

論文2000-37SP-1-1

시점이 다른 다수의 거리 영상으로부터 3차원 물체의 형상 복원

(On Shape Recovery of 3D Object from Multiple Range Images)

金 俊 煥 * , 尹 逸 東 ** , 李 商 郁 ***

(Kim Jun Young, Yun Il Dong, and Lee Sang Uk)

요 약

3차원 형상의 복구를 위하여 일반적으로 다른 방향에서 취득한 거리 영상을 하나의 좌표계로 변환하는 과정이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 과정 중 레지스트레이션과 인티그레이션에 관한 연구 결과를 제시한다. 레지스트레이션에 대해서는 기존의 ICP 알고리즘의 수렴 속도 향상을 위해 높은 곡률을 갖는 데이터에 가중치를 주는 2 단계의 알고리즘을 제안한다. 첫 번째 단계에서는 모든 거리 데이터를 이용하여 적당한 정도의 레지스트레이션을 수행하고 두 번째 단계에서 높은 곡률을 가진 점들만을 이용하여 보다 정확한 레지스트레이션을 수행한다. 인티그레이션 알고리즘으로는 기존 좌표계로 변환된 모든 거리 영상간의 전체 오차를 최소화하기 위해 2장간의 거리 영상에 대한 ICP 알고리즘을 임의의 N장의 거리 영상에 대하여 적용할 수 있도록 일반화하는 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 알고리즘을 통하여 2장간의 변환을 순차적으로 수행하여 기준 좌표계로의 변환을 얻었을 때 레지스트레이션 오차가 누적되는 문제점을 해결하였다. 실험결과 레지스트레이션 알고리즘은 펜티엄 150MHz PC 환경에서 1분정도의 수행시간을 나타내었다. 실험 결과는 제안하는 기법이 적절한 시간내에 모든 거리 데이터들을 오차가 고르게 분포하는 모델을 형성할 수 있음을 보인다.

Abstract

To reconstruct 3-D shape, it is a common strategy to acquire multiple range images from different viewpoints and integrate them into a common coordinates. In this paper, we particularly focus on the registration and integration processes for combining all range images into one surface model. For the registration, we propose the 2-step registration algorithm, which consists of 2 steps: the rough registration step using all data points and the fine registration step using the high-curved data points. For the integration, we propose a new algorithm, referred to as "multi-registration" technique, to alleviate the error accumulation problem, which occurs during applying the pair-wise registration to each range image sequentially, in order to transform them into a common reference frame. Intensive experiments are performed on the various real range data. In experiments, all range images were registered within 1 minutes on Pentium 150MHz PC. The results show that the proposed algorithms register and integrate multiple range images within a tolerable error bound in a reasonable computation time, and the total error between all range images are equalized with our proposed algorithms.

* 正會員, SK Telecom

(SK Telecom, R & D Center)

** 正會員, 韓國外國語大學 電子制御工學部

(Hankuk Univ. of E.S., School of Electronics and Control Eng.)

*** 正會員, 서울大學校 電氣工學部

(Seoul Nat'l Univ., School of Electric Eng.)

※ 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(981-0912-191-1)지원으로 수행되었음

接受日字: 1999年9月4日, 수정완료일: 1999年11月4日

I. 서론

컴퓨터 비전의 연구 분야는 여러 비전 시스템이 입력으로서 이용하는 데이터가 2차원의 밝기 정보인지 물체의 3차원 정보인지에 따라 크게 2가지로 나눌 수 있다. 최근까지는 거리 데이터의 취득 방법의 어려움으로 인해 3차원 정보를 이용하는 비전 분야는 크게 연구되지 못하고 있었으나, 레이저 스캐너와 공간 부호화 기법 등의 발달로 직접적인 물체의 3차원 정보를 얻는 것이 용이하게 됨에 따라 각광받는 연구 분야로 떠오르게 되었다. 물체의 3차원 정보는 3차원 모델 기반 매칭 등 여러 가지로 이용될 수 있으나 3차원 모델 그 자체로도 컴퓨터 이용 설계 (computer aided design), 재공학 (reverse engineering) 등의 산업 분야나, 컴퓨터 그래픽스 (computer graphics), 가상 현실 (virtual environment) 등의 오락 분야에서도 넓은 응용 분야를 갖고 있다. 따라서, 물체의 3차원 정보와 그에 맞는 모델을 얻는 것은 3차원 비전 분야에서 아주 중요한 문제라고 할 수 있다.

물체의 3차원 모델을 얻기 위해서는 그림 1에서와 같이 일반적으로 거리 데이터 취득, 레지스트레이션 (registration)과 인티그레이션 (integration) 그리고, 모델링 (modeling)의 4가지 단계를 거치게 된다.

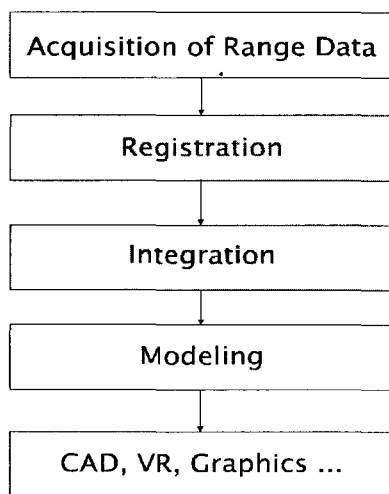


그림 1. 거리 데이터의 처리 과정
Fig. 1. The procedure of range data processing.

이를 각 단계별로 보다 자세히 살펴보도록 하자.

◎ 거리 데이터의 취득

일반적으로 물체의 3차원 정보는 복수의 거리 영상으로부터 얻어지는데 거리 영상이란 각 화소의 값이 물체 표면의 각 점들의 3차원 좌표 또는 기준 평면으로부터의 각 점에 이르는 거리등의 형태로 주어지는 영상을 말한다. 그리고, 각 화소의 값으로부터 얻을 수 있는 물체 표면의 3차원 좌표를 거리 데이터라고 한다. 이러한 거리 영상을 취득할 수 있는 장치를 레인지 파인더(range finder)라고 하는데 가장 널리 쓰이는 레인지 파인더는 한 방향으로 스캔해가며 레이저를 물체에 쏘아 물체 표면에서 반사되어 나오는 것을 감지하여 물체까지의 거리를 계산하는 장치인 레이저 레인지 파인더^[20]와, 구조적인 조명을 이용하여 공간 부호를 얻는 공간 부호화 기법(space encoding technique)^[21-23]을 이용한 레인지 파인더가 있다.

◎ 레지스트레이션 (Registration)

거리 영상으로부터 전체적인 물체의 3차원 정보를 얻기 위해서는 먼저 물체 표면의 모든 부분에 대한 거리 데이터가 취득되어야 한다. 그러나 레인지 파인더는 한 방향에서의 거리 영상만을 취득할 수 있으므로 한 번의 계측만으로 물체 표면의 모든 부분에 대한 거리 데이터를 얻는 것은 불가능하다. 따라서, 표면의 모든 부분에 대한 거리 데이터를 취득하기 위해서, 일반적으로 서로 다른 복수의 시점에서 각각의 거리 영상을 얻어 이를 합성해야만 한다. 이렇게 다른 시점에서 취득된 두 장의 영상간의 변환 계수를 찾아내 공통의 좌표계로 변환하는 과정을 레지스트레이션(registration)^[1-7]이라 한다. 이와 같은 레지스트레이션 과정을 반복하면 각각의 거리 영상간의 변환 계수들을 추출할 수 있고 모든 거리 영상들을 하나의 기준 좌표계로 변환할 수 있게 된다.

한 물체에 대한 시점이 다른 여러 장의 거리 영상을 취득할 때 회전 테이블 위에 물체를 올려놓고, 일정한 각도로 계속 회전시켜가며 거리 영상을 취득한다거나 로봇 팔 등의 자유롭게 각도와 위치를 조정할 수 있는 기구 위에 레인지 파인더를 올려놓고 거리 영상을 취득한다면 각 영상간의 변환 계수를 알 수 있다. 그러나, 이것만으로도 변환 계수를 추출하는 것은 오차가 크고 이런 장비를 사용하기가 쉽지 않기 때문에 이렇게 얻어진 변환 계수들은 레지스트레이션 과정에서의 초기 변환 정도로만 이용될 뿐이고 주어진 거리 데이터들만

을 이용하여 원하는 오차 한도 내에서 정확한 변환 계수를 추출하는 레지스트레이션 방법이 활발히 연구되고 있다.

◎ 인티그레이션 (Integration)

레지스트레이션 단계에서 추출된 변환계수에는 필연적으로 어느 정도의 오차가 존재하게 된다. 따라서 모든 거리 영상들이 변환된 기준 좌표계에서 하나의 모델에 대한 전체적인 오차를 최소화하는 과정이 필요하고, 또한 데이터들의 중첩 부분을 적절히 처리하여 데이터 수를 줄이고 누락된 부분에 대한 보간을 수행해야 하는데 이러한 과정을 인티그레이션(integration)^[8, 13]이라고 한다.

◎ 모델링 (Modeling)

인티그레이션이 이루어진 각 거리 데이터를 실제 시스템에 적용하기 위하여 거리 데이터의 모델링도 활발히 연구되고 있는 분야 중의 하나이다. 각 거리 데이터를 다각형 특히 삼각형^[14, 15, 24]으로 모델링하고 있는 것이 주된 방향이지만 B-Spline^[16, 19] 등을 이용하는 방법도 활발히 연구되고 있다.

본 논문에서는 그림 1의 거리 데이터의 처리 과정중 회색 부분에 해당하는 레지스트레이션과 인티그레이션에 관련된 새로운 방법을 제안한다. 기존의 ICP(iterative closest point) 알고리즘^[1]의 문제점인 수행시간을 줄이기 위해 곡률이 높은 곳의 데이터에 대해 더 높은 가중치를 두어 레지스트레이션을 수행하는 알고리즘을 제안한다. 그리고, 모든 거리 영상에서의 대응점간의 거리를 최소화하여 공통된 좌표계로 변환하는 과정에서 레지스트레이션 오차가 누적되는 문제를 해결하기 위해 모든 거리영상을 한번에 공통된 좌표계로 변환하는 알고리즘도 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 대표적인 레지스트레이션 알고리즘인 ICP 알고리즘의 소개를, 3 장에서는 수렴 속도와 대응점 탐색 시간을 개선한 레지스트레이션 알고리즘을, 4장에서는 여러 장의 거리영상을 공통된 하나의 좌표계로 변환하였을 때 기존의 방법에서 누적되는 오차를 줄이기 위한 인티그레이션 알고리즘을 각각 제안하고 이에 대한 실험 결과들을 5 장에 제시한다. 그리고, 6장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 기존의 복수의 거리 영상간의 변환계수 추출

1. 문제의 정의

거리 영상간의 변환 계수는 좌표축에 대한 회전과 이동으로 정의된다. 이러한 레지스트레이션 문제를 두 장의 거리 영상의 경우에 살펴보자. 첫 번째 거리 영상의 거리 데이터 $p_1(x_1, y_1, z_1)$ 이 시점을 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 만큼 회전하고 (t_x, t_y, t_z) 만큼 이동하여 바라본 두 번째 거리 영상에서 $q_1(x'_1, y'_1, z'_1)$ 라면 p_1 과 q_1 사이에는 다음과 같은 동차좌표계(homogeneous coordinate system)에서의 관계식이 성립한다.

$$\begin{bmatrix} x'_1 \\ y'_1 \\ z'_1 \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

이때 변환 행렬 T 는 식 (2)와 같이 각 축에 대한 3개의 회전 각도 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 와 각 좌표 방향으로의 평행 이동 성분 t_x, t_y, t_z 으로 표시되는 4×4 행렬이다.

$$\begin{aligned} T &= T(\theta_x, \theta_y, \theta_z, t_x, t_y, t_z) \\ &= \begin{bmatrix} C_x C_y & C_x S_y S_z - S_x C_z & C_x S_y C_z + S_x S_z & t_x \\ S_x C_y & S_x S_y S_z + C_x C_z & S_x S_y C_z - C_x S_z & t_y \\ -S_y & C_y S_z & C_y C_z & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{2}$$

여기서 $C_x = \cos \theta_x$, $S_x = \sin \theta_x$ 이다. 따라서 6개의 미지수만 안다면 두 장의 거리 영상간의 정확한 변환을 수행할 수 있다. 그리고, 이 6개의 미지수는 2개의 대응점 관계만 안다면 각 대응 관계에서 3개씩의 독립적인 식을 얻을 수 있으므로 쉽게 미지수 값을 찾을 수 있다. 그러나, 실제로 있어서 두 장의 거리 영상의 점들간의 정확한 대응 관계를 알아내는 것은 간단치 않다. 이러한 대응 문제를 해결하여 대응점을 찾는 방법과 찾아진 대응점들을 이용하여 변환계수를 구하는 많은 레지스트레이션 알고리즘이 제안되어 왔는데^[1, 7], 그 중 Besl과 McKay가 제안한 ICP (Iterative Closest Points) 알고리즘^[1] 가장 널리 알려진 알고리즘이며, 다른 대부분의 알고리즘들도 ICP 알고리즘을 바탕으로

하고 있다.

2. ICP (Iterative Closest Points) 알고리즘

두 장의 거리 영상간의 변환계수를 추출하는 가장 대표적인 알고리즘인 ICP 알고리즘은 두 장의 거리 영상에서 거리가 가장 가까운 두 점이 서로 대응관계에 있다고 판단하고 대응점들 간의 거리의 합을 오차함수로 정의하여 반복 계산에 의하여 오차함수를 최소화하는 변환계수를 찾아내는 방법이다. 전체 알고리즘을 간단하게 기술하면 다음과 같다.

- i) 두 거리 영상간의 초기 변환을 추정한다.
- ii) 두 거리 영상의 점들간의 대응관계를 찾는다.
- iii) 오차로 정의되는 대응점들간의 거리의 합이 최소가 되는 변환계수를 최소 자승법으로 찾는다.
- iv) 찾아진 변환 계수에 의해 각 데이터를 변환한다.
- v) 오차가 적절히 수렴할 때까지 ii), iii), iv)의 단계를 반복한다.

이러한 ICP 알고리즘은 초기치의 설정에 따라 국부 최소치로 빠질 수도 있는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 비교적 참값 근방의 초기치 설정이 필요한데, 일반적으로 측정 장치로부터 개략적인 값을 가져오거나 데이터 자체로부터 추정하는 방법이 있다^[4]. 그런데 단계 iii)에서 오차를 최소화하는 변환 계수를 찾는 일은 회전 변환에 의한 \sin 과 \cos 을 포함하는 비선형 방정식을 푸는 것이므로 상당히 복잡한 문제가 된다. 그러나, ICP 알고리즘은 어느 정도 근사한 초기 변환을 추정한 후 이것으로부터 정확한 참값에 접근해 나가는 것이므로 각 반복 단계에서 갱신되는 변환 계수값은 상당히 작다고 할 수 있다. 따라서, $k+1$ 번째 반복 단계에서의 변환 행렬 T_{k+1} 은 다음과 같이 k 단계의 변환 행렬 T_k 와 새로운 변환 행렬 ΔT 의 곱으로 표시되고 이 때 ΔT 는 식(4)와 같이 근사될 수 있다.

$$T_{k+1} = \Delta T T_k \quad (3)$$

$$\Delta T = \begin{bmatrix} 1 & -\Delta\theta_z & \Delta\theta_y & \Delta t_x \\ \Delta\theta_z & 1 & -\Delta\theta_x & \Delta t_y \\ -\Delta\theta_y & \Delta\theta_x & 1 & \Delta t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

이제 6개의 변수에 대하여 주어진 N_k 개의 대응관계

를 모두 만족하는 최적의 해를 구하기 위하여 최소 자승법을 적용한다. 우선, N_k 쌍의 모든 대응점들을 위의 식에 대입하여 $\Delta\theta_x, \Delta\theta_y, \Delta\theta_z, \Delta t_x, \Delta t_y, \Delta t_z$ 들의 선형방정식으로 써보면 다음과 같다.

$$A = BX \quad (5)$$

여기서, X, A, B 는 각각 $(6 \times 1), (3N_k \times 1), (3N_k \times 6)$ 행렬로서 다음과 같다.

$$X = [\Delta\theta_x \ \Delta\theta_y \ \Delta\theta_z \ \Delta t_x \ \Delta t_y \ \Delta t_z]^t$$

$$A = \begin{bmatrix} x_1 - x_1^k & y_1 - y_1^k & z_1 - z_1^k & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{N_k} - x_{N_k}^k & y_{N_k} - y_{N_k}^k & z_{N_k} - z_{N_k}^k \end{bmatrix}^t \quad (6)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & z_1^k & -y_1^k & 1 & 0 & 0 \\ -z_1^k & 0 & x_1^k & 0 & 1 & 0 \\ y_1^k & -x_1^k & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & z_{N_k}^k & -y_{N_k}^k & 1 & 0 & 0 \\ -z_{N_k}^k & 0 & x_{N_k}^k & 0 & 1 & 0 \\ y_{N_k}^k & -x_{N_k}^k & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

이로부터 X 를 최소자승법을 이용하여 얻을 수 있다. 이렇게 구해진 변환 계수들을 식 (4)에 대입하면 ΔT 를 구할 수 있고 T_{k+1} 는 식 (3)에 의해 구할 수 있다.

3. ICP 기반의 여러 알고리즘들

반복계산에 의해 변환 계수를 찾아가는 많은 레지스트레이션 알고리즘들이 제안되어 왔다^[2, 3, 6, 7, 10]. 이들은 모두 각 반복단계에서 임시 대응점을 찾고 목적 함수를 최소화하는 변환 계수들을 찾은 후 이러한 과정을 전체 오차가 정해진 문턱치 내로 들어올 때까지 반복한다는 점에서 ICP 알고리즘과 공통점을 갖는다.

Turk와 Levoy^[10]는 거리 영상을 삼각형 메쉬로 모델링한 후 점 대 면간의 최소거리가 되는 점을 대응점으로 하고 거리 영상의 경계점들이 레지스트레이션 과정에서 오차의 원인이 되는 것을 막기 위해 경계점을 대응점에서 제외하였다. 이들의 방법은 기존의 ICP 알고리즘을 변형한 것이라고 할 수 있다. Chen과 Medioni^[2]는 그림 2와 같이 대응점을 찾고자 하는 점의 법선과 다른 곡면과의 교점에서의 접선과의 최소거리가 되는 점을 대응점으로 하였다. Dorai와 Jain^[3]은 거리 영상의 취득 오차를 적당히 모델링하여 이 오차를 고려한 최적의 변환계수를 찾으려 하였다. Chung 외^[4], Blais와

Levine^[6]은 대응점의 결정 과정에서 탐색 영역을 줄이기 위해 각각 공간부호화 거리 측정기와 레이저 거리 측정기에 적용될 수 있는 역보정 (reverse calibration) 을 이용하는 방법을 제안하였다. 이들은 거리 데이터는 거리 영상의 형태로 취득되므로 2차원의 격자 구조를 갖고 있다는 점에 착안하여 첫 번째 거리 영상에 속하는 거리 데이터가 두 번째 거리 영상에서 어떠한 최소 인덱스 (i, j)를 가지는가를 역보정을 통해 알아내서 이 주변의 점들만을 탐색하여 대응점을 찾아내었다.

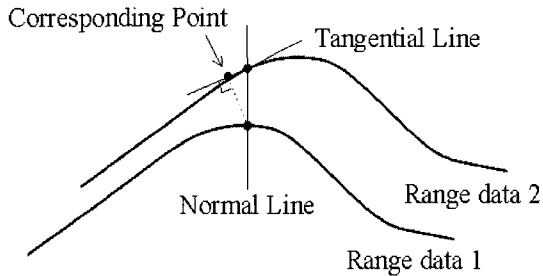


그림 2. Chen과 Medioni의 방법에 의한 대응점의 선택

Fig. 2. Selection of corresponding points by using the Chen and Medioni's algorithm.

ICP를 포함한 반복계산을 통하여 변환계수를 찾아가는 방법들은^[1, 7, 10] 잡음이 많은 거리 데이터들에 대해서도 견실하게 동작하며 비교적 정확한 변환계수 값을 찾을 수 있다는 장점이 있는 반면, 반복 과정 중 국부 최소치에 빠지면 최적의 계수를 찾지 못한다는 단점이 있다. 그러므로, 두 장의 거리 영상을 어느 정도 맞추어 놓은 후 레지스트레이션을 시작하기 위해 초기 변환값을 추정하는 과정이 필요하다. 대부분의 경우에 초기 변환값을 측정장치의 셋업등으로 어렵지 않게 알아낼 수 있다. 반복계산에 의한 레지스트레이션 방법이 갖는 또 하나의 단점은 시간이 오래 걸린다는 것이다. 시간상의 문제점은 대응점의 탐색 과정에서의 넓은 탐색 영역과 수렴 속도에 기인한다. Chung 외^[4], Blais와 Levine^[6]의 방법은 빠르게 대응점을 찾을 수 있으나 극히 제한적인 거리 데이터 취득 장치에만 적용할 수 있는 단점이 있다. 특히, Blais와 Levine^[6]의 방법에서는 많은 카메라 파라미터 값들을 미리 알고 있어야하며 이들이 보유한 레이저 거리 측정기와 다른 방법으로 거리 데이터를 측정하는 장치에는 사용할 수 없다.

III. ICP 알고리즘의 속도 향상 기법

본 장에서는 ICP 알고리즘의 수렴속도를 향상시키는 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 두 장의 거리 영상에서 어느 정도의 초기 변환을 알고 있다고 가정하고 레지스트레이션 시간을 줄이는데 그 목적을 두고 있다. 레지스트레이션 시간을 줄이기 위해 곡률을 이용하여 수렴 속도를 향상시키는 방법을 제안한다.

1. 곡률을 이용한 수렴 속도의 향상

ICP 기반 알고리즘들의 문제점 중 하나는 수렴 속도이다. 수렴 속도의 저하는 그림 3과 같이 물체의 모양이 단순한 경우에 일어난다. 그림 3의 거리데이터들은 평평한 부분에 존재하는 점들과 볼록한 부분의 점들로 나뉠 수 있다. 평평한 부분은 레지스트레이션 초기에는 두 장의 거리 영상을 어느 정도 맞추는데 큰 역할을 한다. 그러나, 레지스트레이션 과정이 진행됨에 따라 두 거리 영상의 모양은 점점 가깝게 된다. 두 거리 영상이 가까워진다면 평평한 부분의 데이터들은 다른 거리영상에서도 평평한 부분의 대응점을 가지므로 다음의 반복 과정에서 별다른 변환계수의 갱신 요소를 제공하지 못하게 된다. 그리고, 새로운 갱신요소를 제공할 수 있는 곡률이 비교적 큰 부분의 데이터는 그 수가 작기 때문에 전체적으로 영향을 미치지 못하게 된다. 다시 말하면, 새로운 갱신요소를 제공하는 데이터는 곡률이 크고 대칭성이 존재하지 않는 부분의 데이터들인데 위의 그림에서는 곡률이 작은 부분에서의 데이터수가 많고 곡률이 큰 부분의 데이터 수가 작기 때문에 수렴 속도가 현저히 저하된다.

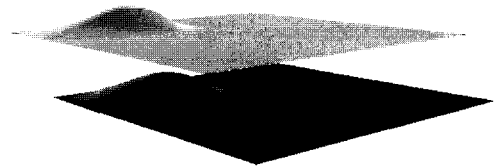


그림 3. 수렴 속도가 저하되는 경우

Fig. 3. A case of the slow convergence.

제안하는 알고리즘에서는 위와 같은 문제를 해결하고자 어느 정도 레지스트레이션이 된 후부터는 곡률이 큰 부분의 데이터들에 대해서만 레지스트레이션을 수행한다. 각 거리 영상의 데이터에 대해 곡률 벡터를 계산한다. 여기서 곡률 벡터는 식 (7)에서와 같이 가우시안 곡률 K 과 평균 곡률 H 로 이루어진다^[25].

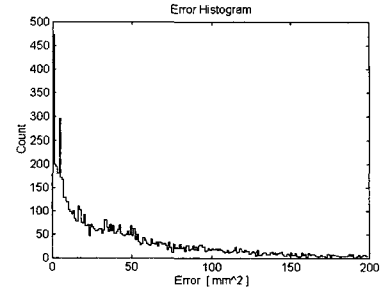
$$\vec{c} = (K, H) \quad (3)$$

즉, 높은 곡률을 가진 점들에 대해서만 대응점을 찾고, 주어진 윈도우 내에서의 탐색 과정에서 거리가 가장 가까운 점이 아닌 곡률 벡터가 가장 가까운, 다시 말하면 곡률 특징이 가장 유사한 점을 대응점으로 선택한다.

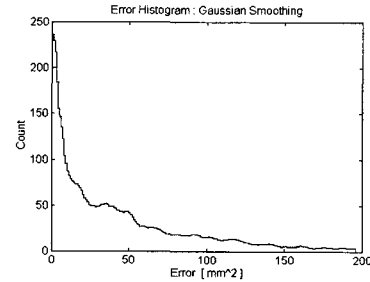
2. 문턱값의 설정

시점이 다른 두 장의 거리 영상간에는 겹치는 않는 영역이 있고 따라서 이런 영역의 점들에게는 대응점이 존재하지 않는다. 그러므로, 모든 점들에 대하여 주어진 알고리즘에 따라 대응점을 찾은 뒤 지나치게 거리가 먼 점은 대응점에서 제외시켜야 하는 과정이 필요한데 이를 위해 문턱값이 필요하게 된다. 적절한 문턱값의 설정은 레지스트레이션의 과정에서 중요한 영향을 미치게 된다. 일반적으로 레지스트레이션이 잘 되지 않은 초기에는 문턱값이 적당히 크고 레지스트레이션이 어느 정도 수행된 후에는 문턱값이 차차 줄어드는 것이 바람직하다. 따라서, 고정된 문턱값을 사용하는 것은 전체 성능을 크게 저하시키는 것이 되므로 전체 오차의 평균을 사용하는 방법이 널리 이용되고 있다. 그러나, 이 방법은 가까이 존재하는 다수의 대응점들의 영향으로 인해 오차의 평균이 작아지게 되므로 문턱값이 작게 설정된다. 따라서, 레지스트레이션 초기에 멀리 위치하고 있는 대응점들을 제외시키는 결과를 가져오므로 수렴속도를 저하시키는 원인이 된다.

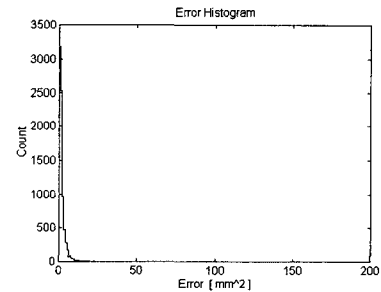
이러한 문제점을 해결하기 위해 새로운 문턱값 설정 방법을 제안하고 이를 실험하고자 하는 레지스트레이션 알고리즘에 적용한다. 제안하는 방법은 다음과 같다. 우선 찾아진 모든 대응점들로부터 대응점과의 오차 히스토그램을 만든다. 여기서 오차는 두 점간의 거리의 제곱으로 정의한다. 만들어진 히스토그램의 모양은 그림 4(a)와 같다. 그림 4(a)와 같은 굴곡이 심한 히스토그램을 매끄럽게 하기 위해 가우시안 함수를 이용하여 그림 4(b)와 같이 평활화한다. 평활화된 히스토그램을 살펴보면 급격히 감소하는 부분의 값을 문턱값으로 설



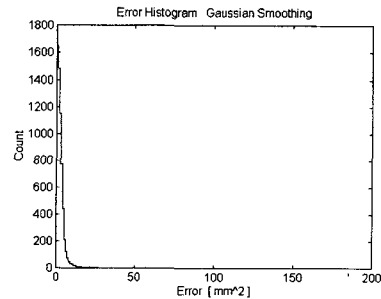
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 4. 오차 히스토그램 : (a) 오차 히스토그램(1번 반복) (b) 평활화된 히스토그램 (1번 반복) (c) 오차 히스토그램(15번 반복) (d) 평활화된 히스토그램(15번 반복)

Fig. 4. Error histogram : (a) error histogram(repeat once) (b) normalized error histogram(repeat once) (c) error histogram (repeat 15th) (d) normalized error histogram(repeat 15th).

정하였다. 실험적으로 히스토그램에서 바로 전 값의 10%이상 감소하면 급격히 감소하는 것으로 간주하였다. 제안하는 방법에 의해 문턱값을 설정하여 실행한 결과 대응점과의 오차 히스토그램 변화를 그림 4에 제시한다. 이러한 방법으로 효과적인 대응점을 선별 기준을 위한 문턱값 설정이 가능함을 알 수 있다.

3. 제안하는 2단계 레지스트레이션 알고리즘

첫 번째 단계에서는 기존의 ICP 방법대로 거리가 가장 가까운 점을 대응점으로 선택하며 두 거리 영상이 충분히 가까워질 때까지 반복한다. 전체 오차가 어느 한도 이내로 들어오게 되면 두 번째 단계로 넘어가 특징점들만을 이용하여 레지스트레이션을 한다. 특징점으로는 높은 곡률을 가진 점들을 선택하고 첫 번째 단계와는 달리 가장 특징이 비슷한 점 즉, 가장 유사한 곡률 벡터를 가진 점을 대응점으로 한다. 전체 알고리즘의 흐름은 다음과 같다.

1. 대응점의 선택
 - 탐색 윈도우 내의 최소거리의 점을 대응점으로 선택
 - 모든 거리 데이터를 레지스트레이션에 이용
2. 최소자승법을 이용하여 변환 계수 추출
3. 평균오차와 문턱치를 비교 : 문턱치보다 크면 1.2를 반복
4. 대응점의 선택
 - 탐색 윈도우 내의 곡률이 가장 유사한 점을 대응점으로 선택
 - 높은 곡률의 데이터만을 레지스트레이션에 이용
5. 최소자승법을 이용하여 변환 계수 추출
6. 평균오차와 문턱치를 비교 : 문턱치보다 크면 4.5를 반복

IV. 3장 이상의 거리 영상간의 변환 계수 추출

1. 다수의 거리영상에서의 레지스트레이션 문제

기존의 ICP 기반 알고리즘은 두 장의 거리 영상의 쌍에 대해서만 적용 가능한 것이므로 실제 여러 장의 거리 영상을 하나의 공통된 좌표계로 변환하기 위해서

는 두 장간의 변환 행렬들을 곱하여 새로운 변환 행렬을 얻어야 하므로 레지스트레이션 오차가 누적된다는 단점이 있다. 이 관계를 그림 5에 도시하였다.

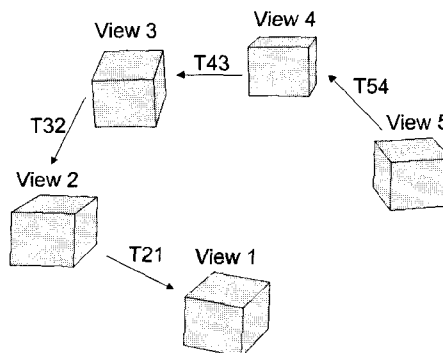


그림 5. 레지스트레이션 오차의 누적
Fig. 5. Accumulation of registration errors.

다섯 장의 거리영상 $\{V_1, V_2, V_3, V_4, V_5\}$ 에서 V_1 의 좌표계를 기준으로 다른 4장의 거리 영상을 변환한다면 V_2 의 점들에는 T_{21} 만을 곱하면 되지만 V_5 의 점을 변환하기 위해서는 $T_{54} T_{43} T_{32} T_{21}$ 을 곱해야 하므로 각 변환 행렬을 구하는데 존재했던 레지스트레이션 오차가 누적되는 결과를 초래하게 되고 누적되는 오차는 거리 영상의 수가 늘어날수록 더욱 심각한 영향을 미치게 된다. 여러 장의 거리영상을 기준 좌표계로 변환함에 있어서 기존의 레지스트레이션 알고리즘이 갖는 이러한 한계를 해결하기 위해 여러 알고리즘이 제안되었다^[5-7]. 이 중 Bergevin 외^[5]는 가장 적은 수의 변환 행렬의 곱으로 기준 좌표계로의 변환을 나타내어 누적되는 오차가 최소가 되도록 하는 거리 영상을 기준 좌표계로 설정하는 알고리즘을 제시하였다. 그림 6은 각 거리영상과 그들 간의 관계를 간단한 그래프의 형태로 나타내고 있다. 각각의 노드는 특정 시점에서 취득된 거리 영상을 나타내고 링크는 영상간의 변환을 의미한다. 그림 6(a)는 물체를 턴테이블 위에 올려놓고 거리 영상을 얻은 전형적인 모습이고 (b)는 4장의 거리영상이 공통된 하나의 거리영상을 기준으로 시점을 변화시킨 모습이다. (c)는 가장 일반적인 형태이다. Bergevin 등은 그림 6(a)와 같은 topology대로 라면 각각의 변환 계수를 순차적으로 곱해야하고 따라서, 누적되는 오차도 커지게 되므로 가장 좋지 않은 모양이라고 주장하였다. 오차를 균일하게 하기 위해서는 위와 같은 거리 영상의 시점에 따른 네트워크의 topology가 중요한데

균형 잡힌 네트워크로 다음과 같은 두 가지의 조건을 들고 있다. 첫째, 레지스트레이션 오차는 모든 변환 행렬에 대해 비슷하게 분포되어 있어야 한다. 둘째, 어떠한 두 시점 사이의 변환 행렬도 선택된 링크의 경로에 관계없이 일정해야 한다. 이와 같은 조건을 만족하는 네트워크의 형태는 그림 6(b)와 같은 것이고 따라서, 그림 6(b)와 같은 모양으로 거리 영상의 네트워크를 변환시킨 후 각 단계마다 전체 레지스트레이션 오차의 합을 계산하고 이를 최소화하는 방향으로 행렬을 갱신시키는 알고리즘을 제시하였다. 그러나, 이 알고리즘은 레지스트레이션 오차가 가장 적게 누적되도록 거리 영상간의 변환 경로를 정하자는 것이므로 오차가 누적되는 문제를 근본적으로 해결한 것이라 할 수는 없다.

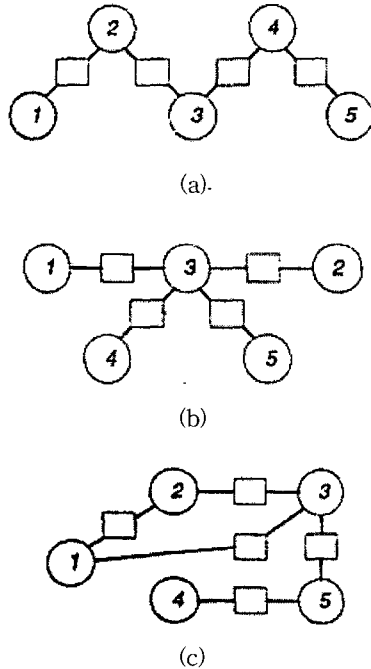


그림 6. 세 가지의 다른 거리 영상들의 배열 모습
Fig. 6. Three different arrangement of range data.

2. 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘은 두 장 사이의 변환 계수를 구하는 ICP 알고리즘을 임의의 N 장의 거리영상에 적용할 수 있도록 확장한 것이라고 할 수 있다. 앞에서 지적인 레지스트레이션 오차가 누적되는 기존의 알고리즘들의 문제를 해결하기 위하여 모든 거리영상의 기준 좌표계로의 변환 계수를 변수로 하고 각 거리영상간에

존재하는 모든 대응점을 고려하여 이 대응점들간의 거리를 최소화 하는 변환 계수들을 찾는 알고리즘이다.

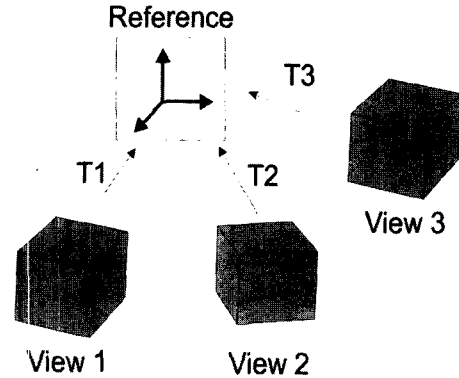


그림 7. 공통 좌표계로의 변환
Fig. 7. Transformation to common coordinates.

제안하는 알고리즘에 대하여 자세히 살펴해보도록 하자. N 장의 거리영상에서 두 장의 거리영상 i, j 간의 그림 4과 같이 다른 거리영상으로의 상대 변환이 아니라 그림 7과 같이 기준 좌표계로의 절대 변환을 생각해보자. 두 거리영상에서 n 번째 대응점을 $p_{(n)j}^n(x_{(n)j}^n, y_{(n)j}^n, z_{(n)j}^n)$ 과 $p_{(n)i}^n(x_{(n)i}^n, y_{(n)i}^n, z_{(n)i}^n)$ 라고 하면 두 대응점간에는 다음의 관계가 성립한다.

$$\begin{bmatrix} 1 & -\theta_z^i & \theta_y^i & t_x^i \\ \theta_z^i & 1 & -\theta_x^i & t_y^i \\ -\theta_y^i & \theta_x^i & 1 & t_z^i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{(n)j}^n \\ y_{(n)j}^n \\ z_{(n)j}^n \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\theta_z^j & \theta_y^j & t_x^j \\ \theta_z^j & 1 & -\theta_x^j & t_y^j \\ -\theta_y^j & \theta_x^j & 1 & t_z^j \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{(n)i}^n \\ y_{(n)i}^n \\ z_{(n)i}^n \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서 $p_{(n)j}^n$ 은 거리영상 i, j 간의 n 번째 대응점 중 i 에 속하는 점을 의미하고 θ_x^i 는 거리영상 i 의 변환 계수 중 x 축으로의 회전각을 나타낸다. 식 (8)을 전개하면 아래와 같은 식을 얻을 수 있고 이것을 변환 계수들을 기준으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x_{(n)j}^n - \theta_z^j y_{(n)j}^n + \theta_y^j z_{(n)j}^n + t_x^j &= x_{(n)i}^n - \theta_z^i y_{(n)i}^n + \theta_y^i z_{(n)i}^n + t_x^i \\ \theta_z^j x_{(n)j}^n + y_{(n)j}^n - \theta_x^j z_{(n)j}^n + t_y^j &= \theta_z^i x_{(n)i}^n + y_{(n)i}^n - \theta_x^i z_{(n)i}^n + t_y^i \\ -\theta_y^j x_{(n)j}^n + \theta_x^j y_{(n)j}^n + z_{(n)j}^n + t_z^j &= -\theta_y^i x_{(n)i}^n + \theta_x^i y_{(n)i}^n + z_{(n)i}^n + t_z^i \end{aligned} \quad (9-1)$$

$$[A_{ij}^n] = [B_{(ij)}^n \quad -B_{(ji)}^n] \begin{bmatrix} X_i \\ X_j \end{bmatrix} \quad (9-2)$$

여기서, A_{ij}^n 는 i, j 거리영상에서의 n 번째 대응점간의 차로 이루어진 3×1 행렬로 다음과 같다.

$$A_{ij}^n = [x_{(ij)}^n - x_{(ji)}^n \quad y_{(ij)}^n - y_{(ji)}^n \quad z_{(ij)}^n - z_{(ji)}^n]^t \quad (10)$$

$B_{(ij)}^n$ 는 i, j 거리 영상에서 n 번째 대응점 중 i 거리영상에 속하는 점으로 이루어진 3×6 행렬이며 식 (11)과 같다.

$$B_{(ij)}^n = \begin{bmatrix} 0 & z_{(ij)}^n & -y_{(ij)}^n & 1 & 0 & 0 \\ -z_{(ij)}^n & 0 & x_{(ij)}^n & 0 & 1 & 0 \\ y_{(ij)}^n & -x_{(ij)}^n & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

X_i 는 i 거리 영상의 기준 좌표계로의 변환계수로 이루어진 6×1 행렬이며 다음과 같다.

$$X_i = [\theta_x^i \quad \theta_y^i \quad \theta_z^i \quad t_x^i \quad t_y^i \quad t_z^i]^t \quad (12)$$

식 (9)를 i, j 거리영상 사이에 존재하는 n_{ij} 개의 대응점에 대해 적용하여 하나의 행렬 표현으로 만들면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} A_{ij}^1 \\ \vdots \\ A_{ij}^{n_{ij}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{(ij)}^1 & -B_{(ji)}^1 \\ \vdots & \vdots \\ B_{(ij)}^{n_{ij}} & -B_{(ji)}^{n_{ij}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ X_j \end{bmatrix} \quad (13)$$

이제 이것을 N 장의 거리영상에 대하여 적용하여 보자. N 장의 거리영상을 2장씩 짝지으면 ${}_N C_2$ 가지의 경우의 수가 있으므로 ${}_N C_2$ 의 경우에 대해 (13)의 식을 모두 세워 하나의 행렬 표현으로 나타내면 식 (14-17)와 같이 나타낼 수 있다. 그러나 실제의 경우에는 모든 조합을 고려할 필요가 없기 때문에 서로 중첩 영역을 갖는 경우만 고려하면 된다. 결국 이 행렬을 전개하면 주어진 N 장의 거리 영상 내에 존재하는 모든 대응점의 대응관계를 나타내고 있고 $\|A - BX\|$ 는 모든 대응점간의 거리의 합을 나타낸다.

$$A = BX \quad (14)$$

여기서, 좌변의 행렬 A 는 $3M \times 1$ 행렬로 여기서 M 은 거리 영상간에 존재하는 모든 대응점의 수를 의

미한다. 즉, $M = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N n_{ij}$ 로 정의되며 여기서 n_{ij} 는 i 번째 거리영상과 j 번째 거리영상간의 대응점의 수이다. 행렬 B 는 $3M \times 6N$ 의 행렬로 각 쌍에 해당하는 열의 원소만 0 아니다. 그리고 행렬 X 는 기준 좌표계로의 변환 계수들이다. 이를 정리하면 다음과 같다.

$$A = [A_{12}^1 \cdots A_{12}^{n_{12}} \cdots A_{1N}^1 \cdots A_{1N}^{n_{1N}} \cdots \cdots A_{MN}^1 \cdots A_{MN}^{n_{MN-1}}]^t \quad (15)$$

$$B = \begin{bmatrix} B_{(1)2}^1 & -B_{(2)1}^1 & \cdots & O & O \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ B_{(1)2}^{n_{12}} & -B_{(2)1}^{n_{12}} & \cdots & O & O \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ B_{(1)N}^1 & O & \cdots & O & -B_{(N)1}^1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ B_{(1)N}^{n_{1N}} & O & \cdots & O & -B_{(N)1}^{n_{1N}} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ O & O & \cdots & B_{(N-1)N}^1 & -B_{(NN-1)}^1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ O & O & \cdots & B_{(N-1)N}^{n_{1N}} & -B_{(NN-1)}^{n_{1N}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$X = [X_1^t \quad X_2^t \quad \cdots \quad X_{N-1}^t \quad X_N^t]^t \quad (17)$$

이것을 좀 더 구체적으로 살펴보기 위해 2장의 거리 영상의 예에 적용하면 식 (18)과 같은 행렬의 관계식을 얻을 수 있고, 이 식을 전개해 보면 거리영상 1, 2와 1, 3과 2, 3간의 대응관계를 확인할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} A_{12}^1 \\ \vdots \\ A_{12}^{n_{12}} \\ \cdots \\ A_{13}^1 \\ \vdots \\ A_{13}^{n_{13}} \\ \cdots \\ A_{23}^1 \\ \vdots \\ A_{23}^{n_{23}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_{(1)2}^1 & -B_{(2)1}^1 & O \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ B_{(1)2}^{n_{12}} & -B_{(2)1}^{n_{12}} & O \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ B_{(1)3}^1 & O & -B_{(3)1}^1 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ B_{(1)3}^{n_{13}} & O & -B_{(3)1}^{n_{13}} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ O & B_{(2)3}^1 & -B_{(3)2}^1 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ O & B_{(2)3}^{n_{23}} & -B_{(3)2}^{n_{23}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{bmatrix} \quad (18)$$

그런데 여기서 취득된 N 장의 거리 영상중 하나를 기준 좌표계로 설정한다면 $N-1$ 장에 대한 변환 계수만 구하면 되므로 보다 계산량을 줄일 수 있다. 예를 들어 첫 번째 거리 영상의 좌표계를 기준 좌표계로 한다면 첫 번째 거리 영상에 대한 변환계수는 구할 필요

가 없으므로 식 (16)과 식 (17)에서의 행렬 B 와 X 는 식 (19)와 식 (20)에서와 같이 각각 첫 번째 열과 첫 번째 행이 줄어들어 보다 간단한 형태로 바뀔 수 있다.

$$B = \begin{bmatrix} -B_{(2)1}^1 & \cdots & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ -B_{(2)1}^{n_{(2)}} & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & -B_{(M)1}^1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & -B_{(M)1}^{n_{(M)}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & B_{(N-1)N}^1 & -B_{(M)N-1}^1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & B_{(N-1)N}^{n_{(N-1)}} & -B_{(M)N-1}^{n_{(N-1)}} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$X = [X_2^t \cdots X_{N-1}^t X_N^t]^t \quad (20)$$

이제 식 (15), (19), (20)와 같이 정의된 A, B, X 에 대하여 식(14)의 대응관계를 만족하는 $\|A - BX\|$ 를 최소화하는 최적의 변환 계수 X 를 구하기 위해 최소 자승법을 적용하기로 하자. $\|A - BX\|$ 를 최소화한다는 것은 N 장의 거리 영상간에 존재하는 모든 대응점간의 거리의 합을 최소화한다는 의미이다. 최소 자승법에서의 최적해는 식(21)과 같이 얻을 수 있다.

$$X = (B^t B)^{-1} B^t A \quad (21)$$

위의 식을 풀기 위해서는 $B^t B$ 와 $B^t A$ 를 계산해야 하는데 행렬 A 의 크기가 $3M \times 1$ 이고 행렬 B 의 크기가 $3M \times 6(N-1)$ 로 매우 큰 행렬들이므로 상당히 많은 계산이 필요하다. 그러나, 행렬 B 는 식 (19)와 같이 행 방향으로 두 쌍의 거리 영상에 대해서만 원소가 존재하고 나머지 부분에서는 모든 원소가 0인 행렬이다. 이러한 행렬 B 의 성질을 이용하면 $B^t B$ 는 식 (22)와

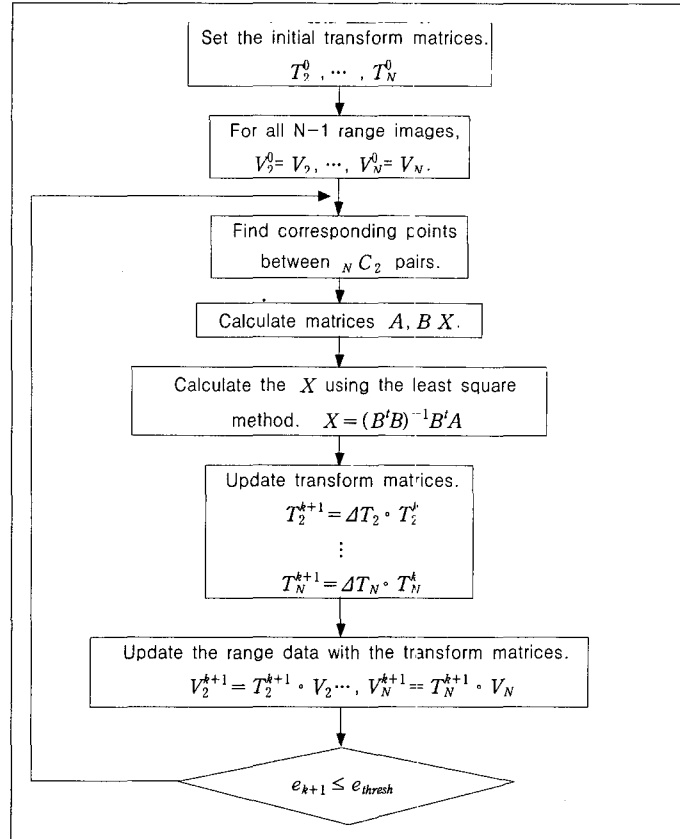


그림 8. 제안하는 알고리즘의 순서도

Fig. 8. Flow chart of the proposed algorithm.

같이 계산하고 $B'A$ 는 식 (23)과 같이 계산하여 계산량을 보다 단축할 수 있다. 즉, $B'B$ 의 (i, j) 번째 원소를 $B'B(i, j)$ 하면

$$B'B(i, j) = \begin{cases} \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} (B_{i(p)}^q)' B_{i(p)}^q & (\text{if } i=j) \\ - \sum_{q=1}^{n_p} (B_{i(p)}^q)' B_{j(p)}^q & (\text{if } i \neq j) \end{cases} \quad (22)$$

그리고, $B'A$ 의 $(i, 1)$ 번째 원소를 $B'A(i, 1)$ 하면

$$B'A(i, 1) = \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^{n_p} \text{sgn}(p, i) \{ \sum_{q=1}^{n_p} (B_{i(p)}^q)' A_p^q \} \quad (23)$$

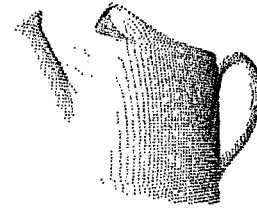
$$\text{여기서, } \text{sgn}(p, i) = \begin{cases} -1, & (p < i) \\ +1, & (p \geq i) \end{cases}$$

이와 같은 방법으로 X 를 계산하면 모든 거리 영상의 첫 번째 거리 영상의 좌표계로의 변환 계수를 얻을 수 있고 이 과정을 반복하여 전체 오차가 주어진 오차 한도 내로 들어올 때 계산을 종료한다. 그림 8은 제안하는 알고리즘의 전체 순서도이다.

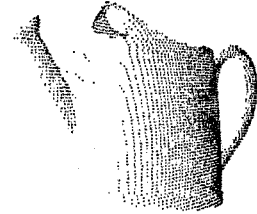
V. 실험 결과

제안하는 기법들의 성능을 평가하기 위하여 거리 센서로 실측한 데이터를 이용하였다. 실험에 사용된 데이터는 Servo Robot사의 레이저 레인지 파인더 Jupiter를 이용하여 취득되었다. 레이저 카메라가 X 방향으로 움직여가며 데이터를 취득하였기 때문에 X 방향으로의 데이터 간격은 모두 균일하고 이 값은 2mm이다. 레지스트레이션에 사용할 거리 데이터를 얻기 위해 두 가지의 전처리를 하였다. 먼저 배경을 제거하기 위해 배경의 거리 영상을 취득하고 물체와 배경이 함께 취득된 거리 영상에서 빼주었다. 그리고, 거리 영상 취득시의 잡음을 제거하기 위해 간단한 필터링을 하였다.

먼저 3장에서 제안한 레지스트레이션에 대한 실험 결과를 제시한다. 제안하는 방법을 통해 128×125 의 거리 영상에서 1분내로 레지스트레이션을 할 수 있었다. 그림 9는 주전자의 거리 영상에 대한 실험으로 기존의 기법과 제안하는 기법을 비교하였다. 그림 9 (b)는 기존의 ICP 알고리즘을 적용하여 얻은 결과이고, 그림 9 (a)는 곡률을 특징으로 이용하는 제안하는 방법을 이용하여 얻은 결과이다.



(a)



(b)

그림 9. 주전자의 거리 데이터에 대한 실험

- (a) 제안하는 방법으로 레지스트레이션
- (b) 기존의 ICP를 이용하여 레지스트레이션

Fig. 9. Experiment on the pot range data

- (a) registration result of the proposed algorithm
- (b) registration result of the conventional ICP algorithm.

그림 9(b)를 보면 주전자의 부리와 손잡이 부분이 잘 맞지 않아 있음을 확인할 수 있다. 잘 맞아 있는 주전자의 몸통부분의 데이터들이 부리와 손잡이의 데이터들보다 많은 영향을 끼치고 있기 때문이며, 이러한 영향으로 인하여 기존의 방법은 그림 11 (a)에서 확인할 수 있듯이 수렴 속도의 저하를 보이고 있다. 그러나, 제안하는 방법에 의해 레지스트레이션 된 결과인 그림 11 (b)는 전체 오차가 줄어들면 두 번째 단계에서 곡률이 높은 부분인 부리와 손잡이들의 점들을 이용하여 레지스트레이션을 하기 때문에 그림 11 (b)와 같은 빠른 수렴 성능을 보이고 있다. 그림 11 (b)에서 볼 수 있듯이 제안하는 방법은 약 25번의 반복단계에서 제곱오차 평균이 8mm^2 이내로 수렴함을 확인할 수 있었다. 그리고, 각각의 대응점 선택 단계에서 제안한 방법을 이용하여 대응점 탐색영역을 줄임으로써 시간을 단축할 수 있었다.

그림 10은 소녀의 석고상에 대한 실험 결과를 나타낸 것이다. 모두 1분내에 정해진 문턱치 내로 수렴하였다. 문턱치 값은 레이저 거리 측정기의 잡음을 고려하여 8mm^2 로 하였다.

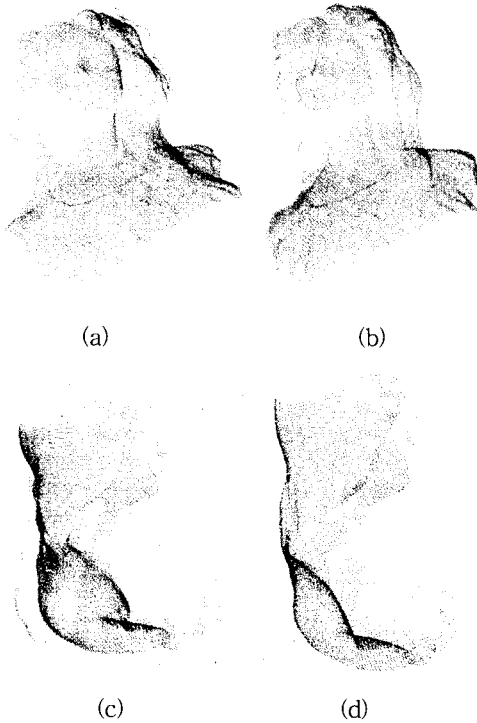
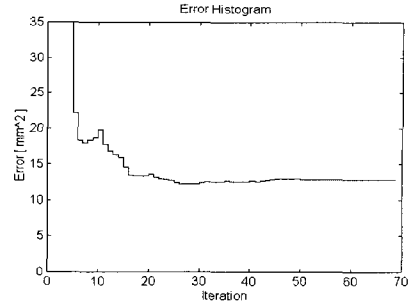


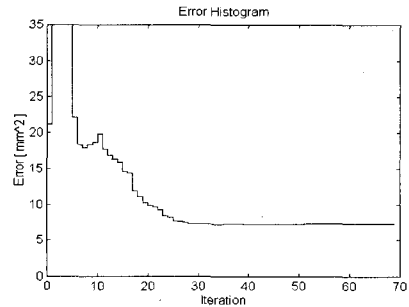
그림 10. 소녀의 석고상에 대한 실험 : (a) 재정면 측정한 두 거리 영상을 초기 변화한 후 (b) 정면에서 관측된 영상의 레지스트레이션 된 모습 (c) 측면에서 측정한 두 거리영상을 초기 변환 후 (d) 측면에서 관측된 영상이 레지스트레이션 된 모습

Fig. 10. Experiments on the girl data : (a) after initial transformation of the two front viewing data (b) after registration of the two front viewing range data (c) after initial transformation of the two side viewing data (d) after registration of the two side viewing data

두 번째 실험은 인터그레이션 성능에 관한 실험이다. 실험에 사용하는 거리 영상은 석고상을 약 15도 정도 쯤 돌려가며 데이터를 취득하였다. 알고리즘의 평가 방법으로는 대응점과의 평균오차와 각 거리 영상간에 존재하는 대응점의 수를 사용하였다. 대응점을 알고리즘 평가의 척도로 사용하는 이유는 다음과 같다. 문턱값보다 작은 최소 거리의 점을 대응점으로 선택하므로 모든 거리 영상의 데이터들이 정확하게 레지스트레이션이 되지 않았다면 최소 거리가 문턱치보다 크게 되어 대응점이 존재하지 않는 점들이 많게 될 것이다. 역으로 레지스트레이션이 잘 되어 거리영상간의 공통된 부분의 많은 데이터들이 문턱값보다 작은 범위 내로 총



(a)



(b)

그림 11. 주전자 거리 데이터 레지스트레이션 속도 비교

- (a) 기존의 대응점 검색 방법
- (b) 제안하는 2-단계 대응점 검색 방법

Fig. 11. Comparison of registration speed for the pot data.

- (a) conventional corresponding points searching.
- (b) the proposed 2-step corresponding points searching.

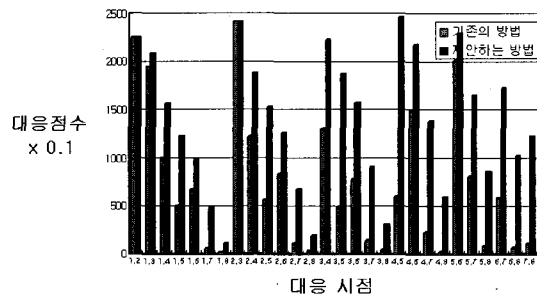


그림 12. 제안하는 기법의 대응점 수 비교

Fig. 12. Comparison on the number of corresponding points.

분히 가깝게 있다면 대응점의 수는 늘어날 것이다.

모두 8장의 거리 영상에 대해 실험을 수행하였다. 그림 12는 각 거리 영상간의 대응점의 수를 그래프로 나타낸 것이고, 그림 13은 전체적인 오차를 최소화하는

제안하는 방법과 순차적으로 변환계수를 곱하는 방법의 평균 오차를 그래프로 나타낸 것이다. 1번부터 8번까지의 거리 영상들 중에서 석고상의 옆모습이 보이기 시작하는 6, 7, 8번의 거리 영상은 서로간의 겹치는 부분이 많지 않아서 이들 두 장씩만으로는 레지스트레이션이 잘 되지 않았음을 확인할 수 있다. 그러나, 제안하는 방법은 모든 거리 영상간의 대응점을 이용하는 알고리즘이므로 겹치는 영역이 충분치 않아 두 장간의 레지스트레이션만으로는 정확한 변환계수를 찾기 못한 경우도 다른 거리 영상에서의 겹치는 영역이 주는 정보가 이를 보상에 주므로 전체적으로 훨씬 좋은 multi-registration의 효과를 얻을 수 있다. 표 1은 순차적으로 변환 행렬을 곱하여 공통 좌표계로 변환하는 방법과 제안하는 방법과의 모든 거리 영상에서 존재하는 평균 오차, 전체 대응점의 수를 표로 정리한 것이다.

표 1. 순차적으로 변환행렬을 곱하는 방법과 제안하는 방법간의 성능 비교

Table 1. Comparison between sequential products of transformation matrix and the proposed method.

	Sequentially merged	Proposed algorithm
Average error(mm ²)	0.987	0.587
#of Corresponding points	20529	39138

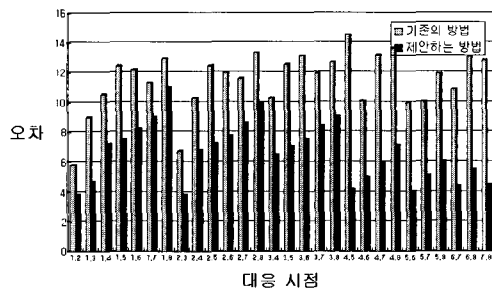


그림 13. 평균 오차의 비교
Fig. 13. Comparison of average error.

최종적으로 8장의 데이터를 모두 동일한 좌표계로 결합한 결과를 그림 14에 제시한다. 최적화 되지 않은 코드임에도 불구하고 pentium 150MHz의 Windows NT 4.0 환경에서 그림 14(b)의 결과를 얻는 데 10분 정도가 소요됨을 확인할 수 있었다. 실험한 거리 영상

들은 상당한 오차가 존재함에도 불구하고 제안하는 기법이 견실하게 동작함을 확인할 수 있었다.

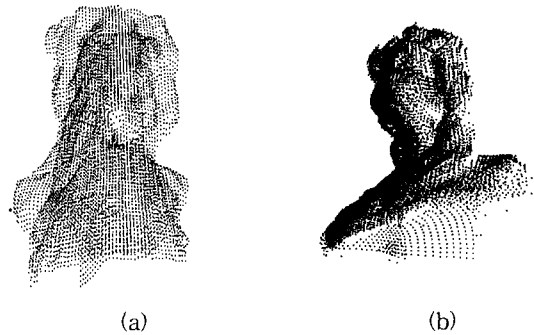


그림 14. 공통좌표계로의 인티그레이션 결과
(a) 인티그레이션 되기 전의 모습(거리 영상 1,3,7)
(b) 인티그레이션 된 후의 모습(거리 영상 1,2,3,4,5,6,7,8)

Fig. 14. Final results of integration to a common coordinates.
(a) before integration (range data 1,3,7).
(b) after integration(range data 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8).

VI. 결론

본 논문에서는 복수의 거리영상을 취득하여 물체의 3차원 모델을 만들어내기까지 필요한 데이터의 취득, 레지스트레이션, 인티그레이션, 모델링의 4가지 단계 중 레지스트레이션과 인티그레이션에 관한 연구를 수행하였다. 두 장의 거리 영상간의 변환계수를 얻기 위한 레지스트레이션 알고리즘 중 가장 널리 알려진 ICP 알고리즘을 개선하여 보다 빠르게 레지스트레이션을 수행하는 알고리즘을 제안하였다. ICP알고리즘의 가장 큰 문제점 중의 하나인 수렴 속도를 개선하기 위해 두 단계로 나누어 레지스트레이션을 수행하였다. 첫 번째 단계에서는 일반적인 ICP 알고리즘을 이용하였고 어느 정도 레지스트레이션이 된 후부터는 특징점들을 찾아 이들을 이용하여 레지스트레이션을 하였다. 특징으로는 각 거리 데이터에서의 곡률을 이용하였고 높은 곡률의 점들만 레지스트레이션에 참여하도록 하여 수렴 속도를 향상시킬 수 있었다. 실험을 통해 제안하는 방법으로 대부분의 거리 영상이 1-2 분 이내로 레지스트레이션 되는 것을 확인할 수 있었다.

레지스트레이션 단계에서 찾아진 두 장간의 변환계

수들 만을 이용하여 임의의 N장의 거리 영상을 공통된 하나의 좌표계로 변환할 때 오차가 누적되는 문제를 해결하기 위해 모든 거리 영상으로부터 대응점을 찾아 이들 대응점간의 오차를 최소화하는 알고리즘 또한 제안하였다. 이 알고리즘은 두 장간의 변환계수를 찾는 기존의 ICP기반 알고리즘을 여러 장의 거리 영상에 적용 가능하도록 일반화한 것이다. 실제 거리 데이터에 대한 실험을 통하여 두 장간의 변환계수만을 이용하여 순차적으로 공통된 좌표계로 변환하는 기존의 방법보다 정확하게 변환 계수를 찾을 수 있음을 확인하였다. 향후 연구 방향은 보다 다양한 데이터들에 대하여 제안하는 알고리즘을 검증하는 것이라고 할 수 있다. 그리고 3장과 4장에서 제안하는 알고리즘을 연결하여 거리 데이터의 취득부터 인티그레이션까지의 과정을 통합하는 것이 필요할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] P. J. Besl, N.D. McKay "A Meshod for Registration of 3-D Shapes" *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239-255, February 1992.
- [2] Y. Chen, G. Medioni, "Object Modeling by Registration of Multiple Range Images," *Proceedings of IEEE International Conference on Robot and Automation*, Sacramento, California, pp. 2724-2729, April 1991.
- [3] C. Dorai, J. Weng, and A. K. Jain, "Optimal registration of multiple range views," *Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition*, pp. 569-571, 1994.
- [4] Do Hyun Chung, Il Dong Yun and Sang Uk Lee, "Registration of Multiple Range Views Using the Reverse Calibration Technique," *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 4, pp. 457-464, Apr. 1998.
- [5] R. Bergevin, M. Soucy, H. Gagnon, and D. Laurendeau, "Toward a general multi-view registration technique," *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 5, pp. 540-547, May 1996.
- [6] G. Blais, M. D. Levine, "Registering Mutiview Range Data to Create 3D Computer Objects" *TR-CIM-93-16, McGill University*, November 1993.
- [7] G. Blais, M. D. Levine, "Registering Range Data to Create 3D Computer Objects" *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 8, pp. 820-824, August 1995.
- [8] H.-Y. Shum, K. Ikeuchi, and R. Reddy "Principal Component Analysis with Missing Data and Its Application to Polyhedral Object Modeling." *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 9, pp. 854-867, September 1995.
- [9] M. Soucy and D. Laurendeau, "A General Surface Approach to the Integration of a Set of Range Views," *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 4, pp. 344-358, April 1995.
- [10] G. Turk and M. Levoy, "Zippered Polygon Meshes from Range Images," *Proceedings of SIGGRAPH '94*, pp. 311-318, July 1994.
- [11] B. Curless and M. Levoy, "A volumetric method for building complex models from range images," *Proceedings of SIGGRAPH '96*, pp. 303-312, August 1996.
- [12] M. Ruitshauer, M. Stricker and M. Trobina, "Merging Range Images of Arbitrarily Shaped Objects," *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition '94*, pp. 573-580, June 1994.
- [13] B. Guo, "Surface reconstruction from points to splines" *Computer-Aided Design*, Vol. 29, No. 4, pp. 269-277, 1997.
- [14] H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald, and W. Stuetzle, "Surface reconstruction from unorganized points". *Proceedings of SIGGRAPH*, pp. 19-26, July 1992.
- [15] H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald, and W. Stuetzle, "Mesh Optimization," *Proceedings of SIGGRAPH '93*, pp. 19-26, August 1993.
- [16] M. Eck and H. Hoppe, "Automatic reconstruction of B-spline surfaces of arbitrary topological type," *Proceedings of SIGGRAPH '96*, pp. 325-334, August 1996.

- [17] D. R. Forshey and R. H. Bartels, "Surface fitting with hierarchical splines," *ACM Trans. on Graphics*, vol. 14, no. 2, pp. 134-161, April 1995.
- [18] V. Krishnamurthy and M. Levoy, "Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes," *Proceedings of SIGGRAPH '96*, pp. 313-324, Aug. 1996.
- [19] In Kyu Park, Il Dong Yun, and Sang Uk Lee, "Constructing NURBS Surface Model from Scattered and Unorganized Range Data," *Proceedings of Second Int'l Conference on 3-D Imaging and Modeling*, Ottawa, Canada, Oct. 1999.
- [20] *SCAN-3000 User's Guide*, SERVO ROVOT Inc., 1993.
- [21] S. Inokuchi, K. Sato, and F. Matsuda, "Range imaging system utilizing nematic liquid crystal mask," *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 657-661, June 1987.
- [22] J. Posdamer and M. D. Alschuler, "Surface measurement by space-encoded projected beam systems," *Computer Graphics And Image Processing*, 18, pp. 1-17, 1982.
- [23] P. Vuylsteke and A. Oosterlinck, "Range image acquisition with a single binary-encoded light pattern," *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 2, February 1990.
- [24] Tsung-Pao Fang and Les A. Piegl, "Delaunay Triangulation in Three Dimensions," *IEEE Computer Graphics and Applications Magazine*, Vol. 15, No. 5, September 1995.
- [25] William Eric Leifur Grimson, *From Images to Surfaces*, MIT Press, 1986.

 저 자 소 개



金 竣 煥 (正會員)

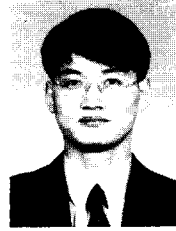
1972년 10월 14일생. 1996년 2월 서울대학교 전기공학부 공학사. 1998년 2월 서울대학교 전기공학부 공학석사. 1998년~현재 SK Telecom 중앙연구원 IMT-2000 개발그룹. 주관심분야는 3차원 비전, 그래픽스, 네트워크 프로토콜 설계



李 商 郁 (正會員)

1949년 8월 11일생. 1973년 2월 서울대학교 전기공학과 학사. 1976년 5월 IOWA State University 전기공학과 석사. 1980년 2월 Univ. of Southern California 전기공학과 박사. 1980년 1월~1981년 10월 General

Electric Co. 연구원. 1981년 10월~1983년 2월 M/A-COM 연구소 선임연구원. 1983년 3월~현재 서울대학교 전기공학부 교수. 주관심분야는 영상부호화, 컴퓨터 비전, 영상처리 등



尹 逸 東 (正會員)

1965년 7월 21일생. 1989년 2월 서울대학교 제어계측공학과 학사. 1991년 2월 서울대학교 제어계측공학과 석사. 1996년 8월 서울대학교 제어계측공학과 박사. 1996년 9월~1997년 2월 대우전자 영상연구소 선임

연구원. 1997년 3월~현재 한국외국어대학교 전자제어공학부 조교수 주관심분야는 영상신호처리, 3차원 데이터 취득 및 모델링 기법, 내용기반의 영상/3D 데이터 처리