

전슬관절치환술을 위한 3차원 영역기반 영상정합 기술

기재홍¹, 서덕찬¹, 박흥석¹, 윤인찬¹, 이문규¹, 유선국², 최귀원¹

¹한국과학기술연구원(KIST) 의과학연구센터

²연세대학교 의과대학 의학공학교실

(Received August 21, 2006. October 18, 2006)

Region-Based 3D Image Registration Technique for TKR

J.H. Key¹, D.C. Seo¹, H.S. Park¹, I.C. Youn¹, M.K. Lee¹, S.K. Yoo², K.W. Choi¹

¹Biomedical Research Center, Korea Institute of Science and Technology

²Dept. of Medical Engineering, Yonsei Univ. College of Medicine

Abstract

Image Guided Surgery (IGS) system which has variously tried in medical engineering fields is able to give a surgeon objective information of operation process like decision making and surgical planning. This information is displayed through 3D images which are acquired from image modalities like CT and MRI for pre-operation. The technique of image registration is necessary to construct IGS system. Image registration means that 3D model and the object operated by a surgeon are matched on the common frame. Major techniques of registration in IGS system have been used by recognizing fiducial markers placed on the object. However, this method has been criticized due to additional trauma, its invasive protocol inserting fiducial markers in patient's bone and generating noise data when 2D slice images are acquired by image modality because many markers are made of metal. Therefore, this paper developed shape-based registration technique to improve the limitation of fiducial marker based IGS system. Iterative Closest Points (ICP) algorithm was used to match corresponding points and quaternion based rotation and translation transformation using closed form solution applied to find the optimized cost function of transformation. We assumed that this algorithm were used in Total Knee Replacement (TKR) operation. Accordingly, we have developed region-based 3D registration technique based on anatomical landmarks and this registration algorithm was evaluated in a femur model. It was found that region-based algorithm can improve the accuracy in 3D registration.

Key words : ICP, registration, 3D, TKR

1. 서 론

현대의학의 발전으로 더불어 환자의 수술에 있어 의사는 눈으로 볼 수 없는 부분에 이르기까지 정교하고 객관적인 정보를 요구하고 있다. 하지만 기존의 많은 영상장비들은 이러한 의사의 요구를 만족시키기에 부족함을 지니고 있다.

Image Guided Surgery (IGS)는 이러한 요구를 충족시키기 위해 개발되고 있는 수술방식이다.[1][2] IGS는 기존의 의학영상장비인 CT, MRI, PET, Ultrasonic 등의 다양한 영상 장비를 사용하여 획득된 2차원 또는 3차원 영상을 제공하고, 의사는 수술전후는 물론 수술 중에도 정확한 수술계획과 수술진행에 도움을 받을 수

있다. 이러한 IGS 시스템을 구축하기 위해서는 우선적으로 정확한 영상정보의 제공이 필요하다. 이는 곧 IGS 기반의 수술에 있어서 가장 복잡한 문제이자 필수적인 주제인 수술 전 획득된 3차원 볼륨 영상과 환자의 수술 부위 간의 공통 참조 프레임(common reference frame)을 설정하는 것이라 할 수 있다. 현재의 의료분야에서 사용되는 IGS시스템은 3차원 정합을 위해 일치점의 선정을 고정된 위치의 참조점을 기반으로 정합을 시도하는 방식을 택하고 있다. 본 방식의 수행을 위해서 수술 중에 환자에게 부착된 참조 마커(fiducial marker)를 사용하게 된다.[3] 하지만 이러한 마커의 사용은 정확한 영상정합의 장점을 제공함에도 불구하고, 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 첫째는 참조 마커의 삽입을 위한 추가적인 과정이 필요하다는 것이다. 이는 수술 전 이루어지는 과정으로 환자의 환부에 대한 위치 정보를 정확하게 인식 시킬 수 있는 특정 영역에 참조마커가 견고하게 삽입해야 하는 과정이 필요하다. 또한 삽입된 참조 마커가 고정되지 않고 수술 중에 흔들릴 경우, 다시 반복적인 정합과정을 요구한다. 두 번째는 신경외과에서 사용되는

본 연구는 2005년도 산업자원부지정 핵심연구개발사업 실버의료기기 핵심 기술개발 연구비에 의하여 연구되었음. (과제번호: 10022725-2005-12)

Corresponding Author : K. W. Choi, Ph. D.

한국과학기술연구원 의과학연구센터

서울시 성북구 아원로 39-1

Tel : (02) 958-5921 / Fax : (02) 958-5909

E-mail : choi@kist.re.kr

stereotactic head frame의 경우와 같이 참조 마커의 크기가 작지 않을 경우에는 환자에 더욱 침습적(invasive)이라는 점에서 큰 제한이 된다고 할 수 있으며, 현재 수술의 발전 방향이 Minimal Invasive Surgery(MIS)를 추구한다는 점에서 다음과 같은 상황은 충분한 문제점으로 작용될 수 있다. 셋째, 현재 수술에서 사용되는 참조 마커의 대부분이 금속 재질로 되어 있기 때문에 환부 촬영시, 예상치 못한 노이즈를 발생시킬 수 있다. 마지막으로 대부분의 참조 마커들은 수술 중에 물리적으로 환부의 외부에 노출되어 있기 때문에, 추가적인 손상 및 수술에 지장을 초래할 수 있다. 따라서 영상정합 기술에서 이러한 참조마커의 단점을 극복하기 위해 물체 표면의 경계 윤곽, 형상 내의 융기된 선들, 표면과 표면간의 특성, 그리고 표면과 점간의 관계와 같은 환부의 형상적인 고유 특성들을 활용하는 shape 기반의 영상정합 방식이 제시되고 있다.(그림1)

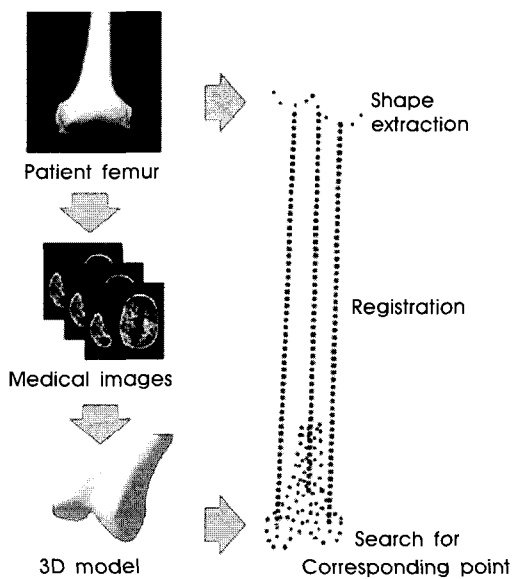


그림 1. 형상기반 정합
Fig. 1. Shape based registration

shape기반의 영상정합 방법은 마커기반의 정합방식보다 복잡한 알고리즘과 추가적인 어플리케이션의 구축이 요구되지만, 비침습적인(non-invasive)이라는 점에서 개발의 필요성이 절실히 요구되어진다.[4] 따라서 본 연구에서는 shape 기반의 정합방식 중 일부샘플 포인트들과 3차원 영상모델 표면을 구성하고 있는 포인트(vertex)간의 관계를 바탕으로 영상정합 기술 개발을 시도하였다. 본 연구에서는 IGS 시스템에서 영상 획득 장비를 통해 얻어진 샘플 포인트가 있다는 가정 하에 기 구성된 CT 영상 기반의 3차원 영상 모델과 포인트들 간에 영상 정합을 시도하였다. 3차원 영상 모델에서 샘플링 된 일부의 샘플 포인트들이 3차원 영상 모델내의 원래 위치를 찾아가는 정합을 하는데 있어서는 Iterative Closest Points (ICP) 과정이 수행되는데, 이때 정확한 정합이 이루어지지 않은 상태에서 정합이 종료되는 local minima가 발생하

지 않도록 하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 이에 대한 해결 방법으로 영역 기반의 영상정합 알고리즘을 제안하였고 또한 실험을 통하여 영상 정합의 정확도와 정합속도를 측정하여 평가하였다.

II. 관련 연구 및 방법

A. Iterative Closest Point 알고리즘

IGS 수술에서 ICP알고리즘을 적용할 때, 샘플 포인트는 환자의 무릎에서 digital probe와 같은 장비로 획득된 환부의 특정 포인트들을 말하며, 동일한 위치의 포인트 쌍은 CT와 같은 영상 장비로부터 재구성된 3차원 영상 모델내의 일치하는 포인트들을 의미한다[5][6]. 이들의 최초 위치가 서로 다른 이유는 3차원 영상 모델은 컴퓨터의 영상 좌표계(image coordinate)내에 위치하고 있고, 무릎에서 샘플링 된 포인트들은 실좌표계(world coordinate)에서 획득된 위치를 영상 좌표계로 변환하여 표현하기 때문이다. 또한 수술 중, 환자의 무릎은 수술이 진행되어짐에 따라 계속적으로 위치가 변동되기 때문에 3차원 영상 모델과의 지속적인 정합과정은 불가피함을 사료할 수 있다.

$$\min_{R, T} \sum_i \|M_i - (RD_i + T)\|^2 \quad (1)$$

여기서 D_i 는 환자의 무릎으로부터 얻어진 샘플 포인트 그룹의 초기 위치를 나타내며, M_i 는 3차원 모델 내의 샘플 포인트와 일치하는 포인트 쌍을 의미한다. 그리고 R 과 T 는 각각 회전 변환과 이동 변환을 나타내게 된다. 따라서 본 수식은 회전과 이동변환이 이루어진 샘플 포인트들에서 각 일치하는 포인트들 간의 거리가 최소가 되는 회전 및 이동 변환의 값을 찾는 과정이라고 설명할 수 있다. 이러한 ICP 알고리즘의 수렴과 정합의 조건은 회전과 이동 변환의 반복을 통해 영상 정합을 이루는 포인트 쌍 간의 평균 거리를 점차 줄여 나가게 된다는 것을 의미한다. 평균거리가 원하는 threshold 이하라면 정합을 종료하게 된다. 하지만 이러한 ICP 알고리즘은 최초의 선정되는 M_i 의 포인트에 따라 local minima에 빠질 수 있다. 따라서 본 연구에서는 TKR 수술에서 이러한 local minima가 발생하는 것을 해결하기 위해 영역기반의 ICP 알고리즘을 개발하고 평가하였다.

B. 최적, 고속 변환을 위한 Closed Form Solution

샘플 포인트와 3차원 영상 모델 내에서 일치하는 포인트가 결정되었을 때, 샘플 포인트를 3차원 영상 모델내의 일치하는 포인트의 위치로 효과적으로 이동시키기 위하여 closed form solution을 적용하였다[7][8]. Closed form solution을 구현하기 위하여 사용된 회전 변환은 단위 쿼터니온(unit quaternion)을 기반으로 이루어진다. 단위 쿼터니온을 사용하면 3차원 공간에서 포인트의 위치와 회전 및 이동변환을 다음과 같이 벡터와 스칼라 값을 사용하여 나타낼 수 있다.

$$\vec{q} = q_0 + iq_x + jq_y + kq_z \quad (2)$$

단위 쿼터니온 기반의 회전 변환에서는 closed form solution을 사용하여, 최적의 회전 및 이동변환을 계산할 수 있다. 다시말해 이러한 변환에 대한 closed form solution은 포인트들의 이동전 위치가 원하는 위치로 변환하기 위한 최적의 회전 및 이동변환 값을 반복적인 계산과정 없이 구하게 된다. Closed form solution은 변환 전, 후의 포인트들의 centroid에 대한 상대 좌표를 계산하게 된다. 여기서 변환전 좌표는 샘플 포인트를 의미하고, 변환후 좌표는 3차원 영상모델 내에서의 선정된 일치하는 포인트의 좌표를 의미한다. 따라서 변환전 좌표와 변환후 좌표에서 측정된 좌표들의 곱의 합, M은 다음과 같이 계산되어진다.

$$M = \sum_{i=1}^n \vec{r}'_{l,i} \vec{r}^T_{r,i} \quad (3)$$

여기서 $\vec{r}'_{l,i}$ 은 변환전 좌표계에서 측정된 포인트들에 대한 centroid 값의 상대좌표를 의미하며, $\vec{r}^T_{r,i}$ 은 변환후 좌표계에서 측정된 포인트들에 대한 centroid 값의 상대좌표를 나타낸다. 그리고 회전변환에 대한 최소 에러를 계산하기 위한 메트릭스를 구성하면 다음과 같다[8].

$$M = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} & S_{xz} \\ S_{yx} & S_{yy} & S_{yz} \\ S_{zx} & S_{zy} & S_{zz} \end{bmatrix} \quad (4)$$

여기서 각 요소들은

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n x'_{l,i} x'_{r,i}, S_{xy} = \sum_{i=1}^n x'_{l,i} y'_{r,i} \dots \text{와 같다.}$$

결과적으로 N-matrix는 (5)와 같이 표현할 수 있다.

N-matrix의 최대 양수의 eigenvalue와 eigenvector 값은 결국 에러를 최소화하는 변환에 대한 단위 쿼터니온 값을 나타내게 됨으로 반복적인 회전 및 이동변환을 찾을 필요 없이 최적의 회전축에 대한 회전변환과 이동변환을 구할 수 있게 된다.

C. 3차원 모델구성을 위한 영상전처리

사람의 femur에 대한 CT 영상을 바탕으로 3차원 영상을 재구성을 위하여 영상 전처리 과정을 거쳤다. Bitmap으로 변환된 2차(5)원 CT slice 영상들에 대해 각각의 영상의 픽셀에 대한 red, green, blue의 값들의 평균으로 컬러 영상을 gray영상변환 하였

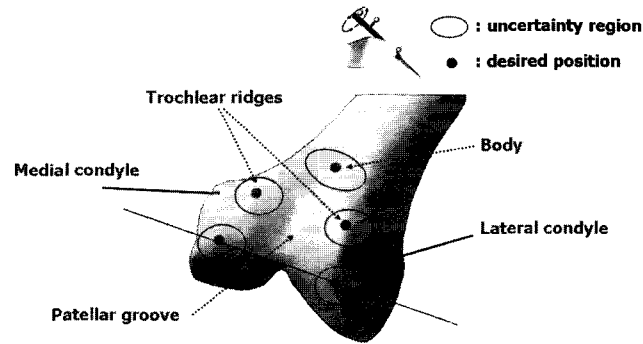
다. 다음으로 각각의 영상에 Gamma Correction 기법으로 영상의 감마값을 조정하여 contrast enhancement을 마치고 이러한 영상에서 경계선 검출을 위해 3 by 3의 sobel masking filter를 적용하였다. 마지막으로 thresholding 기법으로 binary conversing을 하였는데 threshold 값은 150에서 200사이에서 각각의 영상의 히스토그램을 분석하여 정하였다. labeling의 5가지의 영상 전처리 과정이 이루어졌다. 영상 전처리를 위한 프로그램은 MATLAB(The MathWorks, Natick, MA)를 이용하였다. 이러한 전처리 과정으로 CT Image의 edge 정보를 얻을 수 있다. Edge 정보는 각각의 CT Image slice의 z축과 x,y의 좌표를 제공하였다. 다음으로 영상 전처리를 통해 획득된 2차원 slice 영상을 바탕으로 femur에 대한 3차원 surface rendering을 구성하였다. 영상 모델을 Labview에서 시각화하기 위해서는 좌표 데이터를 바탕으로 surface rendering을 구현한 모델을 stl 파일로 변환하는 과정이 필요하다. 따라서 상용 CAD/CAM/CAE 소프트웨어인 CATIA V5(IBM, USA)를 사용하여 femur 모델을 재구성하였다.[9]

D. 영역기반 ICP 알고리즘

A와 B에서 언급한 방법들은 일부의 샘플포인트들을 바탕으로 하는 3차원 영상정합을 가능하게 한다.[10] 하지만, 샘플 포인트들의 초기 위치가 어디냐에 따라 다양한 에러율의 차이를 나타낸다. 이는 적은 수의 샘플 포인트가 3차원 femur 모델을 구성하고 있는 다수의 포인트들 중에 일치점을 찾아 가야하기 때문에 local minima의 발생 확률이 높아진다는 것을 의미한다. 따라서 본 논문에서 제시한 영역기반 ICP 알고리즘은 femur의 영역을 구분하고, 구분된 영역 내에서 샘플 포인트를 획득한 후, 각 샘플 포인트가 해당하는 영역 내에서 일치점을 찾아가는 방법을 적용하였다. 이러한 방법은 TKR 수술에서 샘플 포인트를 획득할 수 있는 영역이 제한되어 있고, femur의 기하학적 특징이 사람의 눈으로 구분할 수 있는 anatomical landmark를 가지고 있다는 점에서 가능하다.

Femur의 영역은 총 4개의 영역으로 구분하였다.(그림2) 영역을 구분한 조건은 첫째, 수술 중에 의사가 볼 수 있는 영역으로 제한하였다. 둘째, 의사가 수술에서 쉽게 구분할 수 있는 anatomical landmark 부위로 선정하였다.[11] 셋째, 영역의 수는 영역 내에서 선정된 샘플 포인트들만으로 femur의 위치를 3차원 좌표계 내에서 정의할 수 있도록 총 4개의 영역으로 구분하였다. 본 논문에서는 알고리즘에 대한 성능 평가를 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 진행을 하였다. 3차원 영상 모델과 동일한 모델을 하나 더 구성하고 샘플 포인트에 적용된 이동과 회전변환을 동일하게 영상 모델에 적용하여, 정합 결과를 두 모델간의 총 포인트들 간의 차이 값으로 측정하였다.

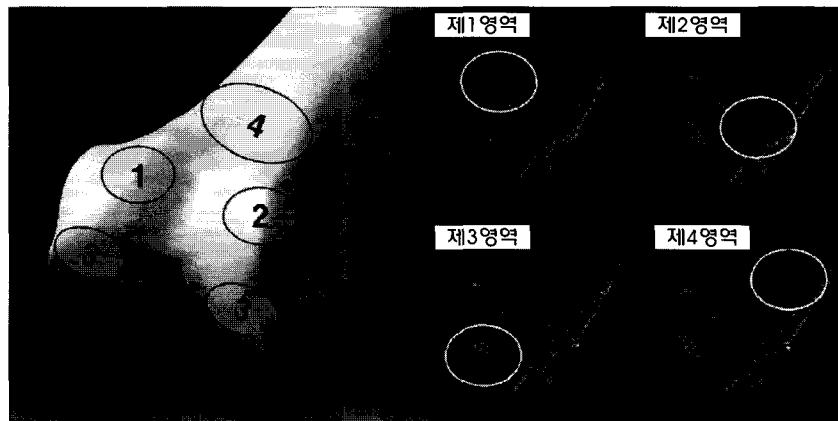
$$N = \begin{bmatrix} (S_{xx} + S_{yy} + S_{zz}) & (S_{yz} - S_{zy}) & (S_{zx} - S_{xy} - S_{zz}) & (S_{xy} - S_{yz}) \\ S_{yz} - S_{zy} & (S_{xx} - S_{yy} - S_{zz}) & (S_{xy} + S_{yz}) & (S_{zx} + S_{xz}) \\ S_{zx} - S_{xy} - S_{zz} & (S_{xy} + S_{yz}) & (-S_{xx} + S_{yy} - S_{zz}) & (S_{yz} + S_{zy}) \\ S_{xy} - S_{yz} & (S_{zx} + S_{xz}) & (-S_{xx} - S_{yy} + S_{zz}) & (-S_{yz} - S_{zy}) \end{bmatrix} \quad (5)$$



- Anterior view -

(a) 대퇴골의 영역선정

(a) Region selection of anatomical femur



(b) 영역기반ICP를 위한 대퇴골 모델의 영역 구분

(b) Regional classification about femur model for region-based ICP

그림 2. 영역기반 ICP를 위한 Femur 영역구분

Fig. 2. Regional classification for region-based ICP

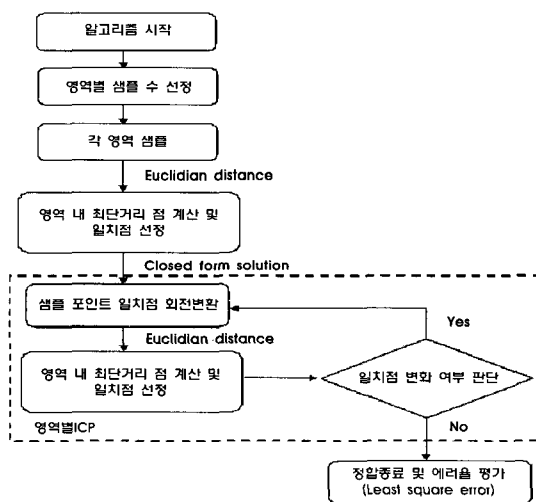


그림 3. 영역 기반 ICP 알고리즘

Fig. 3. Region-based ICP algorithm

영역 기반 ICP 알고리즘은 앞서 설명한 ICP 알고리즘, closed form solution, 영역별 샘플링의 과정을 요약하고 있다.(그림3) 최초 4개의 영역에서 각각의 샘플 포인트가 선정되고 영역에 대한 샘플 포인트의 수를 결정한다. 이는 IGS 시스템에서 의사에 의해 추출된 샘플 포인트의 수를 의미하게 된다. 그리고 이들 각 샘플들은 3차원 영상 모델 내에서 샘플 포인트가 속해있는 영역 내에서 euclidean distance를 통해 최소 거리의 포인트를 일치하는 포인트로 선정하게 된다. 4개의 영역에서 선정된 각각의 샘플 포인트들과의 포인트 쌍은 closed form solution에 의해 최적의 회전 및 이동 변환이 수행하게 되고, 변환이 이루어진 샘플 포인트들은 다시 euclidean distance를 통해 각 영역에서 일치점을 찾는 과정을 거치게 된다. 다음으로 여기서 선정된 일치하는 포인트 쌍은 첫 번째 단계에서 계산된 일치 포인트와의 일치 여부를 비교하게 된다. 여기서 일치 포인트가 동일하지 않고, 새로운 일치 포인트가 결정되었을 경우, 새로 선정된 일치 포인트를 바탕으로 샘플 포인트를 회전 및 이동 변환하게 된다. 그리고 다시 일치하는 포인트들의 변

화 여부를 비교하게 된다. 이러한 반복과정은 일치 포인트가 더 이상 변화하지 않을 때까지 진행된다. 이러한 반복 과정을 통해서 이전 단계의 일치 포인트의 위치는 다음 단계의 일치 포인트의 위치와의 차이를 줄이는 방향으로 수렴하게 된다. 따라서 최종적으로 일치 포인트의 변화가 생기지 않는 지점이 발생했을 때, 더 이상의 회전 및 이동변환은 이루어 지지 않게 된다. 이 지점이 정합이 완료되는 지점이라고 판단한다.

E. 영상정합 시스템 구성

본 연구에서 구성한 시스템은 크게 3차원 시각화 부분, 샘플 포인트 추출 부분, 영상 정합 부분으로 구분되어 있다.(그림4) 3차원 시각화 부분은 CT 데이터를 재구성하여 3차원 모델을 시각화하는 부분이다. 데이터 추출 부분은 알고리즘 평가를 시뮬레이션하기 위해 샘플 포인트들을 선정하고, 그 포인트들에 대한 random noise를 부가한 후, 회전 및 이동변환을 하는 부분이다. 영상 정합은 ICP 알고리즘에 의해서 최적의 정합을 선정하는 부분이다.

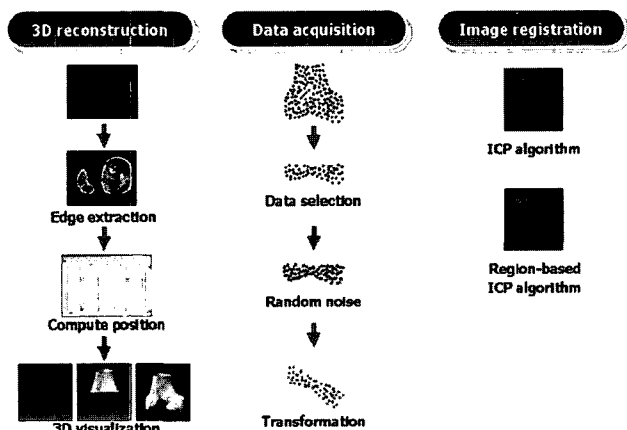


그림 4. 3차원 영상정합 시스템 구성도

Fig. 4. System configuration about 3D image registration

III. 실험 방법 및 결과

A. 실험방법

Closed form solution을 사용하여 ICP 알고리즘을 구현하고 다양한 조건에서 ICP 알고리즘의 정확도를 평가하였다. 그리고 local minima를 극복하기 위한 대안으로 제시한 영역기반 영상 정합 알고리즘과 비교, 분석하였다.

최초 femur의 3차원 영상 모델을 구성하고 있는 총 20065개의 포인트들 중에서 임의로 샘플 포인트를 추출하였다. 그 다음으로 추출된 샘플 포인트에 0-1사이의 임의의 노이즈 값을 추가 하였다. 여기서 노이즈가 부여된 샘플 포인트는 수술시 의사에 의해 선택된 데이터에 해당된다. 따라서 위의 샘플 포인트는 초기조건으로 임의의 회전과 이동변환을 부여하였다. 이는 수술시 femur의 위치가 고정된 위치에 있는 것이 아니고, 수술 중에도 계속적으로

변화하기 때문에 다음과 같은 회전과 이동변환이 필요하다. 영상 정합 알고리즘은 ICP 알고리즘과 영역 기반 ICP 알고리즘으로 비교하였다.(그림5) 영상 정합 결과는 회전과 이동 변환으로 정합이 완료된 샘플 포인트의 위치와 원 위치에 있는 3차원 영상 모델과의 거리 차이를 각각의 pixel 마다 계산하였다. 계산 값은 모든 pixel들의 거리 차이의 평균인 mean square error로 나타내었다. 여기서 구해진 pixel들 간의 차이 값은 실험을 통해 구해진 pixel에 대한 실제 거리의 환산 값을 통하여 mm단위로 환산하였다. 여기서 구해진 환산 값은 1mm의 거리는 0.59 pixel로 환산되었다.

Femur에 대한 샘플 포인트의 수는 4개에서 160개까지 선정하였다. 선정된 샘플 포인트들은 회전축을 x, y, z 좌표에 대해서 원점을 기준으로 벡터방향(1,0,0)에서부터 (1,1,1)의 벡터까지 8개의 회전축 변화를 주었다. 그리고 선정된 축에 대해서는 45°씩 회전각을 증가시켜 315° 까지 부여하면서 정합 결과를 평가하였다. 또한 이동 변환은 (10,0,0)에서 (10,10,10)까지 변화를 주면서 모델을 이동시켜 가면서 알고리즘을 평가하였다.

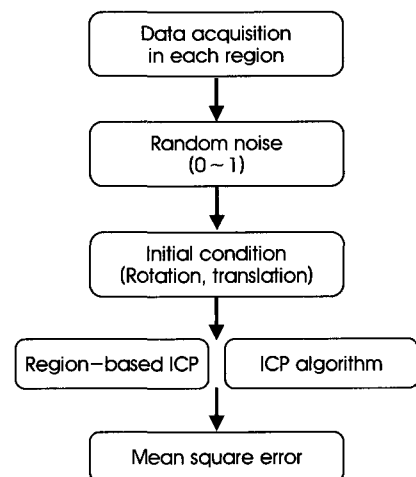


그림 5. 3차원 영상 정합 알고리즘 평가 구성도

Fig. 5. Evaluation about 3D image registration algorithm

B. 실험결과

각각의 회전조건과 이동조건 변화에 따른 정합의 정확도 평가

영상 획득 장비 중 digital probe의 경우, 많은 수의 샘플 포인트를 선정할 수 없다. 하지만 실시간으로 3차원 물체에 대한 표면 정보를 획득할 수 있는 laser scanner와 같은 장비를 사용할 경우, 많은 수의 샘플 포인트를 획득 하는 것이 가능하다. 따라서 샘플 포인트 수를 160개 포인트까지 증가시켜가면서 알고리즘을 평가하였다. 회전과 이동변환, 회전각 변화, 정합 종료시간 비교, 영역의 크기 변화에 따른 정합도 평가를 수행하였다.

정합의 결과는 각각 회전과 이동조건 변화에 대해서 샘플수가 증가함에 따라 ICP알고리즘과 영역기반의 ICP 알고리즘의 정합의 정도를 mean error로 비교하여 평가하였다.(그림6) 두 알고리즘의 결과를 보면 샘플수가 증가함에 따라 mean error의 값이 감

소하는 경향을 나타내는 것을 확인할 수 있다. 그림6-(b)를 보면, 우측 하단의 femur는 정합 알고리즘이 수행되기 전의 초기위치를 의미하고, 좌측 상단에 2개의 femur가 겹쳐서 보이는 것은 최종 정합이 완료된 결과를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 2개의 femur는 하나로 정합이 이루어 지지 않고 femur의 일부분에서 영상정합이 종료되어 버린 상태를 나타낸다. 이와 같은 결과를 local minima라고 한다. 이러한 local minima는 샘플 포인트에 대한 femur내의 일치하는 포인트를 찾을 때, 생기는 오차에서 발생한다. 이와 같은 local minima는 두 알고리즘 모두에서 확인할 수 있었지만, 영역기반의 ICP는 정의된 각 영역 내에서 일치하는 포인트를 찾기 때문에 정합의 정확도가 더 높은 상태에서 정합이 완료되는 것을 확인할 수 있었다. 그림 6-(c)의 영상은 매우 낮은 수치(1mm미만)의 local minima에서 정합이 완료된 영상이다. 우측 하단의 femur가 초기 위치이고, 좌측 상단에 2개의 femur가 정합된 결과를 나타낸다. 그림6-(a),(d),(e)의 결과에서 특히 샘플수 40개 이상의 결과에서 영역기반 ICP알고리즘이 높은 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있었다. 즉, 영역기반 ICP 알고리즘은 다양한 초기 위치 변화에 대해 ICP알고리즘에 비해 높은 정확도를 나타내었고, local minima에 좀 더 안정적인 결과를 보인다고 판단할 수 있었다.

회전각의 증가에 따른 정합도 측정

다음으로 회전각이 증가함에 따라 정합도의 변화를 측정하였다. 샘플 포인트는 4개, 40개, 160개에 대해서 각각 평가하였다. 초기 변환조건은 회전의 경우, 회전축을 x,y,z축에 대해서 (1,0,0)에서부터 (1,1,1)까지 증가시켰고, 회전각은 45°씩 증가시켜 315°까지 평가하였다.

그 결과 ICP 알고리즘에 비해 영역 기반 ICP 알고리즘에서 초기 회전각의 증가하는 것에 대해 정합도의 변화가 적게 나타났고 또한 샘플 포인트의 수가 증가함에 따라 영역 기반 ICP 알고리즘에서 더욱 정합도의 변화가 적게 나타났다.(그림7) 특히 160개의 샘플 포인트에서는 영역 기반 ICP 알고리즘에서 최대 0.43mm이하로 매우 적게 측정되었다.

영역 넓이의 변화에 따른 정합도 비교

다음은 영역기반의 ICP 알고리즘에서 각 영역에 대한 넓이의 변화에 따른 정합도를 측정하였다. 그 영역에 넓이는 작을수록 정합의 정확도는 높아질 것이다. 하지만, 그 영역이 너무 작을 경우, 영역 내에서 샘플 포인트를 추출하지 못할 수 있기 때문에 그에 대한 고려를 하여야 한다.

(그림8)의 x축은 지정한 영역 내에 포함되는 3차원 영상 모델의 포인트 수를 나타내고, 각 측정값에 표시되어 있는 R1, R2, R3, R4는 2-4절에 언급한 각 영역들에 포함되어있는 3차원 영상모델의 포인트 수를 의미한다. y축은 mean error값이다. 영역의 변화 조건을 부여할 때는 R1과 R2, R4에 대해서 주로 변화를 주었다. R1과 R2는 trochlear ridge 부분으로 의사에 의해 샘플링이 가능하다고 가정하였다. R4의 경우, 영역의 크기를 변화시키면서 측정하였지만, 실제 R4의 영역은 condyle이 끝나고 body가 시작되는 지점으로 특징점이 없어서 너무 작은 값으로의 변화를 주는데 제한되었다. R3의 경우, tibia와 만나는 ridge영역으로 최초 영역 자체의 크기가 그다지 크지 않았으므로, 큰 변화를 주지 않았다. 측정 결과 예상과 동일하게 영역의 넓이가 작을수록 정합의 정확도가 높게 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 하지만, 크기가 너무 작을 경우, 앞서 언급한 대로 의사에 의해 영역의 구분에 제한이 발생하기 때문에 신중한 추가 실험이 요구된다. 본 실험을 통해서 영역의 크기선정은 실제 IGS 수술에 적용시키는데 있어 정합의 정확도에 직접적인 영향을 미칠 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

정합종료 시간에 따른 비교

마지막으로 ICP 알고리즘과 영역기반의 ICP 알고리즘이 유사한 정합의 정확도를 가질 때에 소요되는 시간을 비교하였다. 정합의 시간은 정합의 정확도가 보장된다는 조건 내에서 비교되어야 한다. 만약 정합의 완료시간이 매우 짧다고 하더라도 정합의 정확도가 낮다면, 그건 큰 의미를 가질 수 없기 때문이다. 따라서 본 실험에서는 mean error가 5mm 미만인 정합 결과에서 10번의 실험 결과를 비교하였다. ICP 알고리즘의 경우, 600개의 샘플 포인트에 대해서 평

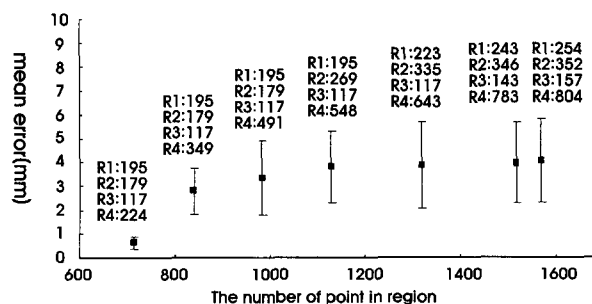
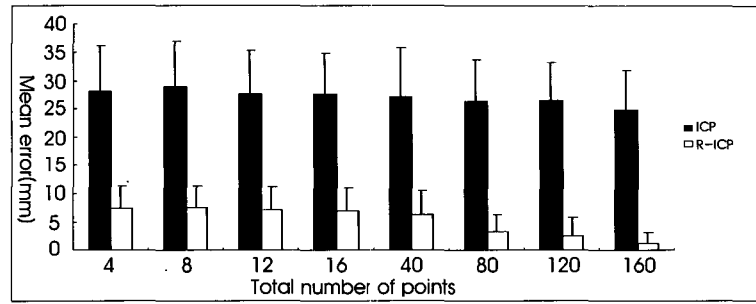
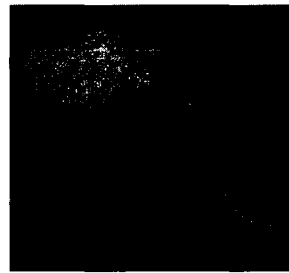


그림 8. 영역의 넓이 변화에 대한 정합도 비교
Fig. 8. Comparison accuracy with region scale



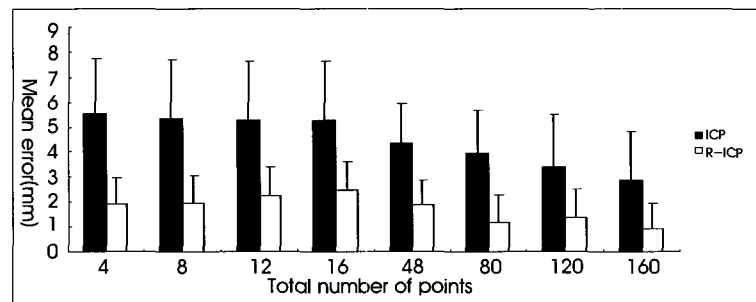
(a) 회전조건 변화에 따른 ICP와 영역기반 ICP비교
(a) Comparison ICP with Region-based ICP on the rotational changes



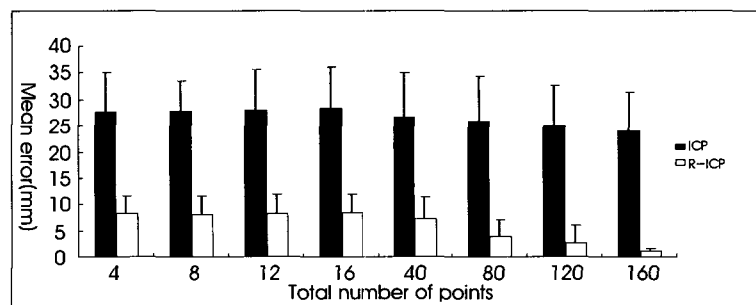
(b) 국소적 최소값
(b) local minima



(c) 최적 정합
(c) successful registration

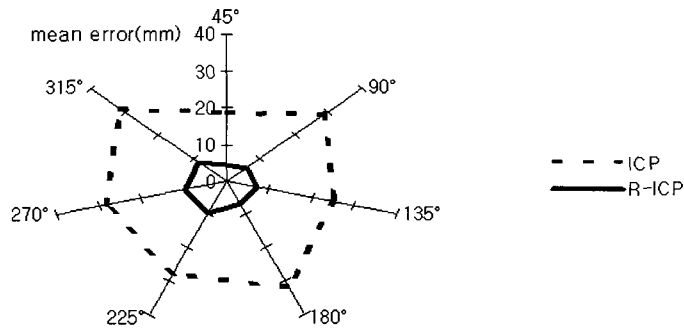


(d) 이동조건 변화에 따른 ICP와 영역기반 ICP비교
(d) Comparison ICP with Region-based ICP on the translation changes



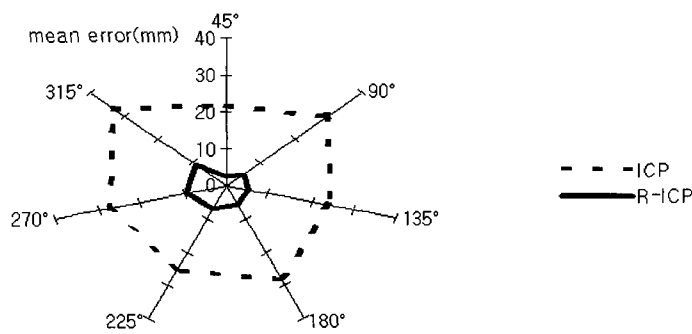
(e) 회전 및 이동조건 변화에 따른 ICP와 영역기반 ICP비교
(e) Comparison ICP with Region-based ICP on the rotation and translation changes

그림 6. 회전, 이동조건 변화에 따른 알고리즘 평가
Fig. 6. Algorithm evaluation on the rotation and translation changes



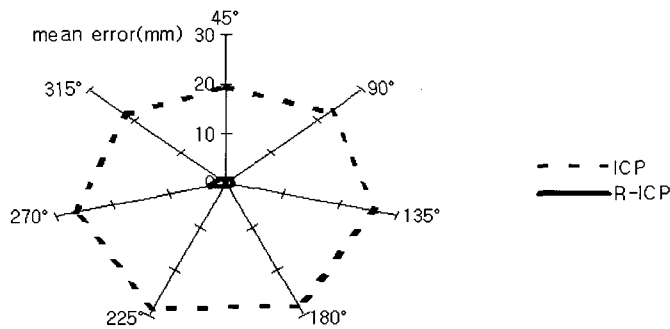
(a) 회전각 증가에 대한 정합도 평가(4개 포인트)

(a) Evaluation of registration accuracy on the rotation angle increase (4-points)



(b) 회전각 증가에 대한 정합도 평가(40개 포인트)

(b) Evaluation of registration accuracy on the rotation angle increase (40-points)



(c) 회전각 증가에 대한 정합도 평가(160개 포인트)

(c) Evaluation of registration accuracy on the rotation angle increase (160-points)

그림 7. 회전각의 변화에 따른 알고리즘 평가
Fig. 7. Algorithm evaluation on the rotation increase

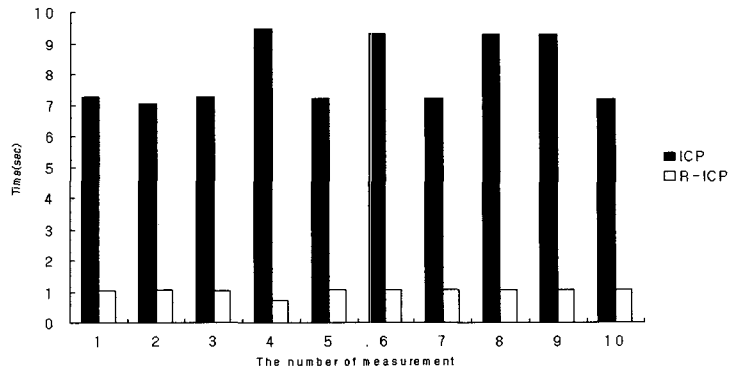


그림 9. 정합을 위한 소요시간 측정비교

Fig. 9. Time measurement for registration

가하였고, 영역기반 ICP의 경우, 8개의 샘플 포인트로 평가하였다. 그리고 회전축은 x,y,z축에 대해서 (0,1,0)으로 부여하고, 회전각은 3°로 하였다. 이동변환은 x,y,z축으로 (0,10,10)이었다.

위의 (그림9)실험결과 10번의 실험에서 ICP 알고리즘의 평균 mean error는 4.42547mm, 영역기반 ICP 알고리즘의 경우, 4.31509mm이었다. 그리고 평균 소요된 시간은 ICP 알고리즘에서 8.0602 sec이었고, 영역기반 ICP 알고리즘에서는 1.0072 sec로 나타났다. 이러한 결과는 영역 기반의 ICP 알고리즘의 경우, 해당 영역 내에서만 일치 포인트를 찾기 때문에 전체 3차원 영상 모델 내에서 일치 포인트를 찾는 ICP 알고리즘에 비해 더 적은 계산 시간이 소요된 것을 알 수 있다.

IV. 결론 및 향후 연구방향

현재까지 적용되고 있는 많은 IGS 시스템이 수술의 결과에 있어서 비교적 성공적인 평가를 받고 있는 것이 사실이지만 그럼에도 불구하고, 기존의 수술 방식에 비해 침습적이라는 측면에서 비판의 요소가 많이 남아있다. 이러한 이유는 IGS 시스템을 적용하는데 있어서 3차원 영상정합을 위하여 기존의 수술방식보다 환부의 더 큰 절개창 영역을 확보하여야 하고, 참조마크를 삽입하여야 하기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 이런 문제를 개선하기 위해서 shape 기반의 영상정합을 적용하여 정합의 정확도와 속도를 개선할 수 있는 영역기반 3차원 영상정합 알고리즘을 개발하였다. 3차원 영상 정합의 속도와 정확도를 높이기 위해 femur의 영역을 anatomical landmark를 기준으로 총 네 개의 부분으로 구분하였다. 영역의 구분 후, 영역 내에서 각각 샘플 포인트를 획득하였고, 획득된 샘플 포인트들은 각 영역 내에서 최적의 일치 포인트를 찾았다. 그리고 선정된 일치 포인트들은 closed form solution에 의해 최적의 회전 및 이동변환 구하였다. 본 영역기반 영상정합 알고리즘은 지금까지 많은 영상정합 알고리즘에 적용되어진 ICP 알고리즘과 비교되었다. 그 결과 기존의 ICP 알고리즘에 비해 영역 기반 ICP 알고리즘에서 영상 정합의 정확도가 더 우수하게 측정되었

고, 더욱 신속한 정합속도를 유지하는 것을 확인 할 수 있었다. 그리고 영역의 넓이를 변화시켜가면서 정합도를 측정함으로써 IGS 수술에 적용시키기 위해 영역의 구체적인 선정의 중요성을 확인할 수 있었다. 하지만 본 논문에서 제시하는 알고리즘은 실제 IGS 수술에 적용하기 위해서는 추가적으로 고려할 점들이 있다. 첫째, 실제 수술에서 획득하게 되는 샘플 포인트는 카메라 calibration와 scale factor, digital probe 자체의 오차로 인해 다양한 노이즈가 발생할 수 있기 때문에 이러한 조건에서 본 알고리즘을 평가하는 절차가 추가적으로 요구된다. 둘째, 현재 샘플 포인트의 수가 20개 미만에서는 아직까지 IGS 수술에 적용하기 위한 정합의 정확도를 충족하지 못하였기 때문에 추가적인 알고리즘에 대한 연구가 요구된다. 하지만 앞서 언급한 사항들이 추가 보완된다면, TKR 수술을 IGS에 적용하는데 있어 매우 효과적인 방법으로 사용 가능할 것이라고 예상된다.

참고문헌

- [1] Wheeler, M. D., *Automatic Modeling and Localization for Object Recognition*, 1996, PhD thesis, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA. CMS-CS-96-188.
- [2] Uenohara, M. and Kanade, T., "Vision-based object registration for real-time image overlay," in *Proc. the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, 1995, Nice, France. Springer-Verlag, pp. 13-22.
- [3] D. A. Simon, M. Hebert, and T. Kanade, "Real-time 3-d pose estimation using a high-speed range sensor," In *Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 1994, San Diego, CA, pp. 2235-2241.
- [4] Besl, P. J. and McKay, N. D., "A method for registration of 3-d shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, vol.14, no.2, pp. 239-256.
- [5] S. Lavalley, R. Szeliski, and L. Brunie. Matching, "3-d smooth surfaces with their 2-d projections using 3-d distance maps," In *SPIE Proceedings: Geometric Methods in Computer Vision*, July 1991, San Diego, pp. 322-336.
- [6] Zhang, Z., "Iterative point matching for registration of free-form

- curves and surfaces," *The International Journal of Computer Vision*, vol. 13, no.1, pp. 119-152, 1994.
- [7] Lavalée, S. and Szeliski, R., "Recovering the position and orientation of free-form objects from image contours using 3d distance maps," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 4, pp. 378-390, 1995.
- [8] Berthold K.P. Horn, "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 4, pp. 629, 1987
- [9] S.S. Lee, Y.J. Hwang, H.J. Kim, *CATIA V5*, Science Technology, 2003, pp. 31-32, 200-208
- [10] H. Jiang, R. A. Robb, and K. S. "Holton. A new approach to 3-d registration of multimodality medical images by surface matching," In *Visualization in Biomedical Computing - SPIE*, vol. 1808, pp. 196-213, 1992.
- [11] Frank H. Netter, *MUSCULOSKELETAL SYSTEM*, CIBA, vol.8, CIBA, pp. 249-258.