

물체 주위를 돌아가며 3차원 스캐너로 획득된 다면 이미지의 자동접합에 관한 연구

홍훈기*, 조경호**

A Study on the Automatic Registration of Multiple Range Images Obtained by the 3D Scanner around the Object

Hong, H. K.* and Cho, K. H.**

ABSTRACT

A new method for the 3D automatic registration of the multiple range images has been developed for the 3D scanners(non-contact coordinates measurement systems). In the existing methods, the user usually has to input more than 3 pairs of corresponding points for the iterative registration process. The major difficulty of the existing systems lies in that the input corresponding points must be selected very carefully because the optimal searching process and the registration results mostly depend upon the accuracy of the selected points. In the proposed method, this kind of difficulty is greatly mitigated even though it needs only 2 pairs of the corresponding input points. Several registration examples on the 3D measured data have been presented and discussed with the introduction to the proposed algorithm.

Key words : Reverse Engineering, 3d Scanner, Auto Registration, Multiple Range Images

1. 서 론

최근 reverse engineering 분야의 발전과 더불어 3차원 형상 측정에 있어 비접촉 측정 기술이 매우 빠르게 발전하고 있다. 이러한 비접촉 측정을 위하여 3차원 레이저 스캐너, 3차원 디지털 간섭 센서, 3차원 광학측정기, 3차원 모아레 간섭 측정기 등이 계속 개발되고 있다. 이들의 측정성능(예컨대, 측정 정밀도, 분해능, 측정시간, 측정영역의 크기 등) 또한 날로 개선되고 있어서, 이들의 활용분야도 산업전반에 걸쳐서 빠른 속도로 확대되고 있는 추세이다¹⁾.

Fig. 1에서 처럼 측정 대상이 크거나 측정 방향을 바꾸어 여러 번 측정하여야 대상물의 3차원 정보를 모두 획득할 수 있는 경우에는 여러 방향과 거리에서 측정된 데이터(multiple range images)가 존재한다. 3차원 데이터의 자동 정합 혹은 접합(automatic 3D registration)이라 함은 여러 방향에서 얻어진 때

이터들을 자동으로 접합하여 원래 대상물의 3차원 형상을 복원하는 기술을 의미한다. 이때 접합이 될 부분은 어느 정도 중복되어 측정되어야 한다. 따라서, 보다 구체적으로 말하면, 3차원 데이터의 접합작업은 이러한 중복 측정영역(partially overlapped range images)이 상호 일치하도록 측정 데이터를 이동하여 합체하는 작업이라 할 수 있다.

3차원 접합에 관한 연구는 3차원 비접촉 측정기술의 발달과 더불어 1990년도 초·중반부터 활발히 진

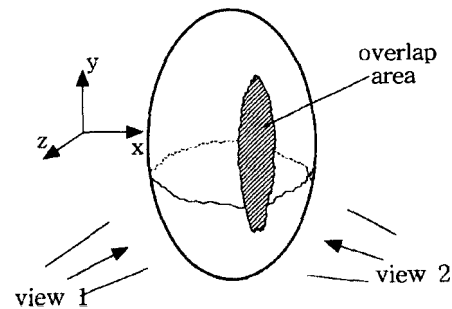


Fig. 1. Object and two different views.

*제주대학교 대학원 기계공학과
**정회원, 제주대학교 기계에너지생산공학부

행되고 있다. 기존의 3차원 자동 접합에 관한 연구는 크게 나누어 반복적 접근법(iterative approach)^{12,5)}과 특징형상에 근거한 방법(feature-based approach)으로 대별할 수 있다. 반복법의 가장 대표적이고 현재 널리 사용되는 방법으로는 Besl와 McKay¹²⁾가 제안하고 Chen와 Medioni¹³⁾와 그 외의 여러 연구자들¹⁶⁻¹⁸⁾에 의해서 개선된 ICP법(iterative closest point algorithm)이 있다. 이 방법에서는 알고리즘에서 특별히 설정된 여러 개의 기준 점들 상호간의 거리의 최소오차 자승합(sum of least squared errors)을 최소화하는 방향으로 반복적으로 접근을 위한 변환행렬을 탐색하는 방법이다. 이 방법은 초기해가 양호할 경우에는 매우 효과적으로 최적의 변환행렬을 탐색하지만, 그렇지 못할 경우에는 극지해에 빠져 접합결과가 불량해지는 문제점이 있다¹⁷⁾.

특징형상에 근거한 접합방법¹⁰⁻¹²⁾들은 대부분 기존의 컴퓨터 비전(vision) 등의 분야에서 많이 연구되어 왔던 물체인식(object or pattern recognition)과 매칭(matching) 기술을 3차원 측정 데이터의 접합에 사용하고자 하는 방법들이다. 이러한 방법에서는 기본적으로 초기해를 사용하지 않는다는 장점이 있지만, 일반적으로 위의 반복법 보다 훨씬 많은 처리시간을 요하고 확연한 특징형상이 없는 경우에는 적용하기 어렵다는 단점이 있다¹⁷⁾.

3차원 스캐너를 이용하여 물체를 측정하는 작업 중에서 상당 부분은 물체를 고정하고 측정기를 물체 주위로 일정 각도씩 회전하는 위치로 옮겨가며 측정하거나, 측정기를 고정하고 물체를 일정 각도씩 회전하여 측정하는 방법으로 물체의 다면 이미지를 획득하고 있다. 이러한 경우 다면 이미지의 어느 한 축은 다른 축에 비하여 상대적으로 크게 변하지 않는 특징이 있다. 본 연구에서는 이러한 상황에 효과적으로 적용할 수 있는 새로운 3차원 측정 데이터 자동접합 방법을 개발하였고, 실제로 측정된 데이터의 접합에 적용하여 그 작동성능을 검토하였다. 새로 개발된 방법은 위의 분류상으로 볼 때 반복적 접근법에 속하지만, 기존의 반복법이 갖는 몇가지의 문제점을 해결할 수 있는 실현적 결과를 확인하였다.

2. 3차원 자동접합 알고리즘의 개발

2.1 개요

앞에서 언급되었던 바와 같이 3차원 비접촉 측정 자료의 자동접합과 관련하여 현재까지 개발된 방법 중에서 가장 널리 사용되는 반복법에서는 사용자의

초기 입력치를 바탕으로 초기 변환행렬을 가정하고 적절하게 설계된 최적화기법을 사용하여 설정된 목적함수를 감소시키는 방향으로 변환행렬을 반복적으로 개선시켜 최종적으로 수렴된 변환행렬을 얻는다.

본 연구에서는 비교적 수행시간이 짧아 실용화에 용이한 반복적 접근법으로 분류될 수 있는 새로운 자동접합 방법을 개발하였다. 이 방법에서는 기존의 유사 방법에 비하여 다음과 같은 차이점을 가진다.

- 기존 방법에서는 초기 변환행렬을 구하기 위해서 사용자로부터 최소한 3쌍 이상의 대응점을 입력받아야 하였으나(일반적으로 가능한 여러 개의 대응점을 입력할수록 좋은 결과를 얻을 수 있다고 알려져 있음), 본 연구에서 개발된 방법에서는 사용자가 2쌍의 대응점만을 입력한다.

- 기존 방법에서는 사용자가 대응점들을 입력할 때, 대응점들 간에 오차가 크면 클수록 접합결과는 부정확해지는 문제가 있다. 이에 따라, 사용자는 대응점의 선정에 각별한 주의를 요하고, 상황에 따라서는 여러 번의 시행착오(try-and-error)를 거쳐야 만족스러운 접합결과를 얻을 수 있다. 본 연구에서 개발된 방법에서는 2쌍의 대응점 상호간의 오차가 접합결과에 미치는 영향이 기존 방법에 비하여 크게 완화되어 있어서, 대응점 선정에 각별한 노력을 요하지 않는다. 따라서, 중복 측정영역이 작을 경우에도 적용이 용이하다.

2.2 개발 알고리즘 설명

두 개의 방향에서 측정된 물체의 데이터를 접합시키기 위하여 일반적으로 두 개의 측정 데이터 중에서 하나를 기준 이미지(reference image)하여 고정하고 나머지 데이터를 이에 접합시키기 위한 변환행렬(transformation matrix)을 구해 가는 방식을 취한다. 본 연구에서도 이와 같은 방법으로 변환행렬을 구한다. 다음은 본 연구에서 개발된 새로운 접합방법에 대한 설명이다.

기준 이미지의 측정 데이터를 $Q_j(j=1, 2, \dots, Nq)$ 라 하고 이동시키고자 하는 이미지의 측정 데이터를 $P_i(i=1, 2, \dots, Np)$ 라 하면, 본 연구에서 제안하는 방법에서는 다음 조건을 만족하도록 Q_j 위의 두 점 A, B 와 P_i 위의 두 점 A_0, B_0 를 입력하여야 한다. 즉, 대응점 A, B 와 A_0, B_0 들은 중복 측정영역에서 곡률 변화가 급격하거나 잡음(noise)이 많은 지역을 피하여 선정되어야 한다. 이렇게 입력된 2쌍의 대응점을 바탕으로 다음의 방법으로 지역 좌표계를 Q_j, P_i 데이터 집합에 대하여 설정한다.

2.1.1 입력 대응점을 기준으로 하는 지역 좌표계의 설정

다음의 2.1.2~2.1.4의 과정에서 필요로 하는 샘플링 점들을 중첩영역의 일부에서만 선정하면 최적 변환행렬의 탐색과정이 국지해에 빠질 위험이 크다 (trapped in local minima). 다시 말해서, 가능한 전체 중첩영역에 골고루 분포하도록 샘플링 점들을 선정하는 것이 바람직하다. 따라서, 본 연구에서 도입하고자 하는 지역 좌표계의 의의는 중첩영역을 전체적으로 조망하여 샘플링 영역을 전체 중첩영역에서 가능한 넓게 분포하도록 하고, 불필요한 데이터의 제거를 효율적으로 하고자 함에 있다. 이를 위한 구체적인 방법은 다음과 같다.

Fig. 2는 Fig. 1의 두 측정 방향에서 얻어진 다면 이미지들을 나타낸다. 본 연구에서는 이들 이미지에 다음과 같은 방법으로 지역 좌표계를 설정한다.

1) 점 A로부터 일정거리 r 이내에 있는 Q의 점들의 집합을 A의 이웃점(neighboring points)들이라 하여 A_{nei} 로 표기한다. 같은 방법으로 구한 점 B의 이웃점들을 B_{nei} 라 한다.

2) A_{nei} , B_{nei} 의 모든 점들에 대하여 공간상의 임의의 평면까지의 거리의 총합을 최소화하는 평면을 구하여 이를 A_{nei} , B_{nei} 의 평균평면(average plane)이라 한다(Fig. 2참조).

이때 r의 크기에 따라 평균평면의 계산부하는 변한다. 그러나, r이 너무 작으면 평균평면의 계산은 빠르나 평균평면이 중첩영역을 전체적으로 조망하는 정보의 신뢰도는 저하될 수 있음에 유의해야 한다. 즉, r이 작을 경우 A, B의 이웃점 중 특이점, 예컨대 noise가 큰 점들 혹은 곡률 변화가 큰 점들의 영향을 크게 받아 평균평면의 방향이 바뀔 가능성이 크기 때문이다.

3) 위에서 구한 평균평면의 법선벡터를 전역좌표

계(global coordinate system)의 x-z 평면에 투사하여 얻은 벡터를 np 라 한다.

4) Q의 지역 좌표계를 lcQ (local coordinate system of Q)라 하면, lcQ 의 원점은 두 점 A, B의 중점에 위치하고 lcQ 의 양의 w축을 np 의 방향과 일치시킨다. lcQ 의 v축을 전역좌표계의 y축과 일치시킨다. 이렇게 하면, lcQ 의 u축은 v, w축과 더불어 오른손 좌표계가 되도록 자동적으로 설정된다.

5) 이동시키고자 하는 데이터 P에 대한 지역 좌표계 lcP (local coordinate system of P)의 설정도 앞서와 같은 방법으로 한다.

2.1.2 데이터 클리핑(data clipping)

원래의 측정 데이터의 양 N_p , N_q 는 측정 기기의 분해능에 따라서 조금씩 다르지만 일반적으로 수만 단위의 측정점에 대한 3차원 좌표 값으로서 그 크기가 매우 크다. 따라서, 본 연구에서는 변환행렬을 구하는 과정에서 이렇게 방대한 데이터를 모두 사용하지 않고 필요한 데이터만 선택하여 사용함으로써 전체 처리과정의 효율을 증진토록 하였다. 이를 위한 방법은 다음과 같다.

1) 위의 2.1.1 항에서와 같이 설정된 지역 좌표계 lcQ , lcP 로 측정 데이터 Q , P 를 모두 좌표변환시킨 것을 각각 QQ , PP 라 하자.

2) QQ 를 둘러싸는 최소의 직육면체(minmax-bounding-box)를 구한다. 이 직육면체의 각 면은 lcQ 지역 좌표계의 u-v, v-w, w-u 평면과 평행하다. 이 직육면체는 차후의 최적화 과정에서 필요로 하는 여러 연산(예컨대, data sampling 등)에서 다루어지는 데이터들의 한계영역을 표시하는 데 사용될 것이기 때문에 $spzQ$ (sampling zone of Q)라 칭한다. $spzQ$ 의 w 상·하한 값에서 w의 하한 값을 지정된 상수 cf (clipping factor, 0.2~0.3)로 재설정한다(Fig. 3참조). 즉, $spzQ_min_w = cf * spzQ_min_w$ 로 한다.

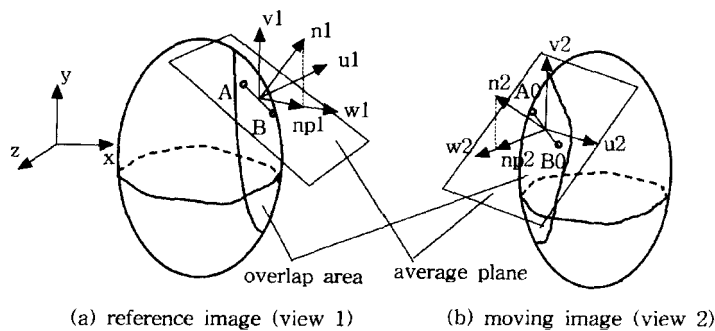


Fig. 2. Reference and moving images & their local coordinates.

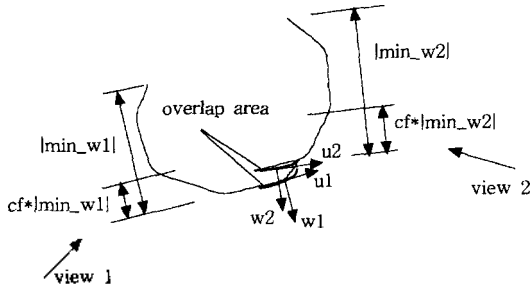


Fig. 3. Top view of local coordinates and clipping ranges.

3) QQ_i 중에서 $spzQ$ 밖의 점들은 버리고(clipping out) 내부의 점들만을 모은 것을 $QCP_n(n=1, 2, \dots, M)$ 라 한다.

4) 같은 방법으로 PP_i 에 대한 $spzP$ (sampling zone of P)를 구하고 $spzP$ 의 w 의 하한 값을 지정된 상수 cf 로 재설정하여 $spzP$ 내부의 점들만을 모은 것을 $PCP_n(n=1, 2, \dots, N)$ 라 한다.

여기서, w 측의 하한 값을 재설정하여 clipping 영역의 경계로 하는 이유는 다음과 같다. Fig. 4에서 보는 바와 같이 $w > 0$ 인 영역의 측정 데이터들의 상당 부분은 중복 측정영역에 포함되지만 초기 입력 대응점 2쌍 만으로는 이들 중 불필요한 영역을 추정할 수 있는 정보가 거의 없다. 또한, $w > 0$ 의 상당 부분은 중첩영역에 해당한다. 따라서, $w > 0$ 영역에 대하여는 clipping 하지 않는다. 그러나, $w < 0$ 의 영역에서는 측정점의 w 값이 작아질수록 측정기에서 볼 때 물체 뒤로 돌아가는 영역에 해당하고, 이들 중 상당 부분은 중첩영역의 w 값 보다 훨씬 작은 값을 가진다. 즉, w 값이 작아질수록 해당 측정점은 중첩영역에 포함될 가능성이 낮아진다. 본 연구에서는 이러한 점들을 차후의 처리과정에서 불필요한 점들이라고 하여 제거시킨다.

Fig. 4는 실제의 비접촉 측정으로 얻은 이미지(검은 색)와 그림에 표시된 것처럼 A, B 및 A_0 , B_0 입력점들을 기준으로 설정된 지역 좌표계에서 앞에서 기술된 방법으로 측정 데이터를 clipping 한 후의 결과(흰색)를 보이는 것이다. 본 연구에서는 u, v 방향으로 clipping 경계를 명시적으로 설정하지는 않는다. 그러나, Fig. 4에서 보는 바와 같이 w 방향의 clipping 만으로도 u, v 방향의 불필요한 측정 데이터가 동시에 제거되는 효과가 있음을 알 수 있다.

이상의 방법으로 얻어진 데이터 QCP_n, PCP_n 들은 모두 각각의 지역 좌표계 lcQ, lcP 로 표현된 측정 데이터의 부분집합들로서 다음과 같은 장점을 준다.

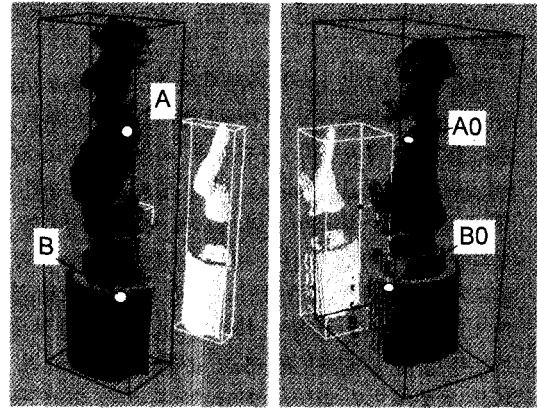


Fig. 4. Measured images(black) and their clipped images(white) for an object.

-처리과정에서 불필요한 데이터를 제외시킴으로써 전체 처리과정의 계산부하를 대폭 감소시킨다.

-지역 좌표계로 표현된 이들 점들은 다음의 2.1.3 항에서 기술될 샘플링 데이터와 대응점 선정과정을 용이하게 할뿐만 아니라,

-다음의 2.1.4 항에서 기술되는 최적화 과정의 적절한 초기 해가 된다.

2.1.3 최적화를 위한 샘플링 데이터와 대응점들의 선정

다음의 2.1.4 항에서 상술될 최적화 과정에서 필요로 하는 샘플링 데이터와 이들에 대응하는 대응점들을 다음과 같은 방법으로 선정한다.

1) lcP 지역 좌표계의 $u-v$ 평면 중 $spzP$ 에 속하는 영역을 일정 간격으로 분할하는 격자를 $u-v$ 평면에 생성한다.

2) PCP_n 점들을 $u-v$ 평면으로 투영시킬 때 위의 각 격자점들에 가장 가깝게 투영되는 PCP_n 의 점들을 샘플링 점(sampling point) $SP_i(i=1, 2, \dots, N_s)$ 라 한다.

3) QCP_n 의 점들 중에서 각 SP_i (지정된 거리 max_dist 이내에서) 가장 가까운 점들을 SP_i 의 대응점(corresponding point) CP_i 라 한다. 이때 지정 거리 이내의 점이 QCP_n 중에 존재하지 않을 수도 있다. 이 경우에는 해당 샘플링 점을 SP_i 리스트에서 삭제한다.

2.1.4 최적의 변환행렬 탐색

P_n, Q_n 사이의 일부 중복 영역이 일치하도록 P_n 를 이동하고자 하는 것이 3차원 측정 데이터 자동접합의 궁극적 목적이다. 이를 위하여 본 연구에서는 위의 CP_i, SP_i 만을 이용하여 지역 좌표계에서 수행되는 다음과 같은 반복적 최적해 탐색방법을 사용한다.

1) 최적화 변수

$$X^T = \{x_1, x_2, \dots, x_6\} \\ = \{tu, tv, tw, ru, rv, rw\}$$

여기서, tu, tv, tw 는 각각 지역 좌표계 u, v, w 방향으로 점 SP_i 를 병진이동 시키고자 하는 값이고, ru, rv, rw 는 각각 u, v, w 축을 중심으로 SP_i 를 회전이동 시키고자 하는 값이다.

2) 초기해 $X^0 = \{0, 0, 0, 0, 0, 0\}$

3) 최적화의 목적함수

$$\Phi(X) = \frac{1}{2} e^T \cdot e = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_i} e_i^2 \quad (1)$$

여기서,

$$e^T = \{e_1, e_2, \dots, e_{N_i}\} \text{이고,}$$

$e = CP_T T(X) * SP_i$ 는 두 점 사이의 거리(Euclidean distance)이고, $T(X)$ 는 최적화 변수 X 에 따른 변환행렬이다.

4) 반복적 수치해 탐색

$\Phi(X^k) \neq 0$ 인 현재의 해 X^k 에서 ΔX 만큼 변화시켜 $\Phi(X^{k+1})$ 가 최소값(극값)이 되도록 하기 위해서,

$$\Phi'(X^{k+1}) = 0 \\ \approx \Phi'(X^k) + \Phi''(X^k) \Delta X \quad (2)$$

식 (1)에서

$$\Phi'(X) = \frac{\partial \Phi}{\partial X} = \frac{\partial e^T}{\partial X} \cdot e = J^T e \quad (3)$$

여기서, $J = \frac{\partial e}{\partial X}$ 를 Jacobian 행렬,

$H = J^T J \approx \Phi''(X)$ 를 Hessian 행렬 이라고 하여 식 (2)를 다시 쓰면,

$$H \Delta X = -J^T e \quad (4)$$

$$\therefore \Delta X = -H^{-1} J^T e \quad (5)$$

그러나, H 가 ill-posed 행렬일 때는 H^{-1} 가 부정확하게 계산되기 때문에 이러한 상황에서는 식 (4)의 해를 식 (5)처럼 단순히 계산할 수 없다.

본 연구에서는 식 (4)를 다음과 같은 방법으로 scaling하고 부정치성(ill-posedness) 개선을 위해서 regularization 방법의 하나인 Marquardt conditioning 법¹¹⁾을 적용하여 수렴성을 향상시키도록 하였다. 즉, 식 (4)를 스케일링하여 다음과 같이 바꾼다.

$$H^* \Delta X = B^* \quad (6)$$

여기서, $H^* = [h_{ij}^*]$, $h_{ij}^* = h_{ij}/s_i$ 이고,

$$s_i = \max_j (|h_{ij}|), H = [h_{ij}]$$

$$B^* = [b_i^*], b_i^* = b_i/s_i, B = [b_i] = -J^T e$$

이다. 또한, Marquardt conditioning을 적용하여 식 (6)을 다음과 같이 수정하여 사용한다. 즉,

$$H^{**} \Delta X = B^* \quad (7)$$

여기서, $H^{**} = [h_{ij}^{**}], h_{ii}^{**} = h_{ii}^{**}(1 + \lambda)$

$$h_{ij}^{**} = h_{ij}^{**}, i \neq j, \lambda = 10^{-20} - 10^{-30} \text{이다.}$$

Marquardt 법에서의 해의 개선은 다음과 같이 한다.

$$X^{k+1} = X^k + \alpha \Delta X, 0 < \alpha \leq 1 \quad (8)$$

여기서, α 는 step size correction factor 이다. λ 의 도입 의의는 λ 가 작아질수록 식 (7)은 식 (6)과 같아지고, λ 가 클수록 식 (7)은 식 (6)의 대각선 요소(diagonal term)의 효과를 크게 하고자 함에 있다. 따라서, well-posed 상황에서는 λ 의 값을 작게 하고, ill-posed 상황에서는 λ 의 값을 크게 하도록 α 와 연계하여 매 iteration 마다 λ 값을 적절한 수치로 변화시켜 사용한다.¹³⁾

식 (8)에서 $|\Delta X| < \epsilon$ 이면 $X^* = X^k$ 가 수렴된 해이고, 아니면 k 를 1씩 증가시키며 위의 과정을 수렴될 때까지 반복한다.

수렴된 변환행렬 $T(X^*)$ 는 지역 좌표계에서 SP_i 를 CP 에 가능한 일치하도록 이동시키는 변환행렬이다. 이를 바탕으로 P_i 를 이동하여 기준 이미지 Q_j 와 점합하기 위한 최종 작업은 다음과 같이 수행된다. 즉, 모든 PP_i 의 점에 $T(X^*)$ 를 적용하여 QQ_j 에 가깝게 이동한 뒤에 지역 좌표계 lcQ 와 전역좌표계 사이의 관계를 이용하여 모든 PP_i 의 점들을 전역좌표계로 변환한 것이 Q_j 와 점합하기 위하여 P_i 를 이동한 최종 결과에 해당한다.

3. 적용 결과 및 토의

본 연구에서 새로이 개발된 3차원 측정 데이터의 자동점합 알고리즘을 테스트하기 위하여 몇 가지의 측정실험과 측정 데이터의 점합시험을 수행하였다. Fig. 5는 본 연구진이 보유하고 있는 3차원 비접촉 측정장비를 사용하여 측정된 하루방 모형의 다면 이미지(multiple range images)들이다. 사용된 측정장비는 모아레 간섭무늬(3D moire inter-ferometric fringe scanner)를 이용한 비접촉 측정법을 사용한다. 이 장비의 해상도

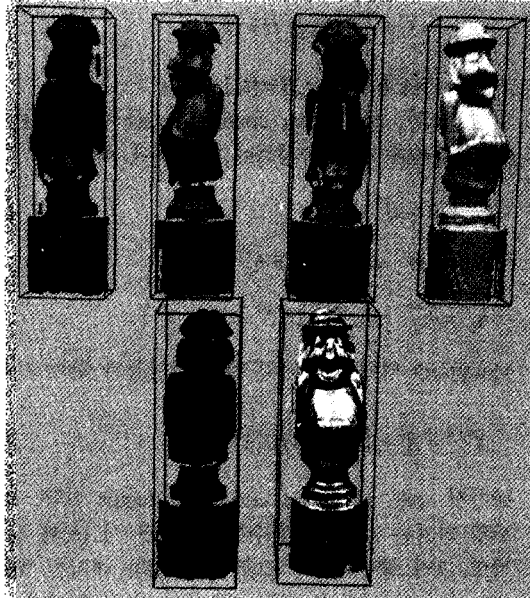


Fig. 5. 3D multiple range images of the Harubang model.

는 640×480 dpi, 정밀도는 0.2 mm, 측정시간은 5-10 sec/image, 측정영역은 250×180×150 mm 이다.

Fig. 5의 상단 좌로부터 하루방의 좌측면 1, 좌측면 2, 우측면 1, 우측면 2의 측정 이미지들이고, 하단의 좌로부터가 하루방의 뒷면과 앞면의 이미지들이다. Fig. 6은 하루방의 우측면 2개 이미지들을 본 연구에서 개발된 방법으로 자동 접합한 결과이다. 이 예제는 2개 이미지의 공통 측정 부분이 매우 작은 경우로서 기존의 방법으로 접합하고자 할 때에는 3쌍 이상의 대응점들을 각 이미지로부터 추출하는 것이 어려운 경우이다. 따라서, 기존의 상용 접합 소프트웨어를 사용하여서는 몇 번의 시행착오로도 만족스러운 접합결과를 거의 얻을 수가 없었다. 그러나, 본 연구에서 개발된 방법에서는 단지 2쌍의 대응점을 간단히 선정해 줌으로써 Fig. 6(c)의 결과를 얻을 수 있게 되어 본 연구에서 개발된 방법의 우수성을 확인할 수 있었다. Fig. 6(d)는 같은 방법으로 Fig. 5의 하루방 좌측면 이미지 2개의 자동접합 결과이다.

Figs 6의 예제에서 다루어진 하루방 이미지 데이터 크기는 평균 9000~11000 points/image이다. 그러나, 본 연구에서 도입된 지역 좌표계에서의 데이터 클리핑 작업결과로 접합을 위한 최적 변환행렬 탐색 과정에서는 평균적으로 3000~4000 points/image을 다루게 되어 PC Pentium II에서 대략 10~12 sec의 소요시간으로 접합결과를 얻을 수 있었다.

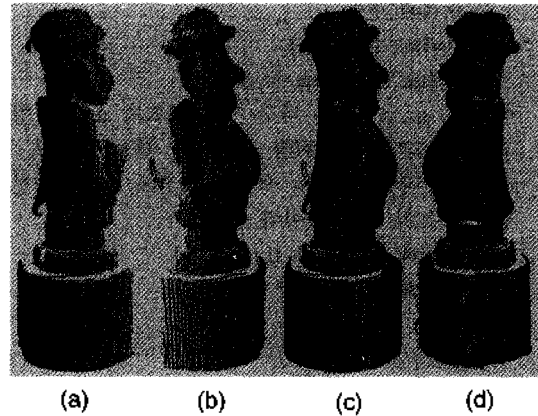


Fig. 6. Registration examples: (a) right1 (b) right2 (c) registered images of (a), (b) and (d) left registered image of the Harubang.

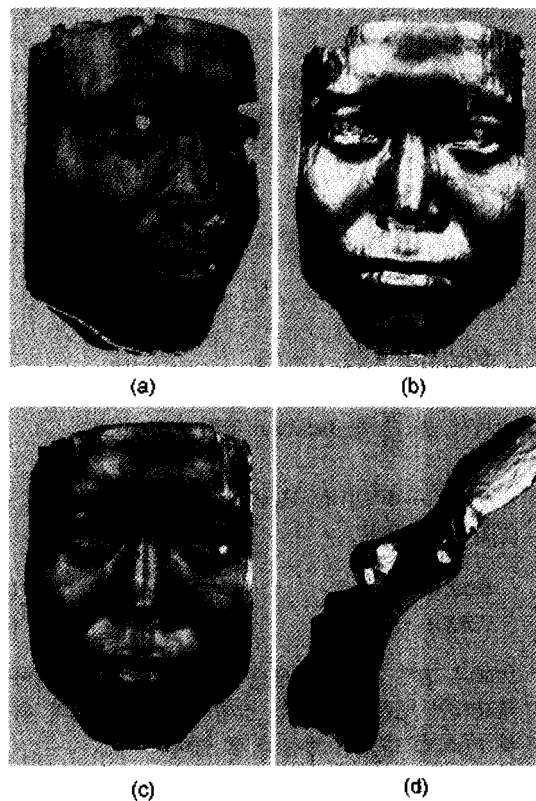


Fig. 7. Registration example: (a) right (b) front (c) registered images of a human face and (d) side view of (c)

Fig. 7(a), (b)는 각각 인물의 우측면과 정면의 측정 이미지들이고, Fig. 7(c), (d)는 이들의 접합결과들(front and side views)이다. Fig. 7(d)에서 볼 수 있듯이 두 개의 측정 이미지들의 프로파일(profile)이

접합 후 거의 일치하여 접합결과가 매우 양호함을 알 수 있다. 이들 이미지들은 대략 23000 points/image의 데이터 점들로 구성되나, 데이터 클리핑 후 변환행렬 탐색에서 사용되는 데이터 점들은 대략 14000 points/image 이었고, 계산 소요시간은 대략 13 sec 정도였다.

이상의 예에서 볼 수 있듯이 본 연구에서 개발된 방법은 특히 측정영역의 공통부분이 작은 경우에도 초기 대응점 선정의 용이성을 제공하여 시행착오에 따른 반복작업을 줄이면서도 양호한 접합결과를 얻을 수 있게 한다.

4. 결 론

최근 3차원 비접촉 측정기술이 크게 발전함에 따라, 이 기술을 응용하고자 하는 많은 연구가 진행되고 있다. 3차원 측정 데이터의 자동접합은 이러한 응용에 필요한 소프트웨어 기술로서 측정 데이터로부터 3차원 물체를 복원하기 위한 reverse engineering 분야의 요소기술에 속한다. 본 연구에서는 기존의 방법과는 다르게 다음과 같은 차이점이 있는 3차원 자동 접합방법을 새로 개발하였고, 개발된 알고리즘의 작동성능을 실제의 3차원 비접촉 측정 데이터에 적용하여 아래와 같은 바람직한 작동성능을 확인하였다.

-기존 방법에서는 일반적으로 3쌍 이상의 대응점을 사용자가 지정하여야 했고, 대응점 지정의 오차가 접합결과에 큰 영향을 미치기 때문에 대응점 선정에 특별한 주의가 요구되었다. 그러나, 본 연구에서 개발된 방법에서는 대응점의 개수를 2쌍으로 줄였고, 접합결과가 대응점 선정시의 오차에 크게 영향을 받지 않음을 실험적으로 확인하였다. 이는 본 연구에서 제안하는 평균평면 및 지역 좌표계가 제공하는 다음과 같은 장점 때문으로 사료된다. 즉, 대응점 선정이 다소 부정확하다라도 이에 의거한 평균평면의 법선벡터는 크게 영향을 받지 않기 때문에 중첩영역에 대한 두 지역 좌표계 1cQ 및 1cP의 u, v, w 축들의 방향이 서로 크게 어긋나지 않아 최적화에서 필요로 하는 초기해가 양호하게 생성될 수 있기 때문으로 풀이된다.

-입력된 2쌍의 대응점에 근거하여 설정되는 측정 데이터의 지역 좌표계를 도입함으로써 불필요한 데이터를 용이하게 제외시킬 수 있었고 전체 처리과정의 계산부하도 크게 감소시킬 수 있게 되었다.

-측정 데이터를 지역 좌표계로 변환하면 최적화 과정에서 필요로 하는 샘플링 점들과 이들의 대응점 선정과정을 용이하게 할 수 있고, 최적화 과정의 적

절한 초기 해를 손쉽게 구할 수 있게 한다.

-사용자의 대응점 선정의 용이성과 최적해 탐색시의 수렴성 향상 등은 전체적으로 기존의 3차원 측정 데이터의 자동접합에 관한 상용시스템의 작업효율을 크게 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

1. 정용호, 2000, 3차원 스캐너와 디지털라이저의 이해-Part 1, *한국 CAD/CAM 학회지*, Vol. 6, No. 1, pp. 16-19.
2. Besl, P. J. and McKay, N. D., "A method for registration of 3D shapes", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, pp. 239-256, 1992.
3. Chen, Y. and Medini, G., "Object modeling by registration of multiple range images", *Image and Vision Computing*, Vol. 10, No. 3, pp. 145-155, 1992.
4. Eggert, D., Fitzgibbon, A. W. and Fisher, R. B., "Simultaneous registration of multiple range views for use in reverse engineering", *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, Vienna, Austria, pp. 243-247, 1996.
5. Turk, G. and Levoy, M., "Zipped polygon meshes from range images", *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, SIGGRAPH*, pp. 311-318, 1994.
6. Dorai, C., Weng, J. and Jain, A. K., "Optimal registration of multiple range views", *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*, pp. 569-571, 1994.
7. Dorai, C., Wang, G., Jain, A. K. and Mercer, C., "From images to models: Automatic 3D object model construction from multiple views", *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 770-774, 1996.
8. Masuda, T. and Yokoya, N., "A robust method for registration and segmentation of multiple range images", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, pp. 295-307, 1995.
9. Burtnyk, N. and Greenspan, M., "Multiple view registration of range data using signature search", NRC No. 38316, 1998.
10. Chua, C. S., "3D free-form surface registration and object recognition", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 17, pp. 77-99, 1996.
11. Gueziec, A. and Ayache, N., "Smoothing and matching of 3D space curves", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 12, No. 1, pp. 79-104, 1994.
12. Stein, F. and Medioni, G., "Structural indexing: Efficient 3D object recognition", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 125-145, 1992.
13. Press, W. H., Flannery, B. P., Teukolsky, S. A. and Vetterling, W. T., *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, 1992.



홍 훈 기

1998년 경남대학교 기계공학과 학사
 1999년~현재 제주대학교 기계공학과 석사
 과정
 관심분야: 3D scanner, Reverse Engineering, Rapid Prototyping



조 경 호

1979년 서울대학교 기계설계학과 학사
 1981년 서울대학교 기계설계학과 석사
 1993년 서울대학교 기계설계학과 박사
 1981년~1986년 현대엔지니어링(주)
 1986년~현재 제주대학교 기계에너지생산공
 학부(생산전공) 정교수
 관심분야: Optimization Algorithms/Design,
 Reverse Engineering, Nesting, Impedance
 Imaging(Electrical Impedance
 Tomography)