

# 다중 3차원 거리정보 데이터의 자동 정합 방법

## (Automatic Registration Method for Multiple 3D Range Data Sets)

김 상 훈 <sup>†</sup>      조 청 운 <sup>\*\*</sup>      홍 현 기 <sup>\*\*\*</sup>

(Sang-Hoon Kim) (Cheung-Woon Jho) (Hyun-Ki Hong)

**요 약** 대상 물체의 3차원 모델을 구축하기 위해서는 여러 시점에서 측정된 거리정보 데이터들을 하나의 좌표계로 통합하는 정합(registration) 과정이 필수적이다. 3차원 데이터의 정합을 위해 가장 널리 사용되는 ICP(Iterative Closest Point) 알고리즘은 거리정보 데이터 간에 겹치는 영역 또는 일치점 등에 대한 사전 정보가 필요하다. 본 논문에서는 임의의 시점에서 측정된 데이터를 반복적인 방법에 의해 자동으로 정합하는 개선된 ICP 방법이 제안된다. 3차원 데이터가 거리정보 영상으로 맺히는 관계를 나타내는 센서 사영조건(projection constraint), 데이터의 공분산(covariance) 행렬, 교차(cross) 사영 등을 이용하여 정합과정을 자동화하였으며, 유저의 개입이나 3차원 기계 보조 장치 등을 사용하는 별도의 초기값 측정 없이 3차원 모델을 정확하게 구성할 수 있다. 다양한 거리정보 데이터에 대한 실험을 통해 제안된 방법의 우수한 성능을 확인하였다.

**키워드** : 3차원 정합, ICP 알고리즘, 센서 사영조건, 교차사영

**Abstract** Registration is the process aligning the range data sets from different views in a common coordinate system. In order to achieve a complete 3D model, we need to refine the data sets after coarse registration. One of the most popular refinery techniques is the iterative closest point (ICP) algorithm, which starts with pre-estimated overlapping regions. This paper presents an improved ICP algorithm that can automatically register multiple 3D data sets from unknown viewpoints. The sensor projection that represents the mapping of the 3D data into its associated range image is used to determine the overlapping region of two range data sets. By combining ICP algorithm with the sensor projection constraint, we can make an automatic registration of multiple 3D sets without pre-procedures that are prone to errors and any mechanical positioning device or manual assistance. The experimental results showed better performance of the proposed method on a couple of 3D data sets than previous methods.

**Key words** : 3D registration, ICP algorithm, sensor projection constraint, cross-projection

### 1. 서 론

3차원 센서 기술의 발달로 인해 실제 공간상에 존재하는 다양한 물체의 기하학적 정보를 쉽게 취득할 수 있게 되었다[1,2]. 그러나 일반적으로 대상 물체는 부피를 가지며, 이런 기하학적인 특성으로 인해 한 시점에서 모든 거리정보 데이터를 동시에 취득할 수 없다. 따라서 물체의 완전한 3차원 모델을 구축하기 위해서는 여러

시점에서 측정된 데이터를 통합해야 하며, 이를 위해 센서의 지역 좌표 시스템(local coordinate system) 상에서 정의된 측정 데이터를 하나의 좌표 시스템으로 통합하는 정합(registration) 과정이 필요하다. 3차원 데이터 정합은 각 좌표 시스템간의 변환(transformation)을 의미하고, 이러한 관계는 세 개의 회전 파라미터(parameter)와 세 개의 이동 파라미터로 구성되는 상동(homography) 행렬로 해석된다. 즉, 정합은 데이터가 얻어진 센서의 위치와 시점에 대한 상대적인 관계를 구하는 과정이다[3].

일반적으로 센서간의 3차원 관계를 구하기 위해서는 물체나 센서를 로봇트 팔(arm)이나 회전 탁자(turntable) 등의 변위측정 장치에 고정시키고, 이를 이동하면서 각 시점에 대한 변위를 기계적으로 직접 측정해서 데이터를 정합한다. 사용자가 거리정보 데이터간의 일치

· 이 논문은 과학기술부 NRL 사업 (2000-N-NL-01-C-285) 및 교육부 두뇌 한국 21(BK21) 사업에 의해서 연구되었습니다.

<sup>†</sup> 학생회원 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과  
ksh1974@imagelab.cau.ac.kr

<sup>\*\*</sup> 비 회 원 : 중앙대학교 첨단영상대학원 연구교수  
blue@cglab.cse.cau.ac.kr

<sup>\*\*\*</sup> 정 회 원 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수  
honghk@cau.ac.kr

논문접수 : 2003년 4월 10일

심사완료 : 2003년 10월 15일

점(corresponding point)을 직접 입력하는 방법은 대상 물체 간에 최소 3개 이상의 일치점이 필요하며, 각 일치점은 한 평면 위에 존재하지 않아야 한다. 이러한 입력 과정은 사용자에게 있어서 매우 번거로운 작업이며, 매칭 오차가 발생할 수도 있다. 따라서 최근에 연구되는 대부분의 3차원 정합 알고리즘은 대상 일치점을 자동으로 찾는 방법을 이용한다. 그러나 측정된 데이터간의 해상도나 추출(sampling) 등의 문제로 인해서 거리정보 데이터에서 일치점을 정확히 찾는 것은 매우 어려우며, 많은 계산을 필요로 한다[4].

여러 장의 거리정보 데이터를 정합하면서 중복되는 부분을 제거하는 통합(integration) 과정을 통해 대상 물체에 대한 3차원 모델을 최종적으로 얻게 되며, 이를 위해 세밀하고 정확하게 정합하는 과정과 정합된 데이터를 최적화 하는 과정이 필요하다. 가장 대표적인 최적화 방법은 ICP(Iterative Closest Point; 반복 최근점) 알고리즘이며, ICP 방법만으로도 다른 좌표시스템에서 정의된 두 데이터 집합을 정합할 수 있다. 그러나 이 경우 연산과정이 길어지게 되고, 국부 최소(local minima) 문제가 존재한다[3]. 따라서 ICP 알고리즘은 정확한 해를 찾기 위해 변위 측정장비나, 사용자 입력, 일치점 추출 등의 방법으로 비교적 정확한 초기치를 구한 다음, 두 센서의 위치에서 동시에 측정이 되는 영역, 즉 겹치는 영역(overlapping region)에 대해 반복적인 계산으로 정합을 최적화 한다. 즉, 겹치는 영역은 하나의 좌표 시스템에서 기하학적으로 같은 위치에 존재하게 되며, 이러한 영역을 정확히 일치시키는 3차원 변환 파라미터를 구한다.

본 논문에서는 3차원 데이터 집합에 대한 초기치를 구하기 위해 필요한 초기화 과정 없이 임의의 시점에서 측정된 거리정보 데이터를 자동으로 정합하는 개선된 ICP 알고리즘을 제안한다. 거리정보 센서에 의해 얻어진 영상의 각 화소에는 측정된 데이터의 3차원 정보가 존재하기 때문에, 각 화소와 거리정보 데이터간의 관계로부터 센서 사영(projection)행렬을 구할 수 있다. 일반적으로 각각의 거리정보 데이터는 하나의 센서로 측정되기 때문에 초점거리(focal length), 원점(principal point), 화소 종횡비(aspect ratio) 등의 내부(intrinsic) 파라미터는 같다. 제안된 방법은 센서의 사영 조건과 공분산(covariance) 행렬을 이용하여 센서의 상대적인 위치를 추정하고, 추정된 각각의 센서 위치에서 두 데이터 집합간의 겹치는 영역에 대한 최근점 점을 반복적으로 찾아가면서 ICP 알고리즘을 수행한다. ICP의 반복연산 과정에 각 센서의 사영 관계를 이용하여 센서의 위치와 두 데이터간의 겹치는 영역을 찾는 알고리즘을 추가함으로써 ICP 알고리즘에서의 국부 최소 문제를 해결할

수 있다.

본 논문의 구성은, 2장에서 관련 연구와 ICP 알고리즘을 소개하고, 3장에서 센서의 사영행렬과 공분산 행렬에 대해 설명한다. 제안된 알고리즘을 4장에서 기술하며, 5장에서 합성 및 실제 취득된 거리정보 데이터에 대한 실험결과를 보이고, 6장에서 결론을 내린다.

## 2. 관련 연구

Horn은 서로 다른 두 좌표 시스템간의 정합의 문제를 공분산 행렬에 의한 단위 쿼터니온(quaternion)을 이용하여 해결하였다[5]. 이후 Horn의 방법을 기반으로 Besl과 McKay이 ICP 알고리즘을 제안하여 현재까지 가장 널리 쓰이고 있다. 임의의 시점에서 얻어진 데이터에 대해 ICP 방법의 국부 최소 문제를 해결하기 위해 스핀 영상(spin image) 등과 같은 일치점 추출 및 매칭 알고리즘을 이용한다. 즉, 일치점 매칭 등을 통해 대략적인 정합을 수행한 다음, ICP 알고리즘을 이용하여 최적화하는 방법이 가장 일반적이다[6,7]. 그러나 특징점의 추출과 매칭 과정은 데이터의 가려짐 등에 의해 크게 영향을 받으며, 많은 연산시간을 요구하게 된다. 또한 대략적인 정합을 하기 위해 변위 측정 장치나 사용자의 입력을 이용하는 경우, 변위 측정 장치에 따라 대상 물체의 크기가 제한되며 사용자 입력에 의해 오차가 발생할 수 있는 단점이 있다.

### 2.1 ICP 알고리즘의 개요

ICP 알고리즘은 입력된 두 데이터간에 미리 정의된 겹치는 영역에 대해 가장 가까운 거리에 있는 점의 쌍을 찾고, 이들의 거리를 최소화시키는 3차원 변환 파라미터를 구하는 과정을 반복한다. 그림 1처럼 입력된 데

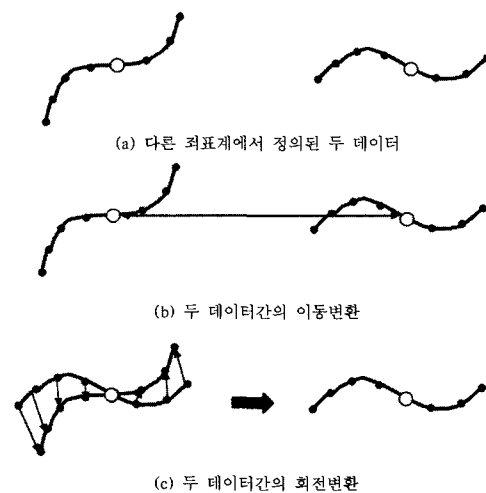


그림 1 ICP 알고리즘의 3차원 데이터 정합과정

이터의 이동변환 벡터( $T$ )를 구하고 대상 데이터를 이동시킨다. 그리고 두 데이터에서 거리가 가장 가까운 점 쌍을 찾고, 그 거리를 최소화시키는 회전 파라미터( $R$ )를 구하여 두 데이터를 일치시킨다. 가까운 점 쌍의 거리오차( $E$ )가 최소화될 때까지 위의 과정을 반복하여 겹치는 영역을 일치시킨다.

$$E = \sum_{i=1}^N |A_i - R(B_i - B_c)|T|^2, \quad (1)$$

여기서  $A_i, B_i$ 는 두 데이터간의 가까운 거리 쌍 집합이며,  $B_c$ 는  $B_i$ 의 중점이다.  $T$ 는 두 데이터간의 중점의 차이,  $R$ 은 공분산 행렬로부터 구한다[5].

### 3. 센서의 사영행렬과 공분산 행렬

#### 3.1 센서의 사영행렬 및 위치 추정

센서에 의해 거리정보가 얻어지는 원리는 카메라에 의해 영상이 얻어지는 과정과 유사하다. 3차원 공간이 2차원 영상으로 투영되는 과정은 사영행렬( $P$ )로 표현되며, 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = P \times M = \begin{bmatrix} p_{11}^T M \\ p_{21}^T M \\ p_{31}^T M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11}^T M \\ p_{21}^T M \\ p_{31}^T M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11}^T M / p_{31}^T M \\ p_{21}^T M / p_{31}^T M \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서  $M$ 은 공간상의 등차 좌표이고,  $x, y$ 는  $M$ 이 투영된 평면상의 좌표이다.  $p_i^T$ 는 사영행렬  $i$ 번째 행벡터이다. 3차원 좌표( $X$ )와 2차원 평면의 일치점( $x$ ) 관계를 식 (3)에 대입하여 사영행렬을 계산한다. 여기서 자유도가 11이기 때문에, 최소 6개의 대응점이 있으면 사영행렬을 구할 수 있다. 측정된 3차원 좌표( $X, Y, Z$ )와 이에 대한 2차원 영상 좌표를 ( $x, y$ )라고 하면, 다음과 같은 2개의 방정식을 유도할 수 있다.

$$x = \frac{p_{11}^T M}{p_{31}^T M} = \frac{p_{11}X + p_{12}Y + p_{13}Z + p_{14}}{p_{31}X + p_{32}Y + p_{33}Z + p_{34}} \quad (4)$$

$$p_{11}X + p_{12}Y + p_{13}Z + p_{14} - x(p_{31}X + p_{32}Y + p_{33}Z + p_{34}) = 0 \quad (5)$$

$$y = \frac{p_{21}^T M}{p_{31}^T M} = \frac{p_{21}X + p_{22}Y + p_{23}Z + p_{24}}{p_{31}X + p_{32}Y + p_{33}Z + p_{34}} \quad (6)$$

$$p_{21}X + p_{22}Y + p_{23}Z + p_{24} - y(p_{31}X + p_{32}Y + p_{33}Z + p_{34}) = 0 \quad (7)$$

$n$  개의 대응점 대해 위의 식을 이용해  $A(2n \times 12)$  행렬을 만든다.  $Ax = 0$ 의 해  $x$ 는 특이치 분해(SVD: Singular Value Decomposition)를 통해 구해진다. 센서에 의해 측정되는 거리 영상은 각 화소( $x$ )에 측정된 물체의 3차원 좌표값( $X$ )을 저장한다. 이 관계를 이용하면 센서의 사영행렬을 쉽게 구할 수 있다[8]. 계산된 사영행렬( $P$ )의 왼쪽  $3 \times 3$  부분행렬을  $M$ , 그리고  $P$ 의 네 번

째 열 벡터를  $p_i^T$ 라고 하면, 다음 식 (8)이 만족된다.

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$= [M \ p_4^T] = KR[1 - S] = [KR - KRS]$$

여기서  $K$ 는 센서 내부(intrinsic) 파라미터이며,  $R$  및  $S$ 는 각각 회전 변환 행렬( $3 \times 3$ )과 센서의 위치이다. 따라서  $S$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$p_4^T = -KRS = -MS \quad (9)$$

$$S = -M^{-1} p_4^T \quad (10)$$

#### 3.2 공분산 행렬의 계산

3차원 데이터의 공분산 행렬에서 얻어지는 고유벡터(eigenvector)와 고유치(eigenvalue)는 데이터 집합의 방향성을 나타낸다. 3차원 데이터의 중점(centroid)과 고유벡터를 이용해 지역 좌표계에서 정의된 3차원 데이터를 데이터 중심의 좌표계로 변환할 수 있다. 즉, 데이터의 중점이 새로운 좌표계의 원점이 되고, 세 개의 고유벡터는 새로운 세 축을 형성한다[5]. 본 논문에서는 각각 다른 시점에서 측정되는 데이터가 서로 유사한 형태를 갖는다고 가정한다. 따라서 입력 데이터를 데이터 중심의 좌표계로 변환한 다음, 이 좌표계를 일치시키는 방법을 통해 측정된 데이터의 대략적인 시점을 복원한다. 3차원 데이터의 중점( $C$ )과 공분산 행렬( $Cov$ )은 다음과 같이 계산된다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} V_i \quad (11)$$

$$Cov = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (V_i - C)(V_i - C)^T \quad (12)$$

여기서  $V_i$ 는 측정된 점의 3차원 좌표값,  $N$ 은 점 개수,  $C$ 는 측정된 데이터 집합의 중점이다.

### 4. 제안된 방법

본 논문에서는 기존의 ICP 알고리즘을 개선하여 임의의 시점에서 입력되는 거리정보 데이터를 자동으로 정합하는 새로운 방법이 제안된다. 먼저, 각 데이터 집합의 공분산 행렬의 고유벡터를 이용하여 데이터가 측정된 센서의 시점을 대략적으로 구한다. 얻어진 센서의 상대적 위치에서 교차사영의 방법을 통해 겹치는 영역을 찾는다. 겹치는 영역에 대한 최근접 점을 찾으며, 위의 과정을 반복하여 적용하여 거리정보 데이터의 정합을 최적화한다.

#### 4.1 교차 사영을 통한 겹치는 영역 추출

제안된 방법에서는 초기에 얻어진 센서의 위치에서 각 센서의 사영 조건을 이용하여 두 데이터 집합에서 겹치는 영역을 정의한다. 겹치는 영역은 두 데이터 집합( $R_1, R_2$ )에 동시에 존재하며, 두 센서의 위치( $S_1, S_2$ )에서 동시에 측정할 수 있는 영역으로 정의된다(그림 2).

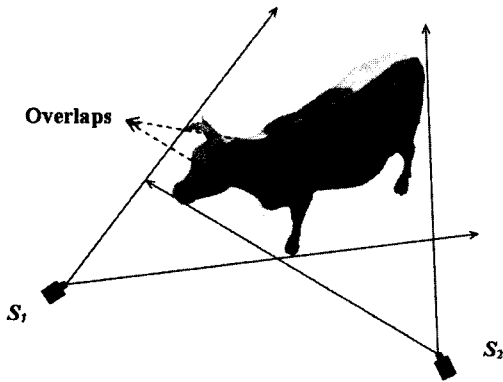


그림 2 두 센서에서 동시에 측정되는 영역

각 데이터에서 가려진 부분을 제거하면서 동시에 두 데이터에 존재하는 겹치는 영역을 추출하기 위해 데이터  $R_1$ 을  $S_2$ 로, 그리고  $R_2$ 를  $S_1$ 에 각각 사영하는 교차 사영 방법이 제안된다. 그림 3에서 센서의 시선 방향과 데이터의 법선 벡터 방향이  $90^\circ$ 를 넘는 데이터 영역은 측정이 불가능하며, 식 (13)을 통해 이 부분을 가려진 영역으로 정의한다.

$$(S_2 - V_1) \cdot V_{n1} > 0: R_1 \text{에서 겹치는 영역}$$

$$(S_1 - V_2) \cdot V_{n2} > 0: R_2 \text{에서 겹치는 영역} \quad (13)$$

여기서  $V_1$  및  $V_2$ 는 데이터 집합  $R_1, R_2$ 에서의 3차원의 한 점을 의미하며,  $V_{ni}$ 는 각 점들의 법선 벡터이다.  $(S_2 - V_1)$ 은 두 번째 센서 위치에서 첫 번째 측정된 데이터( $R_1$ )의 한 점( $V_1$ )을 바라보는 벡터이다. 식 (13)을  $R_1, R_2$ 에 해당하는 모든 점( $V_1, V_2$ )에 대해 수행하여 시선벡터와 측정된 점의 법선 벡터가  $90^\circ$ 가 넘는 점을 찾는다. 물체 자신에 의해 가려지는(self-occluded) 영역은 교차사영을 했을 때 같은 화소에 사영되며, 이 경우에는 센서의 거리에서 가장 가까운 거리의 점이 겹치는 영역에 해당하는 점으로 결정된다.  $R_1$ 을  $S_2$ 의 위치에 역 사영하면 위와 같이 가려지는 부분 및 자신에 의해 가려지는 부분이 발생한다. 이런 영역을 찾아 제거함

으로써 두 센서의 위치( $S_1, S_2$ )에서의 겹치는 영역을 정의한다.

#### 4.2 제안된 방법에 의한 정합

센서의 위치를 정확하게 알고 있으면 앞 절에서 언급한 교차사영의 방법을 통해 겹치는 영역을 정확하게 정의할 수 있다. 그러나 본 논문에서는 센서의 위치를 모르는 상태에서 얻어진 거리정보 데이터를 대상으로 하며, 제안된 방법은 교차사영을 이용한 반복연산을 통해 센서의 정확한 위치를 복원한다. 식 (10)을 통해 사영행렬에서 구해지는 센서의 위치는 그 시점에 해당하는 지역 좌표계의 원점이며, 정확한 정합을 위해 센서간의 상대적인 위치를 알아야 한다. 제안된 방법은 다음과 같은 과정을 통해 두 데이터 집합을 정합한다.

1. 교차사영을 통해 겹치는 영역을 찾는다.
2. 정의된 겹치는 영역에서 가장 가까운 점 쌍을 찾는다.
3. 찾아진 점 쌍을 일치시키는  $H$ 를 구한다.
4. 구해진 변환행렬을 이용하여 데이터를 정합하고 센서의 위치를 재조정한다.
5. 가까운 점 쌍의 거리 오차(식 1)가 정해진 값 이하가 될 때까지 1~4 과정을 반복한다.

두 데이터를 일치시키는 변환행렬  $H(4 \times 4)$ 는 회전행렬( $3 \times 3$ )과 이동벡터( $T$ )로 구성된다. 여기서  $T$ 는 두 데이터간의 중점 차( $C_2 - C_1$ )이며, 회전 행렬은 공분산행렬에 의해 구해진다. 즉, 두 데이터에서 구한 공분산행렬( $Cov_1, Cov_2$ )을 고유치 분할(decomposition)을 통해 식 (15)처럼 정규 직교행렬(ortho-normal matrix;  $U$ )과 대각행렬( $D$ )로 분할한다.

$$H = \begin{bmatrix} R & T \\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$Cov_1 = U_1 D_1 U_1^{-T}, \quad Cov_2 = U_2 D_2 U_2^{-T} \quad (15)$$

$$U_1 = R U_2^{-1}, \quad R = U_1 U_2^{-1} \quad (16)$$

정규 직교행렬의 세 열벡터는 데이터 집합의 고유벡터이고, 대각행렬은 각 고유벡터에 해당하는 고유치다. 세 개의 고유벡터는 3차원 공간상에서 새로운 좌표축을

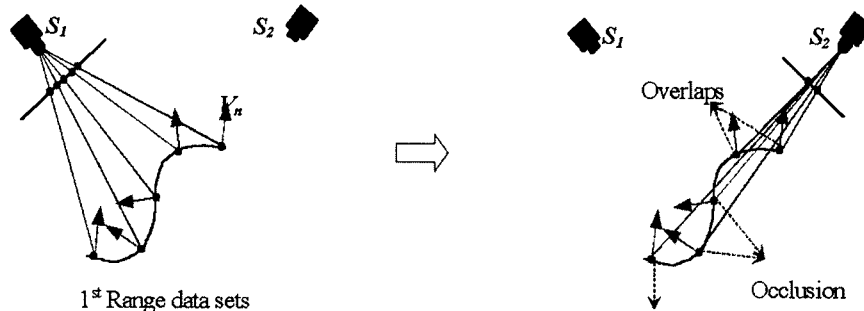


그림 3 교차 사영에 의한 겹치는 영역 검출

그림 3 교차 사영에 의한 겹치는 영역 검출

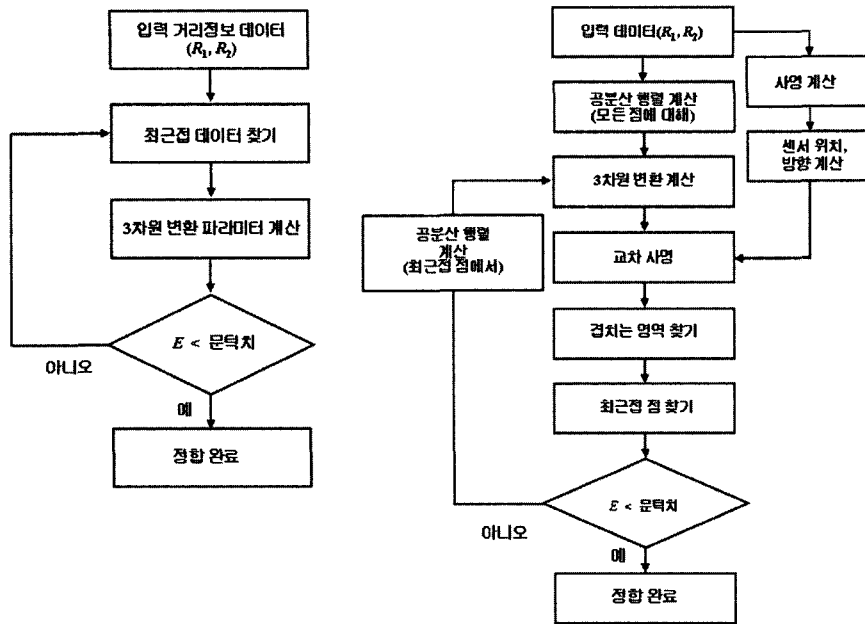


그림 4 기존 ICP 알고리즘과 제안된 방법의 비교

형성하며, 회전행렬은 첫 번째 데이터에서 공분산 행렬로부터 구한 정규 직교행렬( $U_1$ )과 두 번째의 직교행렬( $U_2$ )을 일치시킨다. 두 센서간의 상대적 위치 정보에 해당하는 회전행렬은 식 (16)을 통해 추정되며, 이동벡터는 두 데이터 집합의 중점의 차이로부터 구할 수 있다 [5]. 제안된 방법은 사전에 겹치는 영역에 대한 정보가 없이, 가장 가까운 점을 정의하는 단계에서 센서의 위치를 새롭게 정의하고, 가까운 점들이 될 수 있는 후보점들(겹치는 영역)도 반복해서 결정한다. 기존 ICP 알고리즘과 제안된 방법을 그림 4에 비교하였다.

5. 실험 결과

본 논문에서는 제안된 방법의 정확성을 검증하기 위해 이미 알고 있는 센서의 위치에서 측정된 거리정보 데이터를 사용하였다. 시점 정보를 이용하지 않고 제안된 방법과 기존 ICP 알고리즘으로 시점을 복원한 다음, 얻어진 3차원 변환 파라미터 값과 연산 시간을 각각 비교하였다. 두 번째 실험에서는 일치점 추출 알고리즘과

ICP를 조합한 자동 정합방법, ICP 및 제안된 방법의 성능을 각각 비교하였으며, 여기서 일치점 추출 방법은 스펀 영상 방법을 사용하였다[7]. 실험은 Intel Pentium IV 1.6Ghz, 512 RAM, Windows 환경에서 Visual C++을 이용하였다.

첫 번째 실험에 사용된 데이터(그림 5)는 VIVID 700 장비와 보정된 틸-테이블을 이용해서 Y축으로 정확히 60° 회전시켜 취득한 데이터를 사용하였다. 따라서 두 센서간의 상대적인 변위는 회전 파라미터( $R$ )가  $[0, 60, 0]^T$ 이며, 이동 파라미터( $T$ )는  $[0, 0, 0]$ 이다. 제안된 방법과 ICP 알고리즘에 의한 정합 결과를 그림 6에 보였다. 표 1의 실험 결과로부터 센서의 위치를 모르고 수행된 ICP알고리즘은 정확한 정합을 하지 못하고 국부 최소치로 수렴한 반면, 제안된 방법은 약 0.1° 오차 범위 내에서 정확한 정합 결과를 보임을 확인하였다.

다양한 입력 데이터(그림 7)에 대한 실험을 통해 기존 자동 정합방법과 제안된 알고리즘의 성능을 비교하였다. 임의의 시점에서 측정된 거리정보 데이터를 자동

표 1 제안된 방법과 ICP알고리즘의 정합 결과 비교

	제안된 방법	ICP 알고리즘
정합 매개변수( $R, T$ )	$R: [-0.125 \ 60.07 \ 0.1]^t$ $T: [-0.22 \ 0.036 \ 0.142]^T$	$R: [5.67 \ 15.77 \ 7.499]^t$ $T: [-0.35 \ 0.036 \ 0.047]^T$
정합 오차 (RMS error)	0.11	7.78
연산 시간 (sec.)	123	694

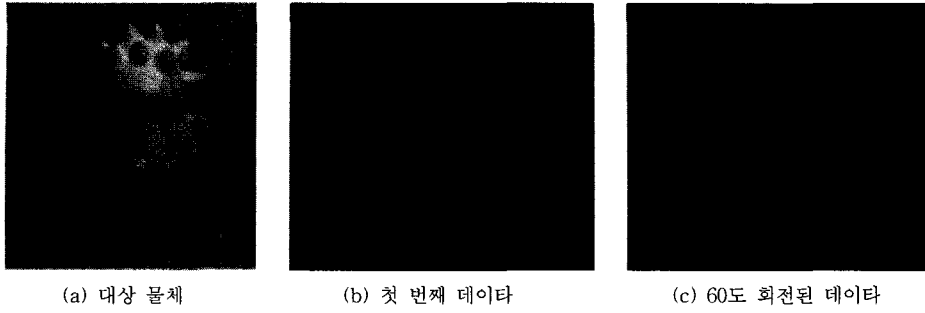


그림 5 대상 3차원 데이터

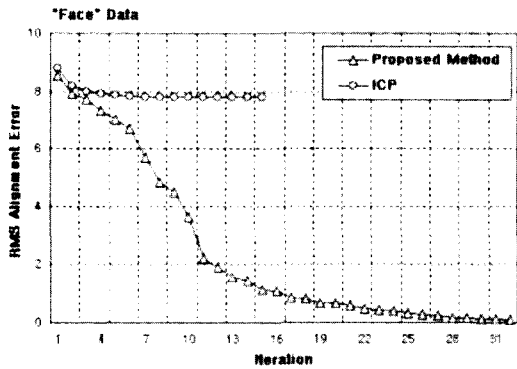


그림 6 정합 결과

으로 정합하기 위해 스핀 영상 방법을 이용해 대략적인 정합을 수행한 다음, ICP를 사용하여 결과를 최적화 하였다. 그림 7(a) "Female"은 다른 시점에서 측정된 두 데이터의 겹치는 영역이 전체 영역의 30~50% 정도가 존재한다. (b) "Copter"는 좌우 대칭인 형태이며, (c) "Sfb"는 두 데이터의 대부분이 겹치는 경우이다. (d) "Driver"는 원통형에 가까운 데이터로서 물체를 회전시켜도 그 형태가 거의 변하지 않으며, 실험 데이터 중에서 가장 정합하기 어려운 경우이다. (e) "Watch"는 두 데이터 간에 겹치는 영역이 거의 존재하지 않는다.

그림 8의 결과에서 "Female" 데이터는 데이터 간에 겹치는 영역이 충분하며, 따라서 기존 ICP 알고리즘을

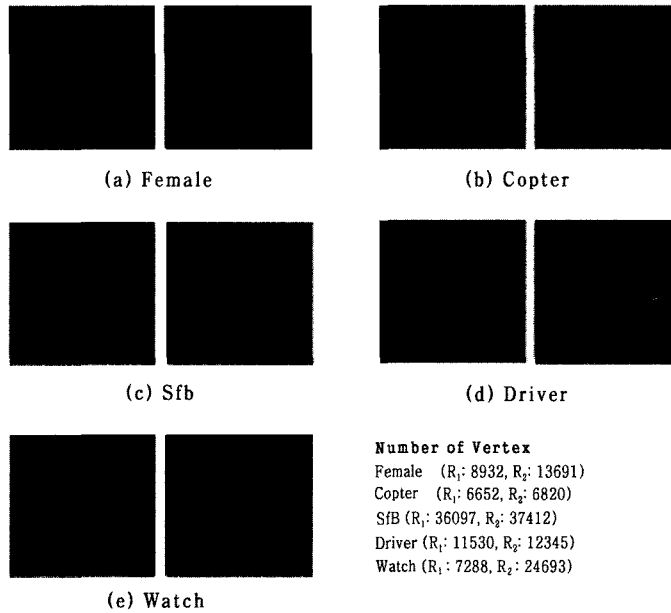


그림 7 입력 데이터

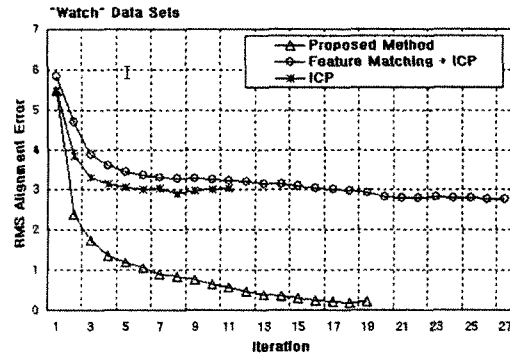
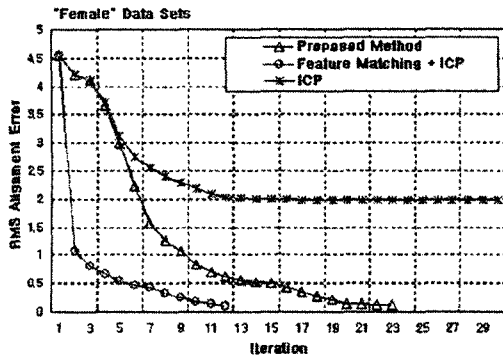
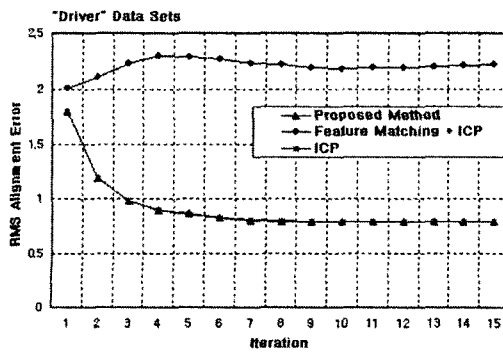
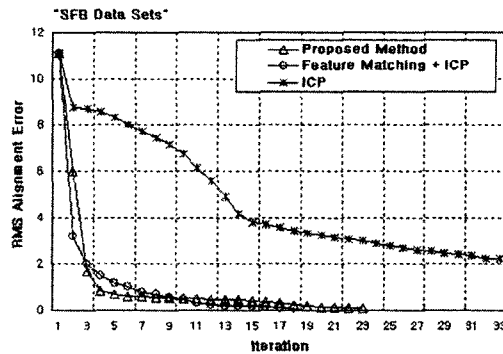
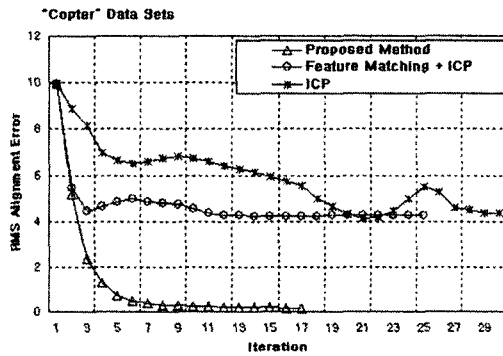


그림 8 기존 방법과 제안된 방법과의 정합결과 비교



제외하고 자동 정합 방법과 제안된 방법 모두 정확하게 정합된다. "Copter"는 좌우가 대칭이며, 기존 자동정합 방법으로 정확하게 정합하지 못했다. 그 이유는 스핀 영상에서 첫 번째 데이터의 좌측의 일치점을 두 번째 데이터의 우측에 발견하는 경우가 발생하여 정확한 일치점 추출을 보장하지 못하기 때문이다. 제안된 방법은 두 데이터의 방향성을 이용하여 겹치는 영역을 반복적으로 찾아 가면서 정합을 최적화하기 때문에, 정확한 정합 결과를 얻을 수 있었다. "Sfb"는 두 데이터의 대부분이 겹치며, 세 방법 모두 정확한 정합 결과를 보임을 확인하였다. 겹치는 영역이 많을수록 정확한 정합이 보장되지만, 일치점을 추출하는 과정에서 많은 연산시간이 소요되기 때문에, 제안된 방법에 비해서 4~5배 정도의 시간이 더 소요되었다. "Driver"는 원통형 형태이며, 다른 시점에서 얻어진 데이터가 서로 비슷한 형태를 지닌다. 제안된 방법은 고유벡터의 해석을 통해 각 데이터 집합의 새로운 축을 정의하며, 따라서 "Driver"와 같이 원통형 또는 구형태의 물체를 정확하게 정합할 수 없다. 또한 기존 방법 역시, 원통 형태이면서 각 면에 특징이 없는 경우, 그리고 가려짐이 심한 경우 등에서 정확한 일치점 추출 및 매칭이 어렵다는 것을 결과로부터 확인하였다. "Watch"는 두 데이터간의 겹치는 영역이 아주 적기 때문에 일치점을 효과적으로 추출하지 못하며, 따라서 정합이 제대로 수행되지 않았다. 제안된 방법은 데이터의 공분산 행렬을 이용하여 아주 대략적으로 정합하고 반복 연산을 통해 최적화하기 때문에, 일치점 추출 과정에서의 복잡한 연산이 필요하지 않게 된다. 따라서 대부분의 경우에서 기존 방법보다 제안된 방법이 정확한 정합결과와 함께 빠른 데이터 처리 속도를 보였다.

6. 결론

본 논문에서는 변위 측정 장치나 사용자 입력 등을 이용하지 않고 임의의 시점에서 측정된 거리정보 데이

타를 자동으로 정합하는 개선된 ICP 알고리즘이 제안되었다. 제안된 방법은 3차원 데이터와 거리정보 영상간의 센서 사영조건과 교차 사영, 공분산 행렬을 이용하여 센서의 위치를 추정하고 이에 대한 반복 연산을 통해 정확한 정합결과를 얻는다. 다양한 실험을 통해 기존 방법과 비교하였으며, 제안된 방법의 우수한 성능을 확인하였다. 정합 과정에서 사영행렬을 사용함으로써 2차원 영상과 3차원 데이터간의 텍스처 매핑을 이용할 수 있는 장점이 있으며, 이후로는 완전 구형의 물체를 정합하기 위해 특징점의 추출 및 매칭 과정과 제안된 방법과의 결합 방안 등에 관한 연구가 계속될 예정이다.

### 참 고 문 헌

- [1] M. Levoy, K. Puli, et. al., "The digital Michelangelo project: 3D scanning of large statues," Proc. ACM SIGGRAPH, Vol.27, pp. 131-144, 2000.
- [2] L. Nyland, D. McAllister, V. Popescu, C. McCue, and A. Lastra, "The impact of dense range data on computer graphics," Proc. IEEE Workshop on Multi-View Modeling and Analysis of Visual Scenes, pp. 3-10, 1999.
- [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] Z. Zhang, "Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces," International Journal of Computer Vision, Vol.10, No.3, pp. 145-155, April 1992.
- [5] B. K. P. Horn, "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions," Journal of the Optical Society of America. A, Vol.4, No.4, pp. 629-642, April 1987.
- [6] P. Neugebauer, "Geometrical cloning of 3D objects via simultaneous registration of multiple range images," Proc. International Conference on Shape Modeling and Applications, pp. 130-139, Mar. 1997.
- [7] A. Johnson and M. Herbert, "Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.5, pp. 433-49, May 1999.
- [8] R. Hartley and A. Zisserman, Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge Univ. Press, 2000.
- [9] D. F. Huber and M. Hebert, "Fully automatic registration of multiple 3D data sets," Proc. IEEE Computer Society Workshop on Computer Vision Beyond the Visible Spectrum, Dec. 2001.

### 김 상 훈

2001년 영남대학교 토목공학과 졸업. 2003년 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 석사. 2003~현재 (주)아이필넷 연구원. 주관심 분야는 컴퓨터 그래픽스, 컴퓨터 비전, 멀티미디어 응용 등

### 조 청 운

1992년 중앙대학교 전자계산학과 졸업. 1994년 중앙대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사. 2000년 1월~현재, 중앙대학교 첨단영상대학원 연구교수 재직. 주관심분야는 컴퓨터그래픽스, 멀티미디어 응용, 컴퓨터 비전 등

### 홍 현 기

1993년 중앙대학교 전자공학과 공학사. 1995, 1998년 중앙대학교 대학원 전자공학과 공학석사, 공학박사. 1998년 9월~1999년 8월 서울대학교 자동차어특화연구센터 연구원. 1999년 9월~2000년 2월 중앙대학교 정보통신연구소 연구교수. 2002년 2월~2003년 2월 Univ. of Colorado at Denver 방문 연구원. 2000년 3월~현재, 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 조교수 재직. 주관심분야는 컴퓨터 그래픽스, 컴퓨터 비전, 멀티미디어 응용 등