of registration coefficients.

기준 위치	이론치		가중치 무시		가중치 사용	
	회전 변화	이동 변화	회전 변화	이동 변화	회전 변화	이동 변화
b	$r_0 = 1.0$	$t_x = 2.0$	$r_0 = 0.9998$	$t_x = 3.82$	$r_0 = 0.9999$	$t_x = 2.36$
	$r_x = 0.0$	$t_y = 0.0$	$r_x = -0.0811$	$t_y = -1.28$	$r_x = 0.0321$	$t_y = 0.07$
	$r_y = 0.0$	$t_z = 0.0$	$r_y = 0.0421$	$t_z = 0.53$	$r_y = 0.0001$	$t_z = 0.72$
	$r_z = 0.0$		$r_z = 0.0006$		$r_z = 0.0002$	
c	$r_0 = 1.0$	$t_x = 0.0$	$r_0 = 0.9998$	$t_x = 1.25$	$r_0 = 0.9999$	$t_x = 0.12$
	$r_x = 0.0$	$t_y = 2.0$	$r_x = 0.02$	$t_y = 3.51$	$r_x = 0.01$	$t_y = 2.42$
	$r_y = 0.0$	$t_z = 0.0$	$r_y = 0.065$	$t_z = 2.11$	$r_y = 0.022$	$t_z = 0.05$
	$r_z = 0.0$		$r_z = 0.009$		$r_z = 0.009$	
d	$r_0 = 0.996$	$t_x = 0.0$	$r_0 = 0.9971$	$t_x = 0.91$	$r_0 = 0.9965$	$t_x = 0.02$
	$r_x = 0.03$	$t_y = 0.0$	$r_x = 0.0528$	$t_y = -2.01$	$r_x = -0.0312$	$t_y = -0.79$
	$r_y = 0.033$	$t_z = 0.0$	$r_y = -0.035$	$t_z = 0.06$	$r_y = 0.041$	$t_z = 0.05$
	$r_z = 0.071$		$r_z = -0.067$		$r_z = -0.079$	
e	$r_0 = 0.996$	$t_x = -3.0$	$r_0 = 0.9979$	$t_x = -4.789$	$r_0 = 0.9959$	$t_x = -3.15$
	$r_x = 0.03$	$t_y = 3.0$	$r_x = 0.0008$	$t_y = 3.412$	$r_x = 0.012$	$t_y = 3.89$
	$r_y = 0.033$	$t_z = 0.0$	$r_y = 0.0071$	$t_z = 0.04$	$r_y = -0.0031$	$t_z = 0.051$
	$r_z = 0.071$		$r_z = 0.0349$		$r_z = 0.089$	

표 2. 각 위치에서의 평균 오차
Table 2. RMSE at various positions.

위치	오차 (RMSE)	
	가중치 무시	가중치 고려
b	242	81
c	195	73
d	441	346
e	158	153

VI. 결 론

본 논문에서는 동일한 물체가 두 개의 거리영상사이에서 변환 등록 계수를 구하였다. 측정 오차를 고려하지 않고 등록계수를 구하는 경우 계산 속도가 빠른 장점이 있으나, 보다 더 정확한 변환계수를 구하는 경우 거리 데이터의 측정오차를 고려하여 등록 계수를 구하는 방법을 제안하였다. 거리 측정오차는 거리 탐색기의 카메라 민감도를 구한 뒤 공분산 행렬을 구해서 오차 가중치로 적용했다. 변화한 점의 좌표계산과 그 오차의 계산을 간단히 하기위하여 unit quaternion을 사용하였다. 실험결과, 오차 가중치를 고려할 경우의 등록계수가 그렇지 않은 경우에 비하여 더 정확함을 알 수 있었다.

앞으로의 과제는 정합에 관한 연구 및 여러 개의 거리 영상 정보를 이용하여 가장 타당성 있는 3차원 모델을 생성하는 연구와, 이런 경우 과대한 오차를 지닌 자료 (outlier)를 제외시키는 문제 등도 주요 연구 과제이다.

참 고 문 헌

[1] C. Dorai, G. Wang, A.K. Jain, and C. Mercer, From Images to Models: Automatic 3D Object Model Construction from Multiple Views, Proceedings of 13th International Conference on Pattern Recognition, Vienna, pp. 770-774, Austria, September 1996.
 [2] C.H. Lo, and H.S. Don, 3-D Moment Forms: Their Construction and Application to Object Identification and Positioning, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 10, pp.

1053-1064, October 1989.
 [3] P.J. Besl and N.D. McKay, A Method for Registration of 3-D Shapes, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, No. 2, pp. 239-256, FEB 1992.
 [4] Y. Chen and G. Medioni, Object Modelling by Registration of Multiple Range Images, Image and Vision Computing, Vol. 10, No. 3, pp. 145-155, April 1992.
 [5] C. Dorai, J. Weng and A.K. Jain, Optimal Registration of Multiple Range Views, Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition, pp. 569-571, Jerusalem, Israel, October 1994.
 [6] J. Weng, T. S. Huang, and N. Ahuja, "Motion and structure from two perspective views: Algorithms, error analysis, and error estimation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 11, No. 5, pp. 451-476, May 1989.
 [7] J. J. Rodriguez and J. K. Aggarwal, "Stochastic analysis of stereo quantization error," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 5, pp. 467-470, May 1990.
 [8] J. Weng, N. Ahuja, and T. S. Huang, "Optimal motion and structure estimation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 9, pp. 864-884, Sep. 1993.
 [9] S. Inoguchi, K. Sato and F. Matsuda, "Range-Imaging System for 3-D Object Recognition," Proceedings of 7th International Conference on Pattern Recognition (Montreal, Canada), pp. 806-808, July 1984.
 [10] 정 도현, 윤 일동, 이 상욱, "복수의 거리영상 간의 변환계수의 추출," 전자공학회논문지 제34권 S편 제2호, pp. 206-216, 1997년 2월
 [11] B. K. P. Horn, "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions," J. Optical Society of America, A, Vol. 4, No. 4, pp. 629-642, 1987.
 [12] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, and B. P. Flannery, Numerical

Recipes in C, 2nd ed. Cambridge Univ.

Press, New York, pp. 683-688, 1992.

저 자 소 개



尹康植(正會員)

1968년 8월 14일생. 1995년 2월 서강대학교 전자공학과 졸업 (박사). 1997년 2월 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업 (석사). 현재 대우전자 전략기술 제1연구소 근무 중. 주 관심분야는 컴퓨터비전과 패턴인식

턴인식

李炳旭(正會員) 第33卷 B編 第1號 參照

현재 이화여자대학교 전자공학과 부교수

朴來弘(正會員)

第33卷 B編 第9號 參照

현재 서강대학교 전자공학과 교수