

TKR 수술에서의 영역 기반 3차원  
영상정합 기술에 관한 연구

연세대학교 대학원  
생체공학협동과정  
전기전자공학전공  
기 재 홍

TKR 수술에서의 영역 기반 3차원  
영상정합 기술에 관한 연구

지도교수 유 선 국 · 최 귀 원

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2006년 6월 일

연세대학교 대학원

생체공학협동과정

전기전자공학전공

기 재 홍

기재홍의 석사 학위논문을 인준함

심사위원 \_\_\_\_\_ 인

심사위원 \_\_\_\_\_ 인

심사위원 \_\_\_\_\_ 인

연세대학교 대학원

2006년 6월 일

## 감사의 글

KIST 정문을 통과하여 의과학센터에 찾아가 최귀원 박사님을 처음 뵈던 2년 전이 생각납니다. 그 당시 군 제대를 두 달 정도 남겨놓고, 강원도에서 훈련을 받고 있던 기간에, 일반참모 임무를 수행하던 저를 문한조 대대장님의 특별한 배려로 새벽차를 타고 춘천에서 출발하여 KIST에서 면접을 볼 수 있었습니다. 그 곳에서 저는 최귀원 박사님의 소개로 저의 지도교수님이신 유선국 교수님을 만나 뵈게 되었습니다. 그렇게 저의 학연 석사과정은 시작되었습니다. 지금 생각해보면, 정말 여러 고마우신 분들이 저를 도와주시지 않았다면, 불가능했던 일이었습니다.

너무나도 짧은 2년이 지났습니다. 지금 생각해보면, 저의 석사과정 생활은 여러 고마우신 주위 사람들로부터 만들어 졌다고 해도 과언이 아닙니다. 석사 1,2학기 동안, 학교에서 프로젝트를 하면서, 프로그램 구현에 큰 도움을 준 친형같은 호현이형, 같이 담배를 피면서 친해진 병수형, 항상 소년 같은 마음을 가지고 있는 준이형, 너무나도 착하고 귀여운 하영이, 코딩에 흥미를 듬뿍 붙여 넣어 주신 영일이형, 그리고 모든 저의 학회발표와 페이퍼 제출, 프로젝트 진행방법에 대해 꼼꼼히 지도해주신 동근이형 모두 너무나 고마운 분들입니다. 그리고 입학동기로 강한 듯 하지만 여린 수정이, 따뜻한 마음의 과후배 충기, 서로 간에 많은 힘이 되었습니다. 많은 시간을 같이 하지 못해서 아쉬웠던 착한 영재, 열심히 공부하는 정채, 이쁜 윤정이, 똑똑한 동현이, 그리고 의공학과 동문 멋쟁이 국진이와 유머가 가득한 정진이, 차분한 민규형, 책상에 페이퍼가 항상 가득 있는 기원이형, 비밀요원 진호, 오래 같이 공부하지 못해 아쉬웠던 민호, 이외 의학공학교실 분들께 진심으로 감사드립니다.

키스트에서의 연구 기간은 너무나 고마우신 분들로 인해 많은 것을 배우고, 느낄 수 있었던 시간이었습니다. 잠시였지만 강한 카리스마를 지니신 세근이형, 진심어린 조언을 해주시던 태수형, 너무나 바쁘신 와중에서도 많은 도움을 주신 문규형, 졸업 논문의 진행을 위해 여러모로 도움을 주신 고마운 창양이형, 심적으로 많은 힘과 용기를 주신 동물이형, 착한 미소를 가진 멋진 희욱이형, 그리고 마지막 학기

에 우리 랩에 오셨지만, 너무나도 배울점이 많은 윤인찬 박사님 감사합니다. 앞으로 저의 연구를 이어가게 될 성실하고, 똑똑한 덕찬이, 친동생 같은 홍석이 모두 고맙습니다. 키스트 연구기간동안 앞으로의 진로에 대해 자상하게 상담해주시고, 야식을 자주 사주신 김광명 박사님과 귀여운 진영이를 비롯한 DDS방 연구원님들께 감사드립니다. 그리고 ROTC 동기이자 KIST 동기인 형규야, 너가 있었기에 나의 학연과정은 행복하고 든든했다. 고맙다.

석사과정을 되돌아 볼 때, 가장 기뻐던 일은 훌륭하신 은사님들로부터 많은 가르침을 받을 수 있었던 것이었습니다. 키스트의 최귀원 박사님은 연구원의 올바른 자세와 마음가짐, 앞으로 제가 중점적으로 준비해야 할 사항들을 자상하게 지도해주셨습니다. 유선국 교수님은 논문을 진행하는 방법과 다양한 연구 기술 그리고 연구에 대한 열정을 심어주셨습니다. 홍익대학교 김동민 교수님께서서는 저의 논문을 진행할 수 있도록 유용한 페이지와 전문 지식을 상세히 지도해 주셨습니다. 너무나 감사합니다. 그리고 진심으로 존경합니다. 또한 항상 저에 대한 강한 믿음으로 힘껏 도와주신 부모님께 깊은 감사의 마음을 전합니다. 끝으로 석사과정을 하면서 부족한 저를 항상 지켜보시며 힘이 되어주신 하느님께 감사드립니다. 사랑합니다.

이제 연구자로서의 첫 걸음을 시작하였습니다. 앞으로 더욱더 열심히 강한 열정과 신념을 바탕으로 저의 주위의 고마우신 분들과 저 자신에게 자랑스러운 기재홍이 될 수 있도록 각고의 노력을 다하겠습니다. 감사합니다.

2006년 6월

기 재 홍 드림.

# 차 례

그림 차례 .....	iii
국문요약 .....	vi
제1장 서론 .....	1
제2장 Total knee replacement 수술 .....	5
2.1 TKR 수술에서 사용되는 implant .....	5
2.2 TKR 수술시 절개창 영역 .....	7
2.3 TKR 수술에서의 IGS 시스템 .....	8
제3장 3차원 영상 구현을 위한 영상 전처리 .....	11
3.1 Femur에 대한 CT 영상획득 .....	11
3.2 3차원 좌표 생성을 위한 영상 전처리 .....	11
제 4장 CATIA를 이용한 3차원 영상재구성 .....	16
4.1 3차원 영상재구성 .....	16
제 5장 3차원 영상정합 기술 .....	20
5.1 Shape 기반 영상 정합 .....	20
5.1.1 제한 및 고려 사항 .....	20
5.1.2 3차원 영상 정합에 대한 선행 연구 및 이론 .....	21
5.2 Iterative Closest Points 알고리즘 .....	23
5.2.1 일치하는 데이터 간의 정합 .....	23
5.2.2 ICP 알고리즘 구현 .....	26

5.2.3 ICP 알고리즘의 수렴성 .....	27
5.2.4 ICP 알고리즘 정합종료 조건 .....	28
5.2.5 ICP 알고리즘에서의 local minima .....	29
5.3 고속, 최적 변환을 위한 Closed form solution .....	31
5.3.1 Closed form solution .....	31
5.3.2 Solution Methods .....	32
5.3.3 쿼터니온 기반 회전, 이동변환 .....	36
5.3.4 Closed form solution에 의한 최적 회전변환 .....	39
5.4 영역기반 ICP 알고리즘 .....	41
5.4.1 영역 선정 .....	42
5.4.2 영역 기반 ICP 알고리즘 구현 .....	43
제 6장 전체 시스템 구성 .....	46
제 7장 실험 및 결과분석 .....	50
7.1 초기 조건 설정 .....	52
7.2 회전 조건의 변화에 따른 정합의 정확도 평가 .....	53
7.3 이동 조건의 변화에 따른 정합의 정확도 평가 .....	56
7.4 회전 및 이동 조건의 변화에 따른 정합의 정확도 평가 .....	58
7.5 회전각의 증가에 따른 정합도 측정 .....	60
7.6 정합종료 시간에 따른 비교 .....	62
7.7 영역 넓이의 변화에 따른 정합도 비교 .....	63
제 8장 결론 및 토의 .....	65
참고문헌 .....	67
Abstract .....	71

## 그림 차례

그림 2.1. TKR 수술에서 사용되는 implant .....	6
(a) TKR 수술에서 사용되는 implant	
(b) TKR 수술 후 무릎 관절의 이동결과	
그림 2.2. TKR 수술에서의 절개창 영역 .....	7
그림 2.3. IGS 수술절차 .....	9
그림 2.4. Digital probe (OPTOTRAK/3020) .....	10
그림 3.1. 영상 전처리 과정에 대한 순서도 .....	12
그림 3.2. Threshold를 이용한 contrast enhancement .....	13
그림 3.3. Clamping function 구현 .....	13
그림 3.4. CT 영상에 대한 edge detection .....	14
(a) Original Image	
(b) Edge detection	
그림 3.5. Femur내의 슬라이스 영상에 대한 좌표 추출 .....	15
그림 4.1. 3차원 데이터 import .....	17
그림 4.2. femur의 단면 contour 형성 .....	17
그림 4.3. femur의 line 데이터 .....	18
그림 4.4. 3차원 femur의 surface 형성 .....	18
그림 4.5. 완성된 3차원 femur의 surface rendering .....	19
그림 5.1. 일치점들 간의 정합 .....	24
그림 5.2. 3차원 영상 정합기술 .....	25
(a) Fiducial marker based registration	
(b) Shape based registration	
그림 5.3. Shape 기반의 ICP 알고리즘 .....	26
그림 5.4. Local minima와 Global minima .....	30



그림 5.5. 3개의 포인트를 이용한 새로운 좌표축 형성 방법 .....	33
그림 5.6. Femur의 영역 구분 .....	43
(a) Femur의 영역 구분	
(b) Femur의 영역 구분	
그림 5.7. 영역 기반 ICP 알고리즘 .....	45
그림 6.1. 3차원 영상정합 시스템 구성도 .....	46
그림 6.2. 시스템 user interface .....	47
(a) 출력 영상 및 정합도 평가	
(b) 회전 및 이동변환 계산	
(c) 입력조건 입력	
그림 7.1. 3차원 영상 정합 알고리즘 평가 구성도 .....	51
그림 7.2. pixel과 거리 값에 대한 calibration .....	52
그림 7.3. 알고리즘 평가를 위한 초기조건 .....	52
그림 7.4. 초기 회전조건 변화에 따른 알고리즘 정합도 평가 .....	53
(a) 회전 조건에 대한 정합도 평가(ICP 알고리즘 적용)	
(b) 회전 조건에 대한 정합도 평가(영역기반 ICP 알고리즘 적용)	
(c) 회전 조건에 대한 ICP, 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값 비교	
그림 7.5. 3차원영상 정합결과 비교 .....	55
(a) local minima	
(b) successful registration	
그림 7.6. 초기 이동조건 변화에 따른 알고리즘 정합도 평가 .....	56
(a) 이동 조건에 대한 정합도 평가(ICP 알고리즘 적용)	
(b) 이동 조건에 대한 정합도 평가(영역기반 ICP 알고리즘 적용)	
(c) 이동 조건에 대한 ICP, 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값 비교	
그림 7.7. 초기 회전 및 이동조건 변화에 따른 알고리즘 정합도 평가 .....	58
(a) 회전 및 이동 조건에 대한 정합도 평가(ICP 알고리즘 적용)	
(b) 회전 및 이동 조건에 대한 정합도 평가(영역기반 ICP 알고리즘 적용)	
(c) 회전 및 이동 조건에 대한 ICP, 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값 비교	

그림 7.8. 회전각의 증가에 따른 정합도 측정 .....	60
(a) 회전각의 증가에 대한 정합도 평가 (4개 포인트)	
(b) 회전각의 증가에 대한 정합도 평가 (40개 포인트)	
(c) 회전각의 증가에 대한 정합도 평가 (160개 포인트)	
그림 7.9. 정합을 위한 소요시간 측정 .....	62
그림 7.10. 영역의 넓이 변화에 대한 정합도 비교 .....	64

## 국 문 요 약

### TKR 수술에서의 영역 기반 3차원 영상정합 기술에 관한 연구

2차원 의료 영상을 바탕으로 3차원 영상을 재구성하는 기술은 의사에게 수술시 필요한 다양한 정보를 제공하는 것을 가능하게 하고 있다. 과거의 의료 영상은 x-ray를 통해 획득된 2차원 영상이었기 때문에, 3차원의 공간적 특성을 인식하는데 많은 제한 사항이 있었다. 하지만 현재 개발되어 있는 CT, MRI, PET, Ultrasonic 등의 영상 장비는 의사에게 3차원 영상 정보의 제공을 가능하게 하고 있다. 그러나 이러한 3차원 영상 장비의 개발에도 불구하고, 이들 장비들은 수술 전과 후의 영상을 제공하기 때문에 수술 중에 필요한 환자의 수술 진행사항에 대한 정보를 제공하는 것에는 제한 점을 가지고 있었다.

따라서 최근 개발되고 있는 의학 영상장비들은 Image Guided Surgery (IGS) 시스템의 개념이 다양하게 시도되고 있다. IGS는 지금까지 의사가 수술을 진행하는데 있어서 의사 개인의 수술 경험을 바탕으로 이루어진 수술 방식이 아닌 의학 영상의 안내를 통해 보다 정확하고 객관적인 수술을 가능하도록 하는 시스템을 개발하려는 시도라고 할 수 있다. 3차원 영상을 제공하는 영상 장비와 수술 중의 환부의 상태를 비교하기 위해서는 필수적으로 영상 정합(image registration) 기술이 요구된다. 지금까지 시도된 대부분의 IGS 시스템은 환자의 환부 주변에 부착된 참조 마커(fiducial marker)의 위치를 인식하여 영상 정합을 시도하는 방법이었다. 하지만 이러한 방식은 수술 전에 환자의 환부에 참조 마커를 고정 시켜야 하는 과정이 필요하고, 수술의 종류에 따라 참조 마커의 크기가 클 경우, 환자에게 침습적(invasive)이었다. 또한 대부분의 참조 마커는 금속 재질이기에 때문에 CT와 같은 영상 장비를 통해 영상을 획득할 시, 예상되지 않는 노이즈를 생성 시킬 수 있었다. 그리고 수술 중에 이러한 마커는 환부 외부로 노출되어 있기 때문에 추가적인 상해를 입힐 수 있다는 단점이 있었다. 따라서 본 논문에서는 이러한 참조 마커

기반의 영상 정합 방식의 단점들을 극복할 수 있는 영역 기반의 3차원 영상 정합 방법을 적용하였다. 영역 기반의 3차원 영상 정합 방법은 의료 영상 장비로부터 얻어진 2차원 영상들을 바탕으로 재구성된 3차원 영상 모델의 기하학적 특징과 수술 중 환부로부터 획득된 일부의 샘플 포인트들을 바탕으로 3차원 영상 정합을 하는 방법이다. 본 연구에서는 3차원 정합 지점을 찾기 위한 방법으로 Iterative Closest Points (ICP) 알고리즘을 사용하였다. 또한 여기서 최적 포인트를 찾는 방법에 있어서 고속의 영상정합과 높은 정확도를 획득하기 위하여 쿼터니온(quaternion) 기반의 closed form solution을 사용하였다. 본 논문에서 적용한 ICP 알고리즘은 Total Knee Replacement (TKR) 수술에 적용하기 위하여 최적화 되었다. 따라서 본 논문에서는 TKR 수술에서 사용 가능 할 수 있도록 최소의 샘플 포인트들을 바탕으로 최상의 3차원 영상 정합을 얻기 위한 영역 기반의 3차원 영상 정합 방법을 제시하고 평가하였다.

---

핵심 되는 말 : 영상정합, 3차원, 의료영상, ICP

## 제 1장 서론

현대 의학의 발전과 더불어 환자의 수술에 있어서 의사는 눈으로 볼 수 있는 부분을 넘어서 눈에 보이지 않는 부분에 이르기 까지 환자의 수술 진행 상황에 대한 정교하고 객관적인 정보를 요구하고 있다. 따라서 x-ray와 같은 의료 영상장비를 이용하여 수술 전과 수술 후에만 환자의 상태를 진단할 수 있는 방법으로는 현대 의학의 요구사항을 만족 시킬 수 없다.

Image Guided Surgery (IGS)는 이러한 요구사항을 충족시키기 위해 개발되고 있는 수술 방식이다. IGS는 의사에게 수술 전과 후는 물론 수술 중의 진행사항에 대한 정보를 실시간으로 제공할 수 있는 시스템으로써 환자에 대한 2차원, 3차원 이미지에 대한 정보를 수술 중에 의사에게 제공하는 것을 가능하게 한다. IGS의 발전은 환자에 대한 수술에 있어서 지금까지 의사의 경험에 의해 이루어진 수술 방식에서 발전되어 Computer Tomography(CT), Magnetic Resonance Imaging(MRI), Positron Emission Tomography(PET), Ultrasonic 등의 다양한 영상 장비를 사용하여 획득된 2차원 또는 3차원 영상의 도움을 받아 좀 더 정확하고 객관적인 수술을 가능하게 하고 있다.

IGS의 구축을 위해서는 우선적으로 정확한 영상 정보를 제공하는 것이 필수적이다. 이는 곧 환자의 환부로부터 획득된 샘플 포인트와 다양한 영상 장비로부터 재구성된 3차원 영상 간의 정합(registration)의 정확도에 관한 기술을 의미한다. 다시 말해서 IGS 기반의 수술에 있어서 수술 전 획득된 3차원 볼륨 영상과 환자의 수술 부위 간의 공통 참조 프레임(common reference frame)을 설정하는 것은 가장 복잡한 문제이자 중요한 주제라고 할 수 있다. 일단 공통의 참조 프레임이 설정되면, 즉 환부의 일치점간의 정합이 이루어지면, 다양한 시스템으로의 발전이 가능해 진다. 그 예로 로봇 기반으로 수술 도구의 움직임에 대한 안내 기술[1][2], 수술 중 사용하는 수술 도구의 움직임에 대한 위험 경고 및 안내에 관한 기술 [3][4][5][6], 수술중 환자의 환부에서 보이지 않는 내부의 해부학적 구조를 영상을

통하여 제공하는 기술[7] 그리고 방사선외과 수술 도구의 위치에 대한 안내 기술 [8] 등을 들 수 있다. 현재의 의료 분야에서 3차원 영상에 대한 정합 기술은 수술 전 과 수술 중에 의사에 의해 지정된 일치점을 수동적으로 선정하여 정합의 정확도를 높이는 방식을 택하고 있다[9]. 본 방식에서 일치점의 선정은 수술 전과 수술 중에 환자에 부착된 참조 마커(fiducial marker)를 통해 이루어진다. 하지만, 본 방식은 비교적 간단하고 정확하게 영상 정합을 할 수 있다는 장점에도 불구하고 몇 가지 문제점을 가지고 있다. 첫째는 참조 마커의 삽입에 따른 문제이다. 이는 수술 전 이루어지는 과정으로 환자의 환부에 대한 위치 정보를 정확하게 인식 시킬 수 있는 특정 영역에 참조마커가 견고하게 삽입된다. 이 과정만으로도 번거로운 과정이 아니라고 할 수 없다. 또한 삽입된 참조 마커가 견고하게 고정되지 않아 흔들릴 경우, 다시 정합을 위한 준비를 반복해야만 한다. 두 번째는 신경외과에서 사용되는 stereotactic head frame의 경우와 같이 참조 마커의 크기가 작지 않을 경우에는 더욱이 삽입의 과정이 침습적(invasive)라는 점에서 큰 제한 사항이라고 할 수 있다. 이는 현재 수술의 발전 방향이 Minimal Invasive Surgery(MIS)를 추구한다는 점에서 충분한 문제점으로 작용될 수 있다. 셋째, 현재 수술에서 사용되는 참조 마커의 대부분이 금속 재질로 되어 있기 때문에 영상 장비로부터 환부를 획득할 때, 의료 영상의 화질을 감소시키는 노이즈를 발생 시킬 수 있다. 마지막으로 대부분의 참조 마커들은 수술 중에 물리적으로 환부의 외부에 노출되어 있기 때문에, 추가적인 손상 및 수술에 지장을 초래할 수 있다.

따라서 최근에 IGS 분야에서 참조 마커 기반의 정합 방식의 단점을 극복하기 위하여 표면의 경계 윤곽선[10], 형상 내의 융기된 선들, 표면과 표면간의 특성[11], 그리고 표면과 점[12][13]간의 관계와 같은 환부의 형상적인 고유 특성들을 활용하여 정합하는 시도들이 다양하게 이루어지고 있다. 이러한 shape 기반의 영상 정합 방식은 참조 마커 기반의 정합 방식에 비해 알고리즘이 복잡하고 어플리케이션 구축에 있어서도 더 많은 작업을 요구하지만, 의학 기술에서의 최근 경향이 비침습적(non-invasive)이고 MIS를 추구하는 점에서 개발의 필요성이 절실히 요구된다고 할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 참조 마커 기반의 정합 방식에 대한 대안으로 shape기반

의 정합 방식 중 일부의 샘플 포인트들과 3차원 영상 모델의 표면을 구성하는 포인트들(vertex)간의 관계를 바탕으로 3차원 영상 정합을 시도하였다.

실제적으로 Total Knee Replacement (TKR) 수술에서의 IGS 시스템을 구현되기 위해서는 수술 전에 환자로부터 획득될 무릎에 대한 CT 영상과 이를 바탕으로 재구성된 3차원 영상 모델, 그리고 수술 중에 환자의 환부의 3차원 위치를 인식시키기 위한 영상 획득 장비, 환부의 위치 이동을 실시간으로 추적하기 위한 CCD 카메라가 필요하다.

본 논문에서는 이러한 시스템에서 영상 획득 장비를 통해 얻어진 샘플 포인트가 있다는 가정 하에서 기 구성된 CT 영상 기반의 3차원 영상 모델과의 영상 정합을 시도하였다. 또한 실험을 통하여 영상 정합의 정확도와 정합속도를 측정하여 평가하였다.

본 논문의 개관은 다음과 같다. 제 2 장 “Total knee replacement 수술”은 TKR 수술에 대해 설명하는 부분이다. 본 장에서는 TKR에서의 shape 기반의 영상정합을 적용하기 위해 필요한 배경 지식을 설명하는 부분이라고 할 수 있다.

제 3 장 “3차원 영상 구현을 위한 영상 전처리”는 무릎에서 femur를 3차원 재구성하기 위하여 필요한 영상 전처리의 내용을 설명하고 있다. 사람의 femur에 대한 2차원 slice영상을 CT를 통하여 획득하고 영상 획득 시 발생한 노이즈를 제거한 후, 2차원 영상의 경계선 및 포인트 정보를 획득하는 과정을 설명하였다.

제 4 장 “CATIA를 이용한 3차원 영상 재구성”은 획득된 CT 영상의 포인트 데이터를 바탕으로 상용 소프트웨어인 CATIA를 이용해 3차원 영상을 재구성하는 과정에 대해 설명하였다. 또한 본 소프트웨어를 통해 획득된 3차원 영상을 LabView 7.0을 통해 시각화하는 과정을 설명하였다.

제 5 장 “3차원 영상정합 기술”은 본 논문의 가장 중심이 되는 내용으로 3차원 영상 정합 기술에서 주로 사용되고 있는 ICP 알고리즘에 대해 소개하고, ICP 알고리즘의 과정에서 고속, 최적 변환을 계산할 수 있는 closed form solution 방법을 설명하였다. 또한 TKR 수술에서 3차원 영상에 대한 정합 속도와 정확도를 최적화하기 위한 방법으로 영역 기반 ICP 알고리즘을 제시하였다.

제 6 장 “전체 시스템 구성”에서는 앞에서 설명한 영상 정합 알고리즘을 적용하

기 위해 구현된 프로그램의 구성과 인터페이스에 대해 설명하였다.

제 7 장은 ICP 알고리즘과 영역 기반 ICP 알고리즘을 정합의 정확도와 정합 속도 그리고 정합의 안정성을 비교하였다.

제 8 장은 전체 논문의 내용에 대해 요약하고 결론을 맺은 내용이다.

본 논문은 IGS 시스템의 구축에 있어 가장 필수적이고 중요한 사안이라고 할 수 있는 3차원 영상 정합에 대한 알고리즘에 대해 논의하고 있다. 특히 기존에 많이 사용되는 참조 마커 기반이 아닌 shape 기반의 정합 방식을 사용하여 TKR 수술에서 정합속도와 정확도를 만족시키는 알고리즘에 대해 소개하고 평가하였다.

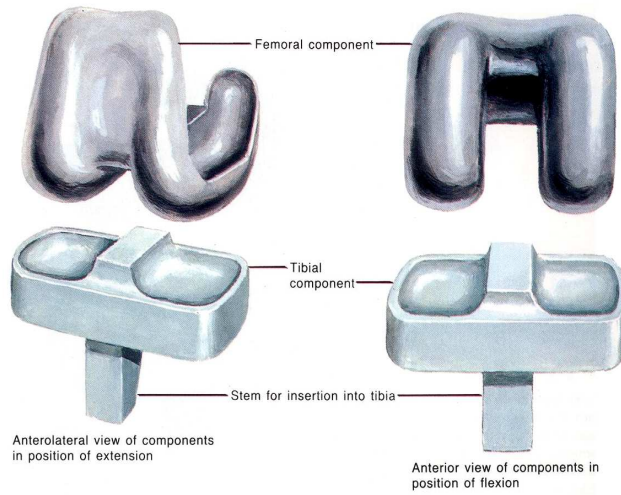


## 제 2장 Total knee replacement 수술

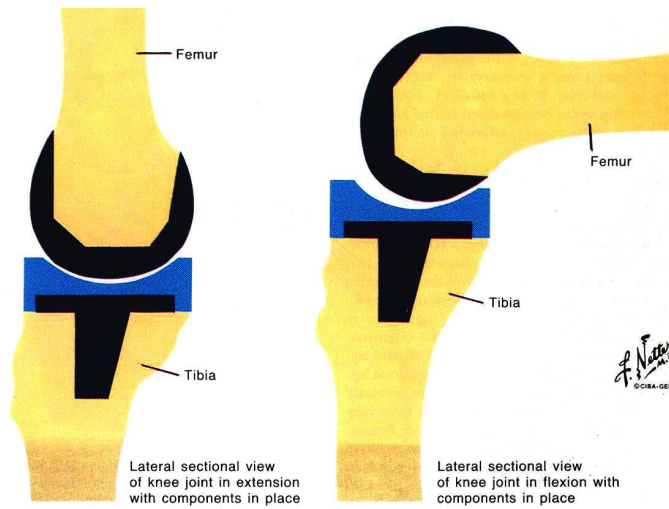
2장은 TKR 수술에 대한 배경 지식을 설명한다. TKR 수술에서의 실시간 영상 정합 기술을 적용하기 위해서는 우선적으로 수술이 이루어지는 과정에서 CCD 카메라를 통해 측정될 수 있는 환부의 3차원 위치를 아는 것이 필요하다. 왜냐하면 수술시 사용될 shape 기반의 3차원 영상 정합 방법은 노출된 환부로부터 획득된 샘플 포인트를 바탕으로 정합이 이루어지기 때문이다. 참조마커 기반의 영상 정합 기술은 CCD 카메라를 통해서 참조마커의 위치만 파악하면 되지만, shape 기반의 영상 정합 기술은 수술시 노출된 환부의 특징점(anatomical landmark)을 digital probe와 같은 영상획득 장비를 통해 얻게 되고, 이를 바탕으로 정합이 이루어지게 된다. 따라서 노출되는 수술 부위에 대한 사전 지식 없이는 shape 기반의 영상 정합 기술을 적용할 수 없게 된다. 그러므로 샘플링하게 되는 영역의 선정이 중요한 사안이라고 할 수 있다. 이는 5장에서 설명할 영역 기반 영상정합 알고리즘을 적용하기 위해 자세히 다루어진다.

### 2.1 TKR 수술에서 사용되는 implant

TKR 수술은 tibia와 femur 사이에 있는 관절의 이상으로 뼈에 추가적인 손상과 통증을 받고 있는 환자를 대상으로 인공무릎관절을 삽입하는 수술을 말한다. 그림 2.1은 인공무릎관절 수술 시에 사용되는 implant와 수술 후의 모습을 나타내고 있다[14]. 인공무릎관절에 사용되는 implant는 2개로 하나는 femur에, 다른 하나는 tibia에 삽입된다. 삽입 시에는 무릎의 이동 경로를 고려한 alignment가 중요한 수술 요소 중의 하나라고 할 수 있다. (a)는 anterolateral와 anterior 쪽에서 바라본 implant의 모습을 나타낸다. (b)는 인공무릎관절을 삽입 후, 무릎의 이동전과 후의 모습을 묘사하고 있다.



(a) TKR 수술에서 사용되는 implant



(b) TKR 수술 후 무릎 관절의 이동결과

그림 2.1. TKR 수술에서 사용되는 implant

## 2.2 TKR 수술시 절개창 영역

TKR 수술에서 실제 절개되어져 보이는 절개창(切開窓) 영역은 매우 제한된다. 그림 2.2는 절개창 영역을 나타내고 있다.

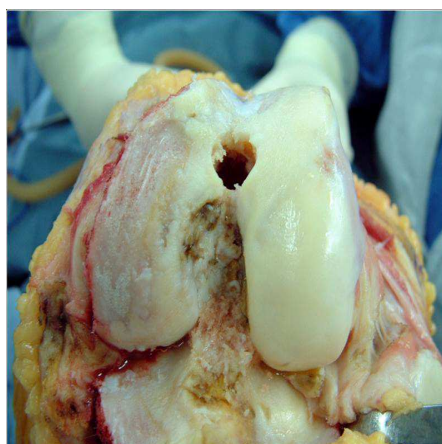


그림 2.2. TKR 수술에서의 절개창 영역

그림 2.2에서도 볼 수 있듯이 수술 시에 tibia와 femur에서 CCD 카메라를 통해 인식될 수 있는 무릎의 영역은 제한된다. CT와 같은 영상장비로부터 획득된 무릎의 2차원 영상을 바탕으로 3차원 영상 모델을 재구성할 때, 근육, 인대와 같은 연부조직은 시각화되지 않을 뿐만 아니라, digital probe와 같은 3차원 영상 획득 장비로 샘플 포인트들을 획득할 때, 연부조직은 강체(rigid body)가 아니기 때문에 움직임에 대한 노이즈를 발생시킬 수 있다. 따라서 샘플링이 되는 영역은 무릎의 일부 영역으로 제한된다, 그러므로 5장에서 설명할 ICP 영상 정합 알고리즘을 적용하기 위해서는 절개창 영역의 위치와 크기가 고려되어야 한다. 본 논문에서는 절개창 영역 중 femur 대한 영상정합을 시도하였다. 따라서 femur 쪽의 절개창 영역 중 샘플링이 용이한 영역을 고려하여 영상 정합을 적용하였다.

## 2.3 TKR 수술에서의 IGS 시스템

본 절에서는 TKR 수술에서 적용되는 IGS 시스템의 시술 절차를 설명한다. TKR 수술뿐만 아니라, IGS 수술의 일반적인 시술 절차는 환부 위치의 차이점을 제외하고 대부분 유사하다. IGS 수술은 크게 3가지 절차로 구분된다(그림 2.3). 첫 번째는 수술 전 CT와 같은 영상 장비로 환자의 환부를 촬영하고 3차원 영상모형을 구성한 후, 수술에 관한 계획을 수립하는 과정인 pre-operation 단계이다. 여기서 획득된 환자의 환부 데이터는 실제 수술 중에 image guide를 위한 3차원 영상모형으로 제공된다. 두 번째 과정은 수술 중 이루어지는 intra-operation 단계이다. 이 과정에서는 의사가 컴퓨터의 도움을 받아 수술을 진행한다. 컴퓨터의 도움을 받는 방법은 다양하지만, 많은 IGS 시스템의 공통적인 사항은 3차원 영상모형과 환부의 위치를 정합하는 방법이다. 그리고 컴퓨터로 재구성된 3차원 영상모형을 수술이 진행됨에 따라 동일한 위치와 상태로 update 시킨다. 마지막 단계는 차후 수술과 유사한 수술에 대한 유용한 의학 자료의 제공을 위하여 수술 전과 수술 중에 획득된 3차원 영상모형의 정보를 database로 저장하여 제공하는 post-operation 단계이다.

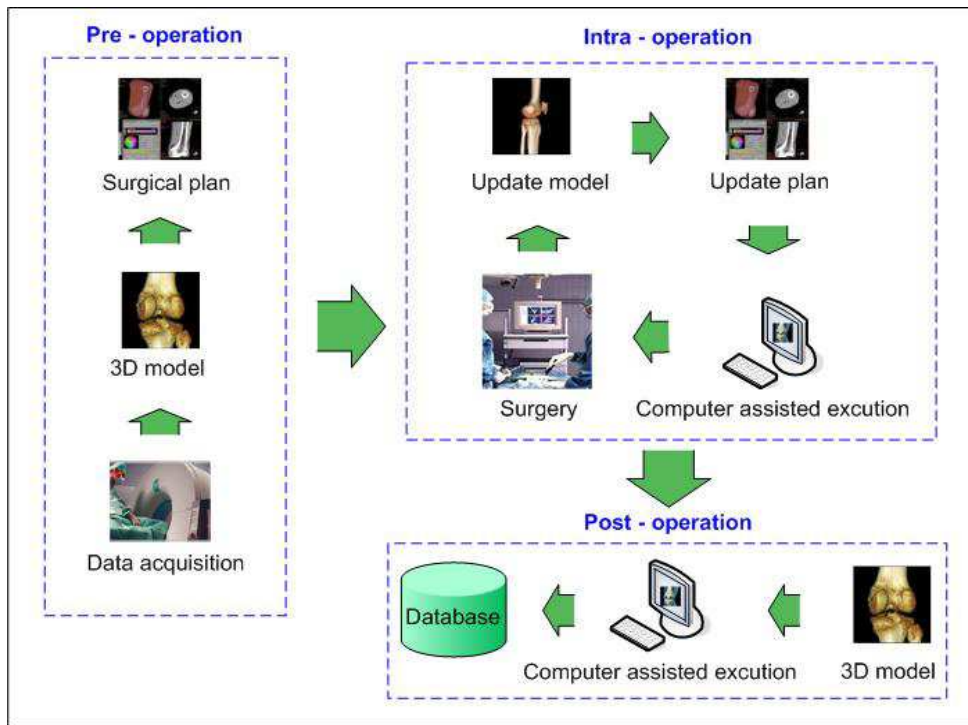


그림 2.3. IGS 수술절차

본 논문에서 중점적으로 논의되는 부분은 intra-operation에서 3차원 영상모델과 환자의 환부를 정합시키는 기술에 관한 내용이다. intra-operation에서 digital probe와 같은 장비를 활용하여 환부의 샘플 포인트를 획득한 후, 정합을 시도하는 shape 기반의 정합방식은 환부의 참조 마커를 인식하여 update영상을 얻는 마커 기반의 영상 정합 방식에 비해 수술의 편의성과 비침습적이라는 면에서 큰 장점을 가지고 있다. Shape 기반의 정합방식은 샘플 포인트를 일반적으로 digital probe를 통하여 획득한 후, 획득된 샘플 포인트를 바탕으로 3차원 영상모델과 정합한다. IGS에서 사용되는 digital probe는 OPTOTRAK/3020 position sensor (Northern Digital Inc., Waterloo, Ontario)와 같은 형태를 주로 사용한다(그림2.4). 카메라는 digital probe에 있는 light emitting diodes (IREDs)를 인식하여 world coordinate(실좌표계)의 3차원 좌표 위치를 계산하게 된다. 따라서 이러한 digital probe의 정확도는 영상 정합에 큰 영향을 주는 요소라고 할 수 있다. 본 논문에서

는 이러한 digital probe의 역할을 모사하기 위해서 3차원 영상 모델내의 임의의 포인트를 샘플링 하여 각각의 샘플 포인트에 random noise를 부여하였다.

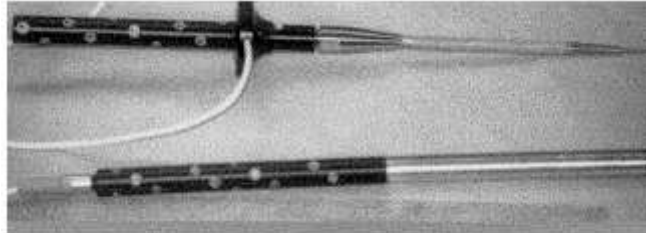


그림 2.4. Digital probe (OPTOTRAK/3020)

## 제 3장 3차원 영상 구현을 위한 영상 전처리

3장은 사람의 femur에 대한 CT 영상 획득과 3차원 영상 재구성을 위한 영상 전처리 과정에 대해 설명하였다. 영상 전처리 과정은 일반적으로 영상 처리를 위해 사용되는 contrast enhancement, mask filtering, labeling 등의 영상처리 기법을 사용하였다. 모든 CT영상에 동일 조건의 영상처리 기법을 사용하여서 각 2차원 슬라이스 영상에 대한 최적화된 edge를 찾는 데는 한계가 있었기 때문에, 일부 영상에 대해서는 수동적인 영상 처리 과정을 통하여 edge를 검출해 내었다.

### 3.1 Femur에 대한 CT 영상획득

Femur에 대한 2차원 slice 영상들을 얻기 위해서 병원에 기증된 사체로부터 femur를 CT 영상 장비(GE9800, GE Medical Systems, New Berlin, WI)를 사용하여 촬영하였다. 각 슬라이스 사이의 간격은 1mm이었다. 필름 스캐너(G2E-HOKO, Umax Technologies, Inc, Fremont, CA)는 각각의 이미지를 bitmap file (512×512 pixels)로 변환하기 위해 사용되었다.

### 3.2 3차원 좌표 생성을 위한 영상 전처리

Bitmap으로 변환된 2차원 slice 영상들에 대해 5가지의 영상 전처리 과정이 이루어졌다(그림 3.1). 영상 전처리를 위한 프로그램은 MATLAB(The MathWorks, Natick, MA)를 이용하였다.

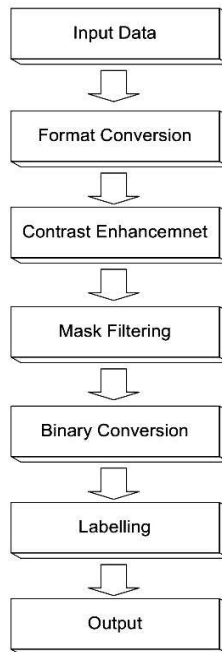


그림 3.1. 영상 전처리 과정에 대한 순서도

CT 영상을 MATLAB 상에서 `rgb2gray`의 함수를 이용하여 RGB영상을 gray 영상으로 변환 하였다. RGB의 영상은 각각 하나의 픽셀에 red와 green, blue의 요소들의 결합으로 색이 결정되므로 0부터 255의 범위를 가지는 gray영상으로 변환하였다. 그리고 영상의 contour를 명확히 하기 위해서 contrast enhancement를 하였다. contrast enhancement를 하는 방법에는 여러 가지가 있지만, 본 연구에서는 산술연산을 이용하여 영상의 픽셀 값에 곱을 연산하여 영상의 대비를 증가하는 방법을 사용하였다. contrast enhancement는 2번을 시행하였는데 입력되는 영상의 edge detection을 위해 입력되는 영상에 1.2를 곱하는 산술연산으로 대비를 증가시켰고, edge detection의 결과영상대비를 증가하기 위해서 1.2를 곱하였다. 산술연산을 하는 과정에서 곱에 의한 gray 영상의 범위인 0에서 255사이의 값을 넘어서는 경우가 있으므로 clamping function을 구현하여 255이상의 값은 255로 0이하의 값은 0으로 제한하였다. 다음의 사항을 matlab으로 코딩하였다(그림 3.2).



```

function Edge_coor = kist_ct_coor(ct_image, cont_var, thre)

[R, C] = size(ct_image);
ct_image = double(ct_image);
result01_image(R, C) = zeros;
result02_image(R, C) = zeros;
result03_image(R, C) = zeros;
result04_image(R, C) = zeros;

for i=1:R
    for j=1:C
        result_image01(i,j) = ct_image(i,j) * cont_var;
        result_image01(i,j) = kist_clamping_pixel(result_image01(i,j), 0);
    end
end

```

contrast 값 (points to cont\_var)  
threshold 값 (points to thre)  
method (points to 0 in the function call)  
clamping function call (points to the function call)

그림 3.2. Threshold를 이용한 contrast enhancement

kist\_ct\_coor의 함수를 호출하면서 입력 변수로 ct\_image는 영상배열, cont\_var은 산술연산에 필요한 콘트라스트 증감 값 thre는 threshold값이고 입력 영상을 콘트라스트 증가시킨 다음 영상의 gray 범위를 넘는 값을 clamping 하기위해서 kist\_clamping\_pixel 호출하였다(그림 3.3).

```

% clamping_pixel function

function retVal = kist_clamping_pixel(var, method)

if( method == 0)
    if( var > 255 ) retVal = 255;
    elseif ( var < 0 ) retVal = 0;
    else retVal = var;
    end
elseif (method == 1)
    if( var > 255 ) retVal = rem(var, 256);
    elseif ( var < 0 ) retVal = 0;
    else retVal = retVal;
    end
end

```

그림 3.3. Clamping function 구현

clamping 함수를 호출하면 method가 0으로 입력이 되어서 255넘는 값은 255로 0아래는 0으로 고정하였다. Method 1은 gray 영상의 256개의 레벨수로 나누어 나

머지를 입력하였다. 그러므로 255가 넘는 값은 다시 return해서 0부터 카운터 된 값을 가지게 되었다.

Edge detection을 하는 방법으로는 sobel mask를 사용하였다[R1]. sobel edge detection은 각각 vertical 방향과 horizontal 방향의 영상의 차이값을 계산하여 edge를 검출하는 방법이다. 여기서는 vertical sobel mask는  $[-1, -2, -1, 0, 0, 0, 1, 2, 1]$ 을, horizontal sobel mask는  $[-1, 0, 1, -2, 0, 2, -1, 0, 1]$ 을 사용하였다. 다음으로 threshold를 기준으로 binary로 변환하였다. threshold는 0부터 255의 영상에서 125를 선택하였다. 125의 선택의 기준은 고정된 것이 아니라 조정할 수 있지만 edge detection을 한 영상에서 edge가 끊어지지 않으며 edge의 영상대비가 좋은 값으로 125의 중간 값을 threshold로 선정하였다. 그래서 125보다 큰 값들은 255의 하얀색으로 표시하고 그 아래는 0으로 검은색으로 변환하였다. 여기까지의 과정의 통해 CT Image의 edge부분을 명확히 구분할 수 있었다(그림3.4).

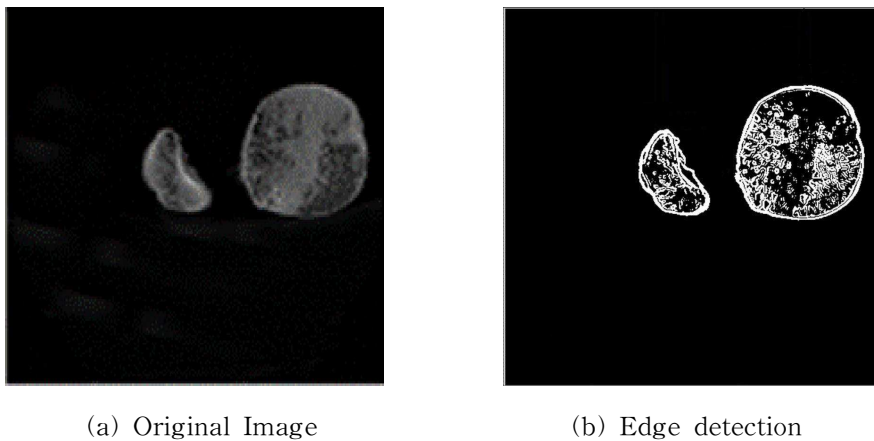


그림 3.4. CT 영상에 대한 edge detection

다음으로 edge에 대한 포인트 좌표를 labeling 하였다. 영상의 vertical 방향으로 0에서 512 값까지 스캔을 하여 0에서 255로 변화하는 부분의 좌표를 배열로 저장하고, 각 스캔 라인마다 처음과 마지막에 체크된 좌표를 저장하였다. 그리고 모든 스캔이 종료되면 체크된 모든 점에 대한 CT 영상 내에 있는 femur의 edge에 대

한 x, y의 좌표를 얻을 수 있었다(그림 3.2).

	1	2	3	4	5
1	39	1	1	159	234
2	39	1	1	160	232
3	39	1	1	161	203
4	39	1	1	162	200
5	39	1	1	163	199
6	39	1	1	164	197
7	39	1	1	165	195
8	39	1	1	166	194
9	39	1	1	167	191
10	39	1	1	168	189
11	39	1	1	169	187
12	39	1	1	170	185
13	39	1	1	171	184
14	39	1	1	172	182
15	39	1	1	173	181
16	39	1	1	174	180
17	39	1	1	175	178
18	39	1	1	176	177
19	39	1	1	177	176
20	39	1	1	178	175
21	39	1	1	179	173
22	39	1	1	180	171

그림 3.5. Femur내의 슬라이스 영상에 대한 좌표 추출

그림 3.5에서 1열에 있는 데이터는 슬라이스의 z축 좌표이다. 즉, 39번째 slice를 의미한다. 2열은 그림3.1에서의 두 개로 구분된 femur의 영역 중 첫 번째 그룹에 해당함을 의미하는 것이고, 3열은 한 라인의 스캔에서 첫 번째 저장된 좌표는 1로 마지막에 저장된 좌표는 2를 나타낸다. 4,5열은 각각 x,y 좌표를 나타낸다.

## 제 4장 CATIA를 이용한 3차원 영상재구성

4장은 3장에서 설명한 영상 전처리를 통해 획득된 2차원 slice 영상을 바탕으로 femur에 대한 3차원 surface rendering을 구성하는 절차를 설명하였다. 3장에서 계산된 3차원 좌표를 바탕으로 3차원 영상 모델을 Labview에서 시각화하기 위해서는 좌표 데이터를 바탕으로 surface rendering을 구현한 모델을 stl 파일로 변환하는 과정이 필요하다. 3차원 영상 모델에 대한 stl 파일 변환을 위해서 CATIA V5(IBM, USA)를 사용하였다. CATIA는 3차원 영상 모델을 설계하기 위해 사용되는 상용 CAD/CAM/CAE 소프트웨어이다.

### 4.1 3차원 영상재구성

본 절에서는 CATIA를 이용하여 surface rendering으로 3차원 영상 모델을 재구성하는 과정을 단계별로 설명하였다. CATIA에서는 3차원 포인트 데이터들을 바탕으로 3차원 라인과 면을 형성하기 위한 다양한 기능을 제공하고 있다[15].

3차원 surface rendering을 위해 최초 3장에서 설명한 프로그램을 통해 femur에 대한 포인트 데이터(igs 파일)를 CATIA에서 import 시켰다(그림 4.1). 그림 4.1에서 알파벳 x로 표시된 부분이 좌표에 대한 3차원 위치를 시각화한 부분이다.

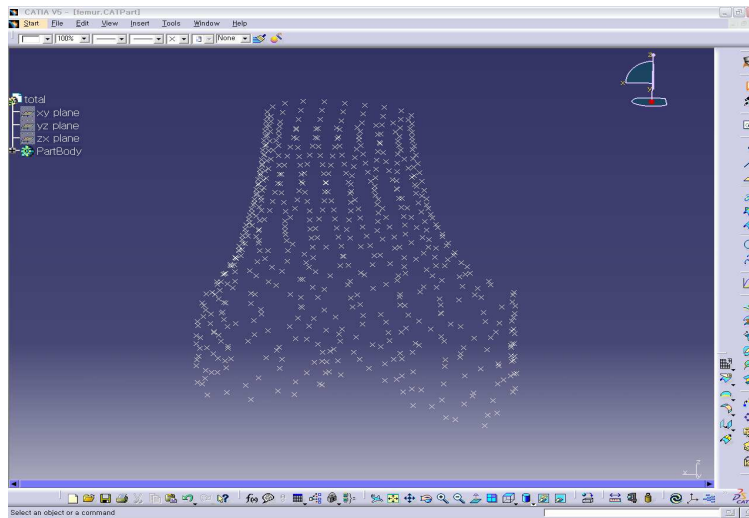


그림 4.1. 3차원 데이터 import

다음으로 두 개 이상의 포인트를 연결하는 과정이 필요하다. 이는 spline curve를 생성하는 spline definition 기능을 사용하였다. 같은 layer의 포인트를 모두 연결하여 femur의 단면 contour를 생성하였다. 이러한 과정은 각 slice에 대해서 수행되어졌다.

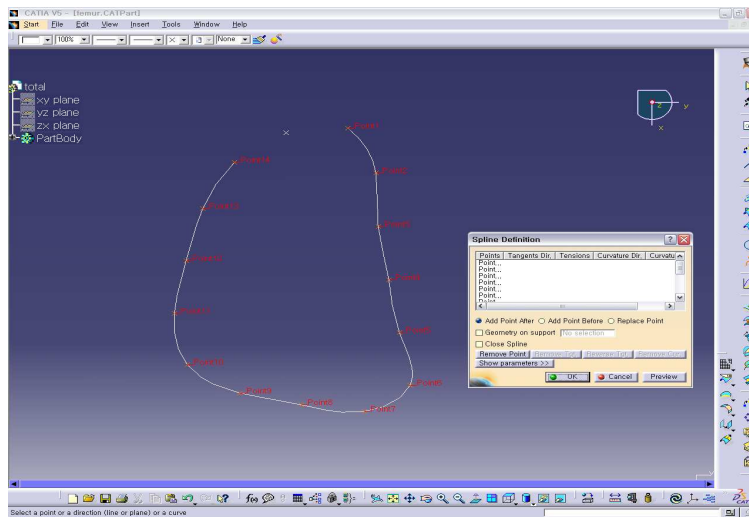


그림 4.2. femur의 단면 contour 형성

그림 4.3은 모든 2차원 slice 영상의 포인트 데이터에 대해서 반복 적용하여 완성된 femur의 단면 선 데이터를 나타낸다.

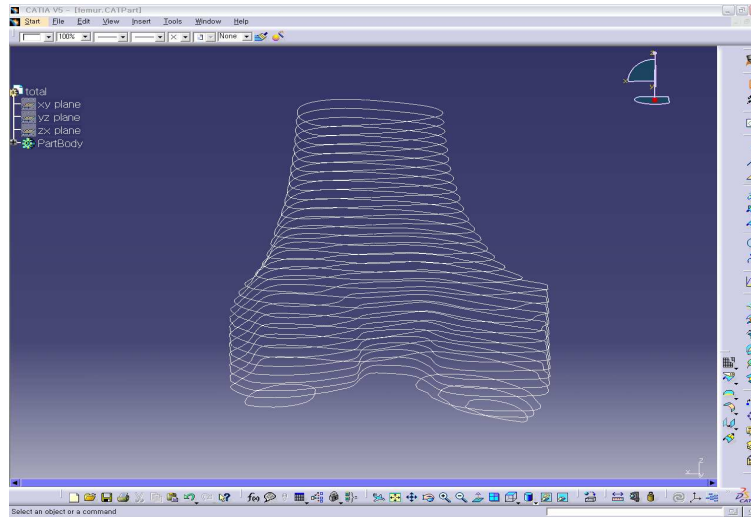


그림 4.3. femur의 line 데이터

다음으로 단일폐곡선을 연결하여 surface를 생성하였다. 이는 multi-sections surface definition 기능을 사용하였다.

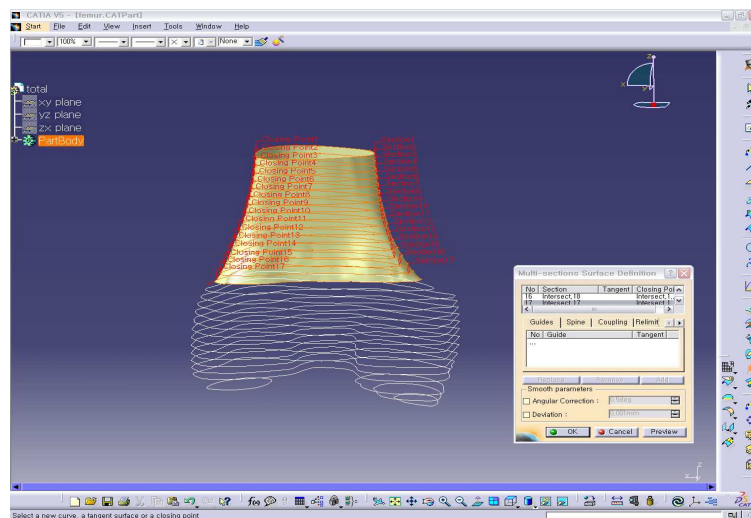


그림 4.4. 3차원 femur의 surface 형성

마지막으로 완성된 파일을 Labview에서 사용가능하도록 stl 파일 형태로 저장한 후 export 시켰다.

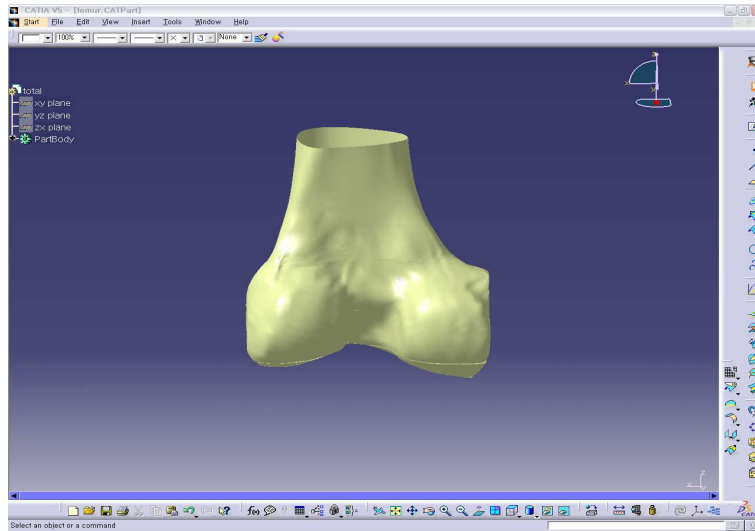


그림 4.5. 완성된 3차원 femur의 surface rendering

## 제 5장 3차원 영상정합 기술

5장은 본 논문의 중심이 되는 부분으로 5.1절에서는 shape 기반의 3차원 영상 정합 기술구현을 위한 고려사항과 배경지식을 설명하였다. 5.2 절에서는 3차원 영상 정합 기술인 ICP 알고리즘을 설명하였다. 그리고 5.3절에서는 ICP 알고리즘을 통하여 에러율이 최소인 지점을 찾는 회전과 이동변환의 반복과정을 최소화하기 위한 closed form solution을 설명하였다. 그리고 5.4절에서는 TKR 수술에서 최소의 샘플 포인트를 선정하여 높은 정합을 유지하기 위한 영역 기반 정합 알고리즘을 설명하였다.

### 5.1 Shape 기반 영상 정합

#### 5.1.1 제한 및 고려 사항

3차원 영상 정합은 같은 물체에 대한 서로 다른 3차원 좌표 시스템에서 획득된 상대적인 위치를 결정하는 문제라고 할 수 있다. 영상 정합의 최종 목표는 최적의 회전 및 이동변환에 대한 계산을 통하여 두 개의 좌표 시스템에서 측정된 물체에 대한 정렬(alignment)을 만드는 과정이라고 할 수 있다. 즉, 두 개의 좌표 시스템에서 상이하게 위치한 동일 물체를 최적의 공간적 변환을 통하여 일치하는 지점을 찾는 것이라 할 수 있다. 이러한 변환을 위한 대상 물체는 강체(rigid body)일 수도 있고, 아닐 수도 있다. 또한 3차원 영상 모델을 표현하는데 있어서 scale 요소가 적용될 수도 있다. 하지만 본 논문에서는 3차원의 기하학 물체를 표현하는데 있어서 scale 요소가 적용되지 않고, 강체의 경우에 한하여 실험하였다. 따라서 영상 정합이 이루어지는 모델은 bone으로 한정된다.

Surface rendering의 3차원 영상 모델은 물체에 대한 경계선 정보와 특징적인 해부학적 특성을 명확하게 표현한다. 이러한 3차원 영상 모델은 물체를 묘사하기 위



해서는 점, 직선, 곡선, 폴리곤, 표면 등을 주로 사용한다. 4장에서 설명했듯이 본 논문에서는 3차원 모델링을 위해 표면을 구성하는 점들과 triangle mesh를 사용하여 형상을 표현하였다. TKR 수술에서의 영상 정합을 평가하기 위하여, femur의 3차원 영상 모델을 구성하고 있는 모든 포인트들과 femur를 구성하는 포인트들 중에서 선택되어진 샘플 포인트들을 사용하여 영상 정합을 시도하였다.

### 5.1.2 3차원 영상 정합에 대한 선행 연구 및 이론

지금까지 많은 연구들이 2차원 영상 정합의 문제에 대해 행해졌다. 물체 인식, 의학 영상 처리와 같은 영역에 대한 2차원 영상 정합에 대한 연구 결과들이 발표되었다[16]. 특히 비디오 영상[17], x-ray 이미지[18][19]를 이용하여 의학 분야에 적용된 영상 정합의 경우, 2차원 영상의 기하학적 표현에 대해 주로 적용되어왔다. 그리고 3차원 영상 정합 기술로 고화질의 3차원 의학 영상 데이터에 대해서 많은 연구 내용이 발표되었다[20][21][22]. 하지만 여전히 2차원, 3차원 기하학 모델에 대한 정합은 computer vision 분야에서 중점적인 연구 분야라 할 수 있다[23][24][25][26].

근본적으로 3차원 기하학 모델 간의 영상 정합은 두 개의 좌표 시스템으로부터 획득된 2개의 데이터 셋에 있어서 상호간의 일치하는 포인트 쌍을 아는 상태에서 영상 정합이 이루어진다. 이러한 정합의 문제를 해결하기 위한 방법으로는 크게 두 가지로 구분할 수 있는데, 하나는 쿼터니온(quaternion)기반의 방식이고[27][28], 다른 하나는 Arun과 Haralick[29][30]의 논문에서 제안된 Singular value decomposition (SVD) 기반의 방법이다. 이들 두 가지 방법에 있어서 정확도에 대한 평가는 least-squares minimization (LSM)으로 주로 이루어진다. 본 논문에서는 쿼터니온 기반의 회전 변환을 적용하여 구현하였다. 쿼터니온 기반의 회전 변환은 회전 변환이 이루어질 때 발생하는 orthonormality constraint의 문제를 단순화시킨다는 장점이 있다.

3차원 좌표 시스템에서 영상 정합을 구현하기 위해서는 최소한 3개의 포인트가 필요하다. 3개 이상의 샘플 포인트들을 사용하여 3차원 물체를 정합하는 과정에서

고려할 사항은 digital probe를 통해 수집된 샘플 포인트들 중 데이터가 수집되는 과정에서 발생하는 residual noise에 대한 문제이다. Residual noise를 가지고 있는 샘플 포인트들 중 너무 큰 오차를 가지는 데이터에 대해서는 일정 threshold를 선정해 샘플 포인트 목록에서 제거하는 절차가 필요하다[31][32].

컴퓨터로 재구성된 3차원 영상 모델은 점, 직선, 커브, 표면 등에 대한 정보를 포함하고 있다. 이러한 정보들을 이용해서 두 개의 3차원 영상 모델 간 또는 3차원 영상 모델과 샘플 포인트들 간의 정합이 이루어지고 이 정합의 최종 목적은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\min_t d[M, \{D\}] \quad (5.1)$$

여기서 M은 3차원 영상 모델을 의미하고 D는 digital probe를 통해 획득된 샘플 포인트를 나타낸다. t는 회전과 이동의 변환을 의미하고, d는 3차원 영상 모델과 샘플 포인트들 간의 거리를 나타낸다. Besl 과 Mckay는 d의 값을 최소화하는 t를 찾아가는 Iterative Closest Points(ICP) 알고리즘을 제안하였다[33]. 본 논문에서는 ICP 알고리즘을 기반으로 하는 3차원 영상 정합이 이루어지기 때문에 이 알고리즘에 대한 설명을 5.2절에서 설명하였다.

같은 포인트 수를 가지는 두 개의 물체에 대한 3차원 영상 정합 방식이 많은 연구에서 이루어졌다. 하지만, 선택된 일부의 샘플 포인트들을 바탕으로 3차원 영상 모델에 정합하는 방식은 같은 수의 포인트 그룹에서 정합지점을 찾아가는 방식과는 차이가 있다. 3차원 영상 모델에서 샘플링 된 일부의 샘플 포인트들이 3차원 영상 모델내의 원래 위치를 찾아가는 정합을 하는데 있어서는 ICP 과정이 수행되는데, 이때 정확한 정합이 이루어지지 않은 상태에서 정합이 종료되는 local minima가 발생하지 않도록 하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 이에 대한 해결 방법으로 영역 기반 영상정합 알고리즘을 제안하였다.

## 5.2 Iterative Closest Points 알고리즘

### 5.2.1 일치하는 포인트들 간의 정합

일치하는 포인트들 간의 정합에 대한 문제를 그림 5.1에 나타내었다. 두 개의 물체는 독립적으로 측정된 포인트 그룹이라고 할 수 있다. 그리고 두 개의 포인트 그룹은 상호간에 일치하는 포인트 쌍으로 서로 연결되어 있다. 그림 5.1를 보면 3차원 영상 모델 내에서 선택되어진 샘플 포인트들과 3차원 영상 모델을 구성하는 모든 포인트들 중에서 앞서 선택되어진 샘플 포인트와 동일한 위치의 포인트 쌍이 서로 연결되어 있다. 실제 IGS 시스템에서 적용될 경우, 샘플 포인트는 환자의 무릎에서 digital probe와 같은 장비로 획득된 포인트들에 해당되고, 동일한 위치의 포인트 쌍은 CT와 같은 영상 장비로부터 재구성된 3차원 영상 모델내의 포인트들 중 하나가 될 것이다. 이들의 최초 위치가 서로 다른 이유는 3차원 영상 모델은 컴퓨터의 영상 좌표계(image coordinate) 내에 위치하고 있고, 무릎에서 샘플링 된 포인트들은 실 좌표계(world coordinate)에서 획득된 위치를 영상 좌표계로 변환하여 표현하였기 때문이다. 또한 수술 중 무릎은 수술이 진행되어짐에 따라 계속적으로 위치가 변동되기 때문에 3차원 영상 모델과의 지속적인 정합과정은 불가피함을 사료할 수 있다.

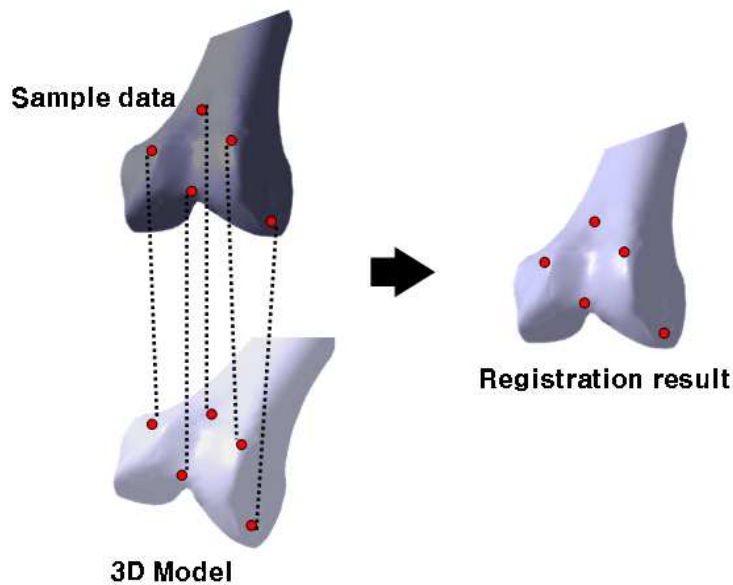


그림 5.1. 일치점들 간의 정합

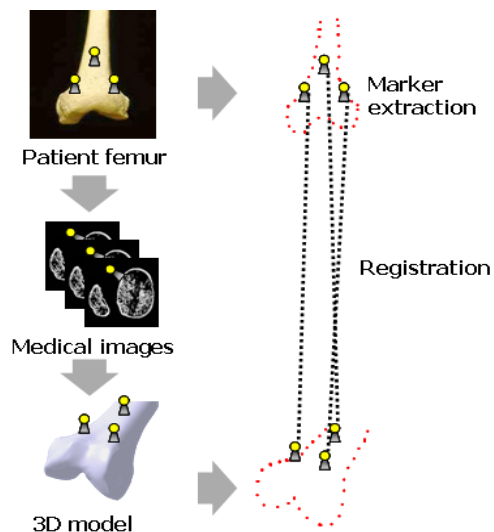
여기서 두 포인트 쌍 간의 정합 결과에 대한 판단은 다음의 수식을 바탕으로 평가된다.

$$\min_{R, T} \sum_i \|M_i - (RD_i + T)\|^2 \quad (5.2)$$

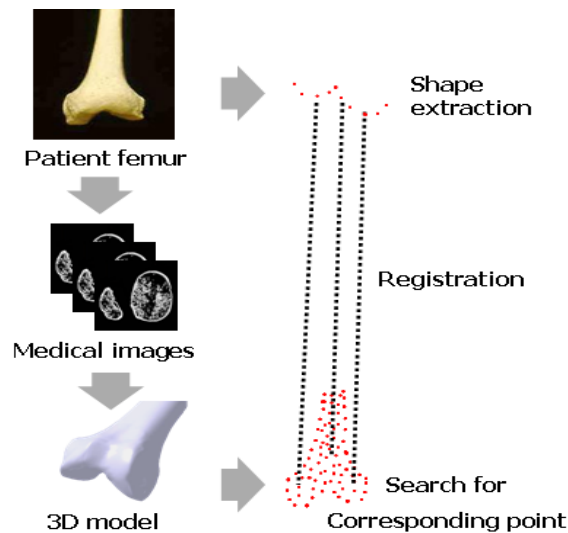
5.2의 수식에서  $D_i$ 는 환자의 무릎으로부터 얻어진 샘플 포인트 그룹의 초기 위치를 나타낸다.  $M_i$ 는 3차원 모델 내의 샘플 포인트와 일치하는 포인트 쌍을 의미한다. 그리고  $R$ 과  $T$ 는 각각 회전 변환과 이동 변환을 나타낸다. 따라서 5.2의 수식은 회전과 이동변환이 이루어진 샘플 포인트들에서 각 일치하는 포인트들 간의 거리가 최소가 되는 회전 및 이동 변환의 값을 찾는 과정이라고 해석 할 수 있다.

실제 참조 마커 기반의 IGS 시스템에서 이루어지는 영상 정합의 경우, CT와 같은 영상 장비로 환자의 환부를 촬영하기 전에, 미리 환부에 참조 마커를 부착하게 된다. 그리고 마커가 부착된 상태에서 촬영을 하여 환부의 3차원 영상 모델을 재구성하게 된다. 따라서 여기서  $M_i$ 는 3차원 영상 모델에 함께 표현되어 있는 참조 마커의 위치라고 할 수 있다.  $D_i$ 의 경우는 수술 중에 의사에 의해 환자의 참조 마

커를 digital probe를 통해 얻어낸 3차원 좌표 시스템 내의 위치가 된다(그림 5.2). 여기서 대응하는 포인트들  $M_i$ 와  $D_i$  사이에 연결되어있는 점선을 용수철로 생각한다면, 이는 곧 모든 용수철의 인장력이 최소가 되는 지점까지 변환이 이루어졌을 때, 정합이 완료되었다고 생각할 수 있다.



(a) Fiducial marker based registration



(b) Shape based registration

그림 5.2 3차원 영상 정합기술

### 5.2.2 ICP 알고리즘 구현

참조 마커 기반의 ICP 알고리즘의 경우, 일치하는 포인트 쌍의 위치가 참조 마커의 위치이기 때문에, 회전과 이동변환이 최소가 되는 변환 함수만을 찾으면 된다. 그러나 shape 기반의 ICP 알고리즘의 경우, 일치하는 포인트 쌍의 위치를 알지 못하기 때문에 여러 번의 반복적인 변환을 통하여 일치하는 포인트 쌍을 찾아가는 과정이 필수적이다. 일치하는 포인트 쌍을 모르는 shape 기반의 ICP 알고리즘의 과정은 다음과 같다(그림. 5.3)

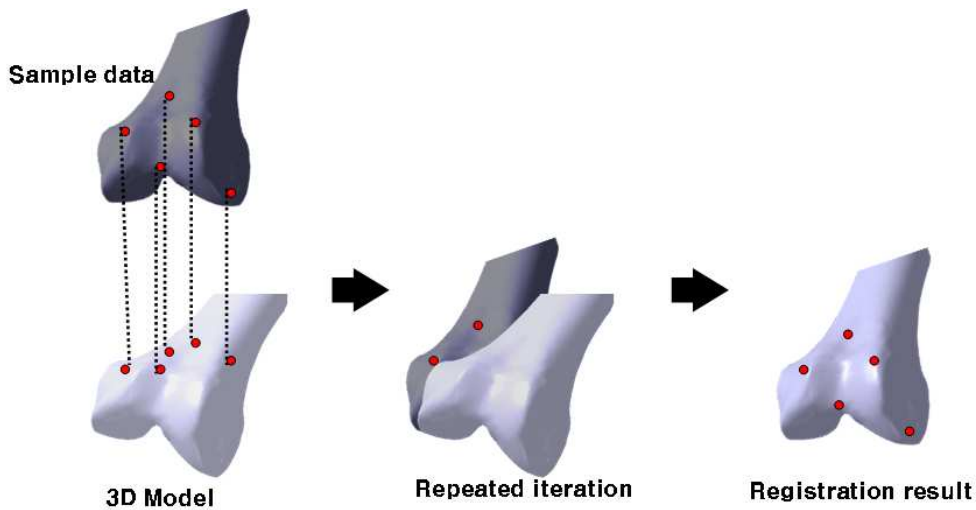


그림 5.3. Shape 기반의 ICP 알고리즘

- ① 회전과 이동에 관한 변환 값을 초기화 시키고, 반복 변환  $k$  값을 0으로 초기화한다.
- ② Digital probe를 통해 획득된  $D_i$ 의 값들에 대해서 3차원 영상 모델내의 모든 포인트들 중에서 가장 가까운 포인트  $M_i$ 를 euclidean distance를 사용하여 3차원 영상 모델 내에서 찾는다.
- ③ 포인트 쌍으로 선정된  $D_i$ 와  $M_i$ 를 대상으로 수식 2.2를 최소화하는 회전변환

$R_k$ 와 이동변환  $T_k$ 를 계산한다.

- ④ 변환의 결과가 원하는 정합의 정확도를 만족시키지 못한다면 ②로 돌아가서 포인트 쌍을 찾는 과정을 반복한다.

### 5.2.3 ICP 알고리즘의 수렴성

ICP 알고리즘의 핵심 아이디어는 다음과 같다. 첫 번째는 회전과 이동변환의 반복을 통해 영상 정합이 이루어지는 과정은 포인트 쌍 간의 평균 거리를 점차 줄여 나가게 된다는 것이다. 두 번째는 영상 정합의 과정 중 포인트 쌍을 찾기 위해 수행되는 최소거리의 포인트들  $M_i$ 와 샘플 포인트들  $D_i$ 와의 각각의 거리는 점차 줄어들고, 이는 곧 전체 포인트 쌍들의 평균 거리를 줄인다는 것이다. 따라서 본 이론에서는 ICP 알고리즘의 정합과정은 포인트 쌍을 찾아가는 반복과정을 진행함에 따라 반드시 수렴한다고 말할 수 있다[33]. 이에 대한 증명은 다음과 같다.

환자의 환부로부터 획득된 샘플 포인트들의 그룹을  $P$ 라고 하고, ICP가 이루어지는 반복 횟수를  $k$ 라고 정의했을 때,  $k$ 번째 정합과정에서의  $P$ 의 그룹은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P_k = \{\vec{p}_{ik}\} \text{ for } i=1,\dots,N \quad (5.3)$$

그리고 여기서 최초 샘플 포인트들의 그룹 위치는  $P_0$ 라고 정의한다. 또한 샘플 포인트가  $k$ 번째 정합과정에서 3차원 영상 모델 내의 최소거리 포인트들을 계산했을 때, 구성되는 최소거리의 포인트들, 즉 일치하는 포인트들의 그룹을 다음과 같이 정의한다.

$$Y_k = \{\vec{y}_{ik}\} \text{ for } i=1,\dots,N \quad (5.4)$$

이때 수행되는 회전변환을  $R$ 로 이동변환을  $T$ 로 정의한다.

위와 같이 정의되었을 때,  $k$ 번째 정합과정에서 일치하는 포인트들과 샘플 포인트 그룹간의 mean square error는 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$e_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\vec{y}_{ik} - \vec{p}_{ik}\|^2 \quad (5.5)$$

그리고 일치점들의 위치로 샘플 포인트 그룹을 회전 및 이동변환 한 후의 mean square error를  $d_k$  라고 정의 했을 때, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \vec{y}_{ik} - R_k \vec{p}_{i0} - T_k \right\|^2 \quad (5.6)$$

이때  $e_k$  와  $d_k$  는 항상  $d_k \leq e_k$  가 된다. 만약  $d_k > e_k$  와 같이 된다면, 회전 및 이동 변환의 값이 변하지 않는 동일 변환(identity transformation)일 때, 더 작은 mean square error( $e_k$ )를 가지게 될 것이다. 이것은 분명한 모순이다.

다음으로 최초 샘플 포인트 그룹의 위치  $P_0$ 가  $k$ 번째 영상 정합과정을 거쳐 새롭게 위치하였을 때, 해당 포인트들의 위치를  $P_{k+1}$ 이라고 하자. 만약 이때 3차원 영상 모델과의 최소거리의 포인트들에 대한 그룹이 이전 정합과정과 동일한 위치를 유지한다고 했을 때, 그 최소거리의 포인트들의 그룹은  $Y_k$ 가 될 것이다. 이때 mean square error는 여전히  $d_k$  가 되고, 다음과 같이 표현된다.

$$d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left\| \vec{y}_{ik} - \vec{p}_{i,k+1} \right\|^2 \quad (5.7)$$

그러나 다음 단계의 최소거리의 포인트들을 결정하는 과정에서 새로운 포인트 그룹  $Y_{k+1}$  이 구해진다. 이 때, 다음의 수식이 적용될 수 있다.

$$\left\| \vec{y}_{i,k+1} - \vec{p}_{i,k+1} \right\| \leq \left\| \vec{y}_{ik} - \vec{p}_{i,k+1} \right\| \quad \text{for } i=1,\dots,N \quad (5.8)$$

만약  $\vec{y}_{i,k+1}$  이  $\vec{p}_{i,k+1}$  과의 거리가  $\vec{y}_{ik}$  보다 크다면, 최소 거리를 구하는 수행 자체가 모순이 있다고 할 수 있다.

결과적으로 mean square error( $e_k$ )와  $d_k$ 는 다음의 조건을 따른다고 할 수 있다.

$$0 \leq d_{k+1} \leq e_{k+1} \leq d_k \leq e_k \quad \text{for all } k \quad (5.9)$$

따라서 ICP 알고리즘은 minimum value에서 반드시 수렴한다고 할 수 있다.

#### 5.2.4 ICP 알고리즘 정합종료 조건

ICP 알고리즘에서 정합의 종료를 지정하는 몇 가지 방법이 있다.

① 회전변환과 이동변환의 증가분이 원하는 threshold 이하라면 정합을 마친다.



$$\frac{|R_d|}{|R|} < \epsilon_R \text{ and } \frac{|T_d|}{|T|} < \epsilon_T \quad (5.10)$$

여기서 R과 T는 반복 과정을 통하여 축적된 회전과 이동 변환을 의미한다.

- ② 회전변환과 이동변환의 증가값의 크기가 원하는 threshold 이하라면 정합을 마친다.

$$|R_d| < \epsilon_{Rd} \text{ and } |T_d| < \epsilon_{Td} \quad (5.11)$$

- ③ 변환된 결과와 차이 값이 threshold 값보다 작으면 정합을 마친다.

$$\sum \|M_i - (RD_i + T)\|^2 < \epsilon_{LSE} \quad (5.12)$$

- ④ 반복 횟수 k가 지정된  $k_{\max}$  보다 크면 정합을 마친다.

본 논문에서는 정합을 종료하는 기준을 다음과 같은 방법으로 평가해 보았다. 환자의 환부로부터 선택되어진 샘플 포인트가 3차원 영상 모델내의 일치하는 포인트를 찾아가는 과정에서 최종적으로 샘플 포인트들이 femur에 대한 3차원 영상 모델에 매우 근접하게 되는 시점에서는 일치하는 포인트들이 변화되지 않게 된다. 따라서 이러한 경우, 회전변환과 이동변환은 더 이상 변동하지 않는다. 따라서 이때를 정합의 최종 결과로 판단하였다. 본 방법은 위에서 제시한 방법과 같이 특정 threshold를 입력하지 않아도 정합의 결과가 매우 근접할 때 까지 접근한다는 장점이 있다. 하지만, 본 방법은 다른 영상 정합의 정확도에 대한 평가방식과 마찬가지로 다음절에서 설명할 local minima에서 영상 정합이 종료되는 경우가 발생한다. local minima를 극복하는 방법으로 다양한 방법이 제시되었다.

### 5.2.5 ICP 알고리즘에서의 local minima

Shape 기반의 ICP 과정에서, 샘플 포인트  $D_i$ 로부터 측정되는 3차원 영상 모델내에서 최초 선정된  $M_i$ 가 샘플 포인트  $D_i$ 의 값과 근사한 값일수록 ICP 알고리즘의 정확도는 높아진다. 즉, 최초 ICP의 과정에서 선정되는  $M_i$ 의 포인트가 ICP 알고리즘의 중요한 요소라고 할 수 있다. 최초 선정된 최소거리  $M_i$ 가 샘플 포인트  $D_i$ 와 오차가 클수록 local minima에 들어가게 된다(그림 5.3).

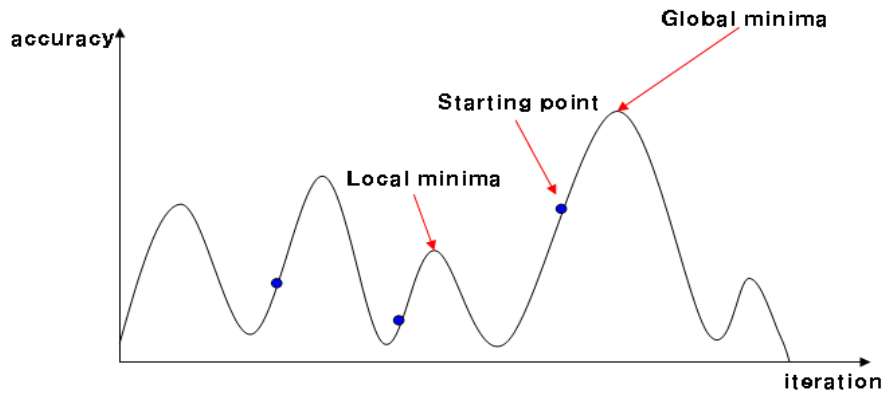


그림 5.4. Local minima와 Global minima

그림 5.4에서 starting point는 최초 선정된 일치하는 포인트  $M_i$ 를 의미한다. 실제적으로 찾고자 하는 정합 지점은 global minima의 위치가 된다. 하지만, starting point가 어디냐에 따라서 local minima에서 정합이 완료 될 수 있다.

이와 같은 문제는 참조 마커 기반의 정합 방식과 달리 선정된 포인트  $D_i$ 가 3차원 영상 모델에서 어느 포인트인지를 알 수 없기 때문에 발생하는 문제라고 할 수 있다. 따라서 shape 기반의 ICP 알고리즘에서 이와 같은 문제를 극복하기 위한 방법으로 선행 연구로 다음의 과정이 제안되었다[34].

- ① ICP 알고리즘을 동작시킨다. 그리고 최종적인 변환 결과 회전변환과 이동변환 ( $R, T$ )을 저장한다. 만약 수식 (5.2)의 least square error가 이전에 시도된 ICP의 결과 에러값 보다 더 작다면 이때의 변환값을 최적 변환 ( $R^*, T^*$ )로 설정한다.
- ② 현재 설정되어 있는 ( $R^*, T^*$ )에 대하여 무작위로 3차원 영상 모델을 흔들어서 random perturbing에 의해 새로운 최초 위치  $M_i$ 를 찾는다. 여기서 random perturbing 값은 최대 이동값과 최대 회전값 내에서 고르게 분포되어 있다.
- ③ 반복해서 ①과 ②의 과정을 시행한다. 그리고 추가적으로 개선된 least square error가 측정되지 않으면 ICP를 종료한다.

위에서 설명된 random perturbing 방법은 local minima에 빠지지 않을 확률을 높여준다. 하지만 이 방법 또한 항상 global minima를 찾는 것을 보장 할 수는 없다는 점에서 한계점을 가지고 있다고 할 수 있다. 본 논문에서는 TKR 수술에서 효율적으로 적용할 수 있는 영역 기반 ICP 알고리즘을 개발하여 효과적으로 local minima를 극복하는 방법을 제안하였다. 본 방법에 대한 내용은 5.4절에서 설명하였다.

### 5.3 고속, 최적 변환을 위한 Closed form solution

본 절에서는 샘플 포인트와 3차원 영상 모델 내에서 일치하는 포인트가 결정되었을 때, 샘플 포인트를 3차원 영상 모델내의 일치하는 포인트의 위치로 효과적으로 이동시키기 위해 필요한 closed form solution을 설명하였다. 그리고 본 이론을 유도하기 위해 필요한 쿼터니온의 성질 및 쿼터니온 기반의 회전 및 이동변환을 설명하였다.

#### 5.3.1 Closed form solution

Berthold K. P. Horn은 서로 다른 2개의 3차원 좌표계에 각각 분포한 3개 이상의 포인트들을 정합하기 위해서 필요한 이동 및 회전 변환에 대한 least square 문제를 closed form의 회전 및 이동 변환 방법을 제시하여 해결하였다[35]. 기존의 방법이 정합에 대한 error값이 특정 threshold값을 만족할 때까지 회전 및 이동변환을 임의로 반복하는 과정을 수행 하는데 반하여, Berthold K. P. Horn이 제시한 closed form을 사용하면 least square error의 측정 없이 한 번의 단계로 두 포인트 쌍 간의 회전 및 이동 변환을 찾을 수 있다. 물론 이러한 closed form solution을 사용할 경우, 3차원 영상 모델에서 찾아진 포인트  $M_i$ 는 샘플 포인트  $D_i$ 가 변환 전의 완벽한 일치 포인트라는 가정에서 가능하다. 하지만 두 포인트 그룹간의 정합을 위한 최적의 회전축, 회전각, 이동변환을 찾아 주기 때문에 기존에 사용된

방법에 비해 계산량과 정합의 정확도에 있어서 훨씬 더 높은 효율을 나타낼 것이라는 것을 예측할 수 있다. Closed form solution을 구현하기 위하여 사용된 회전 변환은 단위 쿼터니온(unit quaternion)을 기반으로 이루어진다. 쿼터니온에 의한 회전 변환방법은 5.3.3절에서 설명된다.

### 5.3.2 Solution Methods

두 개의 좌표 시스템 1과  $r$ 이 있다고 가정했을 때, 두 좌표 시스템에서 측정되는 3개의 포인트는  $r_{1,1}$ ,  $r_{1,2}$ ,  $r_{1,3}$  그리고  $r_{r,1}$ ,  $r_{r,2}$ ,  $r_{r,3}$  라고 생각할 수 있다. 이때의  $x_i$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다(그림 5.5).

$$X_i = r_{r,2} - r_{r,1} \quad (5.13)$$

또한 이때의 왼쪽 좌표 시스템 1에서의 새로운  $x$  축에 대한 방향을 나타내는 단위 벡터를 계산할 수 있다.

$$\hat{X}_i = X_i / \|X_i\| \quad (5.14)$$

또한  $X_i$ 에 수직인  $y_i$ 을 구할 수 있다.

$$y_i = (r_{r,3} - r_{r,1}) - [(r_{r,3} - r_{r,1}) \cdot \hat{x}_i] \hat{x}_i \quad (5.15)$$

그리고 왼쪽 좌표시스템에서의 새로운  $y$  축의 방향을 나타낼 수 있다.

$$\hat{y}_i = y_i / \|y_i\| \quad (5.16)$$

새롭게 구성  $x$ 와  $y$ 의 방향 벡터를 바탕으로 새로운  $z$  축의 방향 벡터를 계산할 수 있다.

$$\hat{z}_i = \hat{x}_i \times \hat{y}_i \quad (5.17)$$

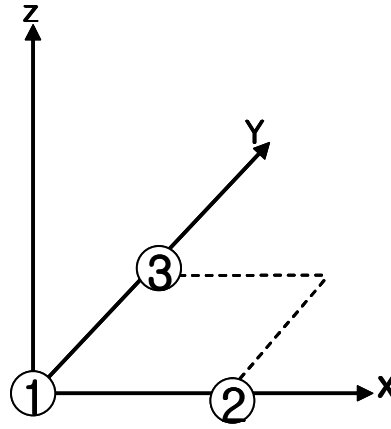


그림 5.5. 3개의 포인트를 이용한 새로운 좌표축 형성 방법

위와 같은 방법으로 오른쪽 좌표 시스템  $r$ 에서의 각 축에 대한 방향 벡터를 계산할 수 있다. 그리고 이 값들로 구성 매트릭스를  $\mathbf{M}_l, \mathbf{M}_r$ 을 구성할 수 있다.

$$\mathbf{M} = [\hat{x}_l, \hat{y}_l, \hat{z}_l], \quad \mathbf{M}_r = [\hat{x}_r, \hat{y}_r, \hat{z}_r] \quad (5.18)$$

여기서 왼쪽 좌표 시스템에서의 벡터  $\mathbf{r}_l$ 이 주어졌을 때, 이 벡터에 대한 각 축에 대한 요소를 다음의 식을 통해 계산할 수 있다.

$$\mathbf{M}_l^T \mathbf{r}_l \quad (5.19)$$

이 때  $\mathbf{M}_r$ 의 곱을 통해서 오른쪽 좌표 시스템에서의 결과를 유도할 수 있다.

$$\mathbf{r}_r = \mathbf{M}_r \mathbf{M}_l^T \mathbf{r}_l \quad (5.20)$$

즉, 결과적으로 회전을 위한 변환이 다음과 같이 도출된다.

$$\mathbf{R} = \mathbf{M}_r \mathbf{M}_l^T \quad (5.21)$$

여기서  $\mathbf{M}_l, \mathbf{M}_r$ 이 orthonormal하기 때문에 회전 변환의 결과 역시 orthonormal하다. 위의 결과는 3개의 포인트에 대한 회전변환을 찾기 위한 closed form solution을 제공한다. 하지만 이와 같은 방법은 다른 포인트들을 선택했을 때, 다른 회전 변환 결과가 나타난다는 점과 3개의 점 이상에 대해 확장할 수 없다는 한계점을 나타내게 된다.

따라서 3개 이상의 포인트들에 대한 형태는 다음과 같이 유도할 수 있다.  $n$ 개의

포인트가 있는 경우, 왼쪽과 오른쪽 좌표 시스템에 있는 포인트 그룹은  $\{\mathbf{r}_{l,i}\}$ ,  $\{\mathbf{r}_{r,i}\}$ 로 나타낼 수 있다. 그리고 각 점들의 상대적인 변환 값은 다음과 같다.

$$\mathbf{r}_r = s\mathcal{A}(\mathbf{r}_l) + \mathbf{r}_0 \quad (5.22)$$

여기서  $\mathbf{r}_0$ 는 이동변환의 offset값이다.  $s$ 는 scale을 나타낸다. 여기서 만약 수집되는 데이터 값이 정확하지 않다면, 위의 식을 만족하는 scale 요소, 회전, 이동을 찾아 내지 못할 것이다. 대신에 residual error가 측정된다.

$$e_i = \mathbf{r}_{r,i} - s\mathcal{A}(\mathbf{r}_{l,i}) - \mathbf{r}_0 \quad (5.23)$$

즉, 에러는 이동, scale, 회전의 전체 변화에 대한 값을 고려해야 한다.

$n$ 개의 점에 대한 왼쪽과 오른쪽 시스템에서 측정된 각 포인트들의 값의 centroid를 다음과 같이 정의한다.

$$\overline{\mathbf{r}_l} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_{l,i}, \quad \overline{\mathbf{r}_r} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_{r,i} \quad (5.24)$$

계산된 두개의 centroid에서 각 포인트들의 상대적 거리에 대한 점을 다음으로 정의한다.

$$\mathbf{r}'_{l,i} = \mathbf{r}_{l,i} - \overline{\mathbf{r}_l}, \quad \mathbf{r}'_{r,i} = \mathbf{r}_{r,i} - \overline{\mathbf{r}_r} \quad (5.25)$$

그러므로 이들 상대적 값들에 대한 합은 0을 나타낸다.

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{r}'_{l,i} = 0, \quad \sum_{i=1}^n \mathbf{r}'_{r,i} = 0 \quad (5.26)$$

따라서 수식 (5.23)에서 설명한 residual error는 다음과 같이 정의된다.

$$e_i = \mathbf{r}'_{r,i} - s\mathcal{A}(\mathbf{r}'_{l,i}) - \mathbf{r}'_0 \quad (5.27)$$

$$\text{where } \mathbf{r}'_0 = \mathbf{r}_0 - \overline{\mathbf{r}_r} + s\mathcal{A}(\overline{\mathbf{r}_l})$$

따라서 모든 포인트들에 대한 error값의 합은 다음과 같다.

$$\sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{r,i} - s\mathcal{A}(\mathbf{r}'_{l,i}) - \mathbf{r}'_0\|^2 \quad (5.28)$$

또는

$$\sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{r,i} - s\mathcal{A}(\mathbf{r}'_{l,i})\|^2 - 2\mathbf{r}'_0 \cdot \sum_{i=1}^n [\mathbf{r}'_{r,i} - s\mathcal{A}(\mathbf{r}'_{l,i})] + n\|\mathbf{r}'_0\|^2 \quad (5.29)$$

수식 (5.29)에서 이동변환을 찾기 위한 최소 에러값을 구하기 위해서는 수식의 가운데 부분은 상대값 들의 합이므로 0이 되고, 첫 번째 부분은  $\mathbf{r}'_0$ 와 무관하고, 세 번째 부분은 양의수를 가지게 되므로, 전체 에러는  $\mathbf{r}'_0$ 가 0이 되거나,  $r_0 = \overline{r_r - sR(r)}$ 일 때 최소가 된다(5.27). 즉, 이동 변환은 오른쪽 좌표 시스템의 측정값과 scale과 회전변환이 이루어진 왼쪽 좌표 시스템의 centroid의 차이값 이라고 생각 할 수 있다. 만약 실제 정합을 적용할 때, 미리 이동변환의 offset값  $\mathbf{r}_0$ 를 계산하게 되면 에러의 최소값을 구하는 공식은 다음과 같이 표현된다.

$$\sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{r,i} - sR(\mathbf{r}'_{l,i})\|^2 \quad (5.30)$$

수식 (5.30)의 에러를 전개하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{r,i}\|^2 - 2s \sum_{i=1}^n \mathbf{r}'_{r,i} \cdot R(\mathbf{r}'_{l,i}) + s^2 \sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{l,i}\|^2 \quad (5.31)$$

다음의 식을 간략히 표현하면,  $S_r - 2sD + s^2 S_l$ 이고, 이 식은 다시  $(s\sqrt{S_r} - D\sqrt{S_l})^2 + (S_r S_l - D^2)/S_l$ 으로 표현된다. 따라서 scale 요소를 찾기 위한 최소 에러값을 구하기 위해서는 첫 번째 부분이 0이 되거나  $s = D/S_l$ 이다.

다시 말하면  $s = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{r}'_{r,i} \cdot R(\mathbf{r}'_{l,i})}{\sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{l,i}\|^2}$ 이다.

여기서 scale에 대해서 error값을 symmetrical하게 표현하면 다음과 같이 표현된다.

$$e_i = \frac{1}{\sqrt{s}} \mathbf{r}'_{l,i} - \sqrt{s} R(\mathbf{r}'_{r,i}) \quad (5.32)$$

또는

$$\frac{1}{s} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{r,i}\|^2 - 2 \sum_{i=1}^n \mathbf{r}'_{r,i} \cdot R(\mathbf{r}'_{l,i}) + s \sum_{i=1}^n \|\mathbf{r}'_{l,i}\|^2 \quad (5.33)$$

본 식을 다시 간략히 표현하면,

$\frac{1}{s} S_r - 2D + s S_l$ 이 되고, 이 식은  $(\sqrt{s} S_r - \frac{1}{\sqrt{s}} S_l)^2 + 2(S_r S_l - D^2)$ 이 된다.

즉, 여기서 첫 번째 부분이 0이거나  $s = S_r/S_l$ 이면 scale을 찾기 위한 최소 에러 값

이 된다. 따라서 다음과 같은 수식이 된다.

$$s = \left( \frac{\sum_{i=1}^n \|r'_{r,i}\|^2}{\sum_{i=1}^n \|r'_{l,i}\|^2} \right)^{1/2} \quad (5.34)$$

Symmetrical 표현의 장점은 에러값이 최소가 되는 scale 값을 찾기 위해서 회전 변환의 값을 알 필요가 없다는 점이다. 이러한 점은 결국 회전변환은 scale 요소에 영향을 받지 않게 되므로, 전체 에러값은 D의 값  $\sum_{i=1}^n r'_{r,i} R(r'_{l,i})$ 이 최대값이 될 때, 최소가 된다는 것을 알 수 있다.

### 5.3.3 쿼터니온 기반 회전, 이동변환

회전 변환을 나타내는 다양한 방법들이 지금까지 많은 선행연구에서 제시되어왔지만, 단위 쿼터니온 기반의 회전변환을 사용하였을 경우, 회전 변환에 대한 계산 방법이 매우 단순할 뿐만 아니라, 두 개의 포인트 그룹의 최적의 정합을 위한 임의의 축과 회전 각도를 결정하기 위한 방법을 구현할 수 있다. 본 절에서는 5.3.2 절에서 언급한  $\sum_{i=1}^n r'_{r,i} R(r'_{l,i})$ 의 값이 최대가 되는 회전 변환을 찾기 위한 방법을 설명하였다.

#### A. 쿼터니온의 성질

복소수 평면에서 2차원 공간의 포인트의 위치를 하나의 벡터로 표현 할 수 있듯이, 쿼터니온을 사용하면 3차원 공간에서 포인트의 위치를 벡터와 스칼라 값을 사용하여 나타낼 수 있다.

$$q = q_0 + iq_x + jq_y + kq_z \quad (5.35)$$

쿼터니온은 복소수와 비슷한 성질을 가진다. 쿼터니온을 구성하는 방향 벡터는 다음의 성질을 가진다.



$$\begin{aligned}
i^2 &= -1, \quad j^2 = -1, \quad k^2 = -1 \\
ij &= k, \quad jk = i, \quad ki = j \\
ji &= -k, \quad kj = -i, \quad ik = -j
\end{aligned} \tag{5.36}$$

따라서 쿼터니온 간의 곱은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
\dot{r}\dot{q} &= (r_0q_0 - r_xq_x - r_yq_y - r_zq_z) \\
&+ i(r_0q_x + r_xq_0 + r_yq_z - r_zq_y) \\
&+ j(r_0q_y - r_xq_z + r_yq_0 + r_zq_z) \\
&+ k(r_0q_z + r_xq_y - r_yq_x + r_zq_0)
\end{aligned} \tag{5.37}$$

다음의 쿼터니온 곱을 4x4 매트릭스로 표현하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\dot{r}\dot{q} = \begin{bmatrix} r_0 & -r_x & -r_y & -r_z \\ r_x & r_0 & -r_z & r_y \\ r_y & r_z & r_0 & -r_x \\ r_z & -r_y & r_x & r_0 \end{bmatrix} \dot{q} = \dot{I}\dot{R}q \quad \dot{q}\dot{r} = \begin{bmatrix} r_0 & -r_x & -r_y & -r_z \\ r_x & r_0 & r_z & -r_y \\ r_y & -r_z & r_0 & r_x \\ r_z & r_y & -r_x & r_0 \end{bmatrix} \dot{q} = \overline{\dot{I}\dot{R}q} \tag{5.38}$$

## B. 쿼터니온의 내적

두 개의 쿼터니온의 내적은 일치하는 각 요소의 곱의 합을 의미한다.

$$\dot{p} \cdot \dot{q} = p_0q_0 + p_xq_x + p_yq_y + p_zq_z \tag{5.39}$$

하나의 쿼터니온의 크기의 제곱은 쿼터니온 자체의 내적이다.

$$\|\dot{q}\|^2 = \dot{q} \cdot \dot{q} \tag{5.40}$$

복소수와 마찬가지로 쿼터니온의 conjugate는 벡터 성분에 conjugate를 취해 준다.

$$\dot{q}^* = q_0 - iq_x - jq_y - kq_z \tag{5.41}$$

다음의 성질을 바탕으로 conjugate와 구성되어 있는 4x4 매트릭스는 다음과 같이 쿼터니온의 내적을 identity 매트릭스 곱으로 표현한 것과 같다.

$$\dot{q}\dot{q}^T = \dot{q} \cdot \dot{q} I \tag{5.42}$$

또한 쿼터니온과 쿼터니온의 conjugate는 쿼터니온의 내적으로 표현된다.

$$\dot{q}\dot{q}^* = (q_0^2 + q_x^2 + q_y^2 + q_z^2) = \dot{q} \cdot \dot{q} \tag{5.43}$$

따라서 결국 쿼터니온의 inverse는 쿼터니온의 conjugate를 쿼터니온의 크기의 제곱으로 나누어준 결과로 표현할 수 있다. 그러므로 크기가 1인 단위 쿼터니온의 inverse는 쿼터니온의 conjugate라고 할 수 있다.

$$\dot{q}^{-1} = (1/\dot{q} \cdot \dot{q}) \dot{q}^* \quad (5.44)$$

### C. 단위 쿼터니온과 회전변환

3차원 좌표 시스템에서 포인트의 위치를 나타내는 벡터는 회전변환이 이루어진 다 하더라도 벡터의 크기는 변화하지 않는다. 또한 여러 개의 포인트들의 경우, 포인트들의 집합이 같은 회전변환을 했을 때, 그 포인트들의 벡터들 간의 각도는 변화하지 않는다. 그러므로 회전변환은 벡터들 간의 내적값을 유지한다고 할 수 있다. 따라서 벡터들이 내적값을 유지하는 상태에서 순수하게 허수부만을 가지고 있는 쿼터니온들의 위치와 변환된 이들 쿼터니온들의 위치를 찾을 수 있다면, 단위 쿼터니온을 사용하여 회전변환을 표현 할 수 있다. 또한 임의의 쿼터니온에 단위 쿼터니온을 곱한다 하더라도 그 쿼터니온 간의 내적값은 유지된다.

$$(\dot{q} \dot{p}) \cdot (\dot{q} \dot{r}) = \dot{p} \cdot \dot{r} \quad (5.45)$$

따라서 임의의 쿼터니온에 단위 쿼터니온들을 곱하여 회전 변환을 표현할 수 있다.

$$\dot{r}' = \dot{q} \dot{r} \dot{q}^* \quad (5.46)$$

또한 이것은 단위 쿼터니온과 일치하는 4x4 메트릭스로 확장할 수 있다.

$$\dot{q} \dot{r} \dot{q}^* = (\dot{Q} \dot{r}) \dot{Q}^* = \overline{Q^T} (\dot{Q} \dot{r}) = (\overline{Q^T} \dot{Q}) \dot{r} \quad (5.47)$$

$$\overline{Q^T} \dot{Q} = \begin{bmatrix} \dot{q}_0 \cdot \dot{q}_0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & (\dot{q}_0^2 + \dot{q}_x^2 - \dot{q}_y^2 - \dot{q}_z^2) & 2(\dot{q}_x \dot{q}_y - \dot{q}_0 \dot{q}_z) & 2(\dot{q}_x \dot{q}_z + \dot{q}_0 \dot{q}_y) \\ 0 & 2(\dot{q}_y \dot{q}_x + \dot{q}_0 \dot{q}_z) & (\dot{q}_0^2 - \dot{q}_x^2 + \dot{q}_y^2 - \dot{q}_z^2) & 2(\dot{q}_y \dot{q}_z - \dot{q}_0 \dot{q}_x) \\ 0 & 2(\dot{q}_z \dot{q}_x - \dot{q}_0 \dot{q}_y) & 2(\dot{q}_z \dot{q}_y + \dot{q}_0 \dot{q}_x) & (\dot{q}_0^2 - \dot{q}_x^2 - \dot{q}_y^2 + \dot{q}_z^2) \end{bmatrix} \quad (5.48)$$

위의 4x4 메트릭스에서 0과 단위 쿼터니온의 곱인 1을 제외한 3x3 메트릭스는 일

반적인 회전변환에 사용되는 변환 매트릭스와 일치한다.

일반적으로 3차원 공간에서 회전 변환을 나타내는 회전각  $\theta$ 와 단위벡터로 구성된 회전축  $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ 을 단위 쿼터니온으로 변환하면 다음과 같다.

$$\dot{q} = \cos \frac{\theta}{2} + \sin \frac{\theta}{2} (j\omega_x + k\omega_y + l\omega_z) \quad (5.49)$$

이와 같은 단위 쿼터니온을 이용하면 회전변환의 축적된 값을 쉽게 구할 수 있다. 앞에서 구한 회전에 대한 2차 회전은 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{r}' = \dot{p} \dot{r}' p^* = \dot{q} \dot{r} \dot{q}^* \quad \text{즉,} \quad \dot{r}' = (\dot{p} \dot{q}) \dot{r} (\dot{p} \dot{q})^* \quad (5.50)$$

즉, 단위 쿼터니온의 곱을 통해서 2차 회전을 구할 수 있다. 이러한 단위 쿼터니온의 곱을 통해 축적된 회전 변환을 구하는 방법은 일반적인 회전변환의 계산에 비해 많은 양의 계산값을 매우 효율적으로 줄일 수 있다.

### 5.3.4 Closed form solution에 의한 최적 회전변환

5.3.2절을 통해서 전체 에러값을 최소화하기 위해서는  $\sum_{i=1}^n r'_{r,i} R(r'_{l,i})$ 이 최대가 되는 값을 찾아야 한다는 것을 알 수 있었다. 따라서 단위 쿼터니온 기반에서는  $\sum_{i=1}^n (\dot{q} \dot{r}'_{l,i} \dot{q}^*) \cdot r'_{r,i}$  값이 최대가 되는 단위 쿼터니온을 찾아야 한다. 또한 이 식은 단위 쿼터니온의 성질에 따라  $\sum_{i=1}^n (\dot{q} \dot{r}'_{l,i}) \cdot (\dot{r}'_{r,i} \dot{q})$ 으로 표현된다. 그리고 이 식의 각 요소는 4x4 매트릭스로 표현된다.

$$\dot{r}'_{r,i} \dot{q} = \begin{bmatrix} 0 & -x'_{r,i} & -y'_{r,i} & -z'_{r,i} \\ x'_{r,i} & 0 & -z'_{r,i} & y'_{r,i} \\ y'_{r,i} & z'_{r,i} & 0 & -x'_{r,i} \\ z'_{r,i} & -y'_{r,i} & x'_{r,i} & 0 \end{bmatrix} \cdot \dot{q} = IR_{r,i} \dot{q} \quad (5.51)$$

$$\dot{q} \dot{r}'_{l,i} = \begin{bmatrix} 0 & -x'_{l,i} & -y'_{l,i} & -z'_{l,i} \\ x'_{l,i} & 0 & z'_{l,i} & -y'_{l,i} \\ y'_{l,i} & -z'_{l,i} & 0 & -x'_{l,i} \\ z'_{l,i} & y'_{l,i} & -x'_{l,i} & 0 \end{bmatrix} \cdot \dot{q} = \overline{IR}_{l,i} \dot{q} \quad (5.52)$$

따라서  $\sum_{i=1}^n (\overline{IR}_{l,i} \dot{\phi}) \cdot (IR_{r,i} \dot{\phi})$ 이 최대가 되는 값을 찾는 것이라고 할 수 있다.

이 수식은 다음과 같이 표현된다.

$$\sum_{i=1}^n \dot{q}^T \overline{IR}_{l,i}^T IR_{r,i} \dot{q} = \dot{q}^T \left( \sum_{i=1}^n \overline{IR}_{l,i}^T IR_{r,i} \right) \dot{q} = \dot{q}^T \left( \sum_{i=1}^n N_i \right) \dot{q} = \dot{q}^T N \dot{q} \quad (5.53)$$

$N$ 을 symmetric메트릭스의 곱으로 표현된 결과로 따라서  $N$ 역시 symmetric하다.

왼쪽 좌표계와 오른쪽 좌표계에서 측정된 좌표들의 곱의 합은  $M = \sum_{i=1}^n x'_{l,i} x'_{r,i}$ 으로 표현할 수 있다. 그리고 회전변환에 대한 최소 에러를 계산하기 위한 모든 요소들을 포함한 메트릭스를 구성하면 다음과 같다.

$$M = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xy} & S_{xz} \\ S_{yx} & S_{yy} & S_{yz} \\ S_{zx} & S_{zy} & S_{zz} \end{bmatrix} \quad (5.54)$$

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

결과적으로  $N$ 을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$N = \begin{bmatrix} (S_{xx} + S_{yy} + S_{zz}) & S_{yz} - S_{zy} & S_{zx} - S_{xz} & S_{xy} - S_{yx} \\ S_{yz} - S_{zy} & (S_{xx} - S_{yy} - S_{zz}) & S_{xy} + S_{yz} & S_{zx} + S_{xz} \\ S_{zx} - S_{xz} & S_{xy} + S_{yz} & (-S_{xx} + S_{yy} - S_{zz}) & S_{yz} + S_{zy} \\ S_{xy} - S_{yx} & S_{zx} + S_{xz} & S_{yz} + S_{zy} & (-S_{xx} - S_{yy} + S_{zz}) \end{bmatrix} \quad (5.55)$$

따라서 위에서 설명한 closed form solution을 요약하면 왼쪽과 오른쪽의 좌표 시스템에서 측정된 2개의 centroid는 각 좌표 시스템에서의 상대적인 값을 구하게 된다. 그리고 이 값들은 9가지의 곱의 형태 ( $x'_{l,n}, x'_{r,n}, \dots, z'_{l,n}$ )를 계산하게 되고 이들 값들을 기반으로 9개의 곱의 결과 값들 ( $S_{xx}, S_{xy}, \dots, S_{zz}$ )을 구성하게 된다.

따라서  $N$ 을 수식 5.5와 같이 구성하게 되었다. 그리고 이  $N$ 을 통해 4개의

eigenvalue와 eigenvector를 구하게 된다. 그리고 이중 최대 양수의 eigenvalue에 해당하는 eigenvector는 결국 에러를 최소화하는 회전에 대한 단위 쿼터니온을 나타내게 된다. 그리고 5.3.2절에서 설명했듯이, 이동 변환은 오른쪽 좌표 시스템의 측정값과 scale과 회전변환이 이루어진 왼쪽 좌표 시스템의 centroid의 차이값이다.

결론적으로 단위 쿼터니온 기반의 closed form solution을 사용하면, 샘플 포인트들이 3차원 영상 모델 내에 선정된 일치하는 포인트들로 이동하기 위한 최소 에러의 회전 및 이동 변환을 구할 수 있다. 다시 말해서,  $\mathbf{N}$ 에 대한 최대 양수의 eigenvalue와 eigenvector를 구함으로써 반복적으로 회전 및 이동변환을 찾을 필요 없이 최적의 회전축에 대한 회전변환과 이동변환을 찾을 수 있다는 것을 의미한다. 물론 본 이론은 샘플 포인트들이 3차원 영상 모델 내에서 완벽히 일치하는 포인트 쌍 찾았을 때, 가능하다. 결국 5.2.2절에서 설명한 반복적인 iteration을 통해 샘플 포인트가 3차원 영상 모델 내의 어느 포인트인지를 찾아가야만 한다. 따라서 본 3차원 영상 정합의 정확도는 샘플 포인트의 위치가 3차원 영상 모델의 어느 위치였다는 것을 찾는가에 문제라고 요약할 수 있다.

## 5.4 영역 기반 ICP 알고리즘

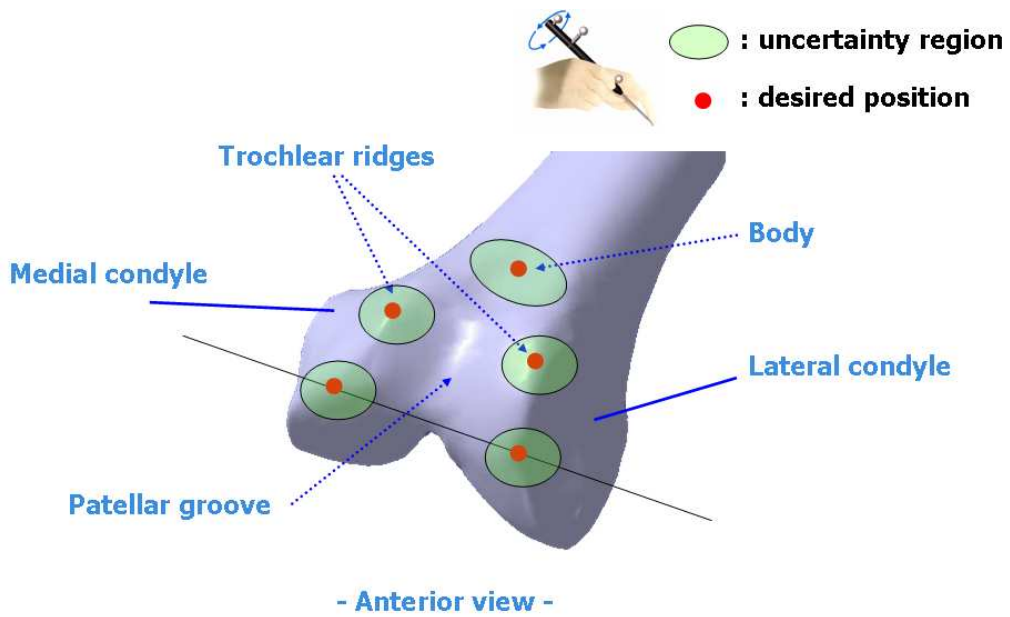
5.2절과 5.3절에서 언급한 방법은 일부의 샘플 포인트들을 바탕으로 3차원 영상 모델과의 정합을 가능하게 한다. 하지만, 위의 방법은 샘플 포인트들의 초기 위치가 어디에 위치하느냐에 따라 다양한 에러율의 차이를 나타낸다. 다시 말해서 5.2.4절에서 언급한 local minima가 발생할 확률이 매우 높다. 이는 적은 수의 샘플 포인트가 femur의 3차원 영상 모델을 구성하고 있는 다수의 포인트들 중에서 일치하는 포인트를 찾아 가는 과정이기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 femur의 영역을 구분하고, 구분된 영역 내에서 샘플 포인트를 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 기

하학적 특징이 사람의 눈으로 구분할 수 있는 anatomical landmark를 가지고 있다는 점에서 가능하다.

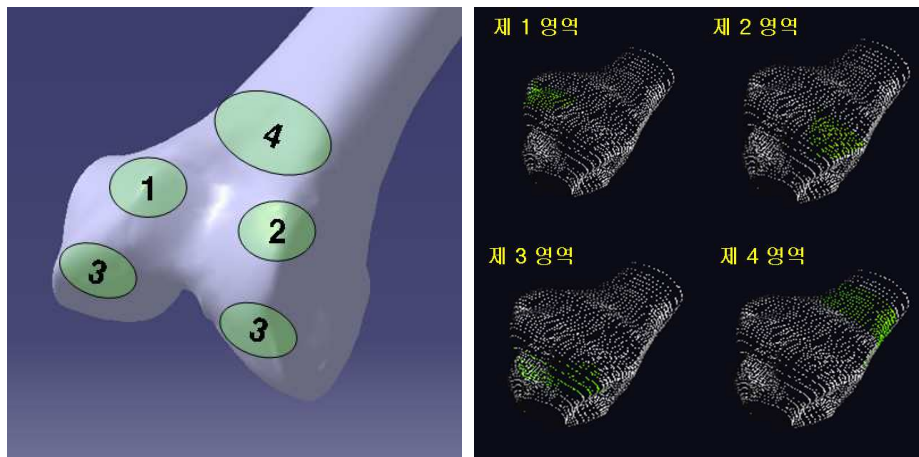
#### 5.4.1 영역 선정

Femur의 영역은 총 4개의 영역으로 구분하였다. 영역을 구분한 조건은 첫째, 수술 중에 의사가 볼 수 있는 영역으로 제한하였다. 둘째, 의사가 수술에서 쉽게 구분할 수 있는 anatomical landmark 부위로 선정하였다(그림5.5). 셋째, 영역의 수는 영역 내에서 선정된 샘플 포인트들만으로 femur의 위치를 3차원 좌표계 내에서 정의할 수 있도록 선정하였다. 예를 들어 영역이 2개일 경우, femur와 femur의 정합이 반대 방향으로 정합 될 수 있고, 이러한 경우도 포인트 쌍 간의 least square error는 매우 작게 나타날 수 있다. 따라서 본 논문에서는 알고리즘의 평가를 위해서 3차원 영상 모델과 동일한 모델을 하나 더 구성하여 샘플 포인트들이 이동과 회전변환을 시행하는 단계마다 같은 이동과 회전변환을 시행한 후, 정합 결과를 두 모델간의 각 포인트들 간의 차이 값으로 측정하였다.

Femur내 영역의 구분은 anterior view에서 patellar groove를 중심으로 medial condyle 영역과 lateral condyle 영역의 trochlear ridges를 각각 제 1 영역과 제 2 영역으로 구분하였다. 제 3 영역은 femur와 tibia가 접촉하는 면의 중심선을 기준으로 선정하였다. 그리고 제 4 영역은 femur의 body가 시작되는 부분에서 절개창 영역을 고려하여 선정하였다(그림 5.6). 각 영역이 한 점으로 선정되지 않고 영역으로 구분된 이유는 의사가 그 포인트를 샘플링 할 때, 항상 원하는 점이 선정될 수 없기 때문에 영역을 지정하여 구분하였다. 이렇게 선정된 영역 내에서 추출된 샘플 포인트들은 각 포인트들이 속해있는 영역 내에서 일치점을 찾는 과정을 수행하게 된다.



(a) Femur의 영역 구분



(b) Femur의 영역 구분

그림 5.6 Femur의 영역 구분

#### 5.4.2 영역 기반 ICP 알고리즘 구현

영역 기반 ICP 알고리즘 5장에서 설명한 ICP 알고리즘, closed form solution, 영

역별 샘플링의 과정이 함께 적용된다. 알고리즘의 순서도는 다음과 같다(그림 5.7). 최초 4개의 영역에서 각각의 샘플 포인트가 선정된다. 영역에 대한 샘플 포인트의 수를 결정한다. 이는 IGS 시스템에서는 의사에 의해 추출된 샘플 포인트가 될 것이다. 그리고 이들 각 샘플들은 3차원 영상 모델 내에서 샘플 포인트가 속해 있는 영역 내에서 euclidean distance를 통해 최소 거리의 포인트를 일치하는 포인트로 선정하게 된다. 4개의 영역에서 선정된 각각의 샘플 포인트들과의 포인트 쌍은 5.3절에서 설명한 closed form solution에 의해 회전 및 이동 변환이 이루어진다. 그리고 회전 및 이동 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 변화 여부를 비교하게 된다. 이러한 반복과정은 일치 포인트가 더 이상 변화하지 않을 때까지 반복된다. 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.



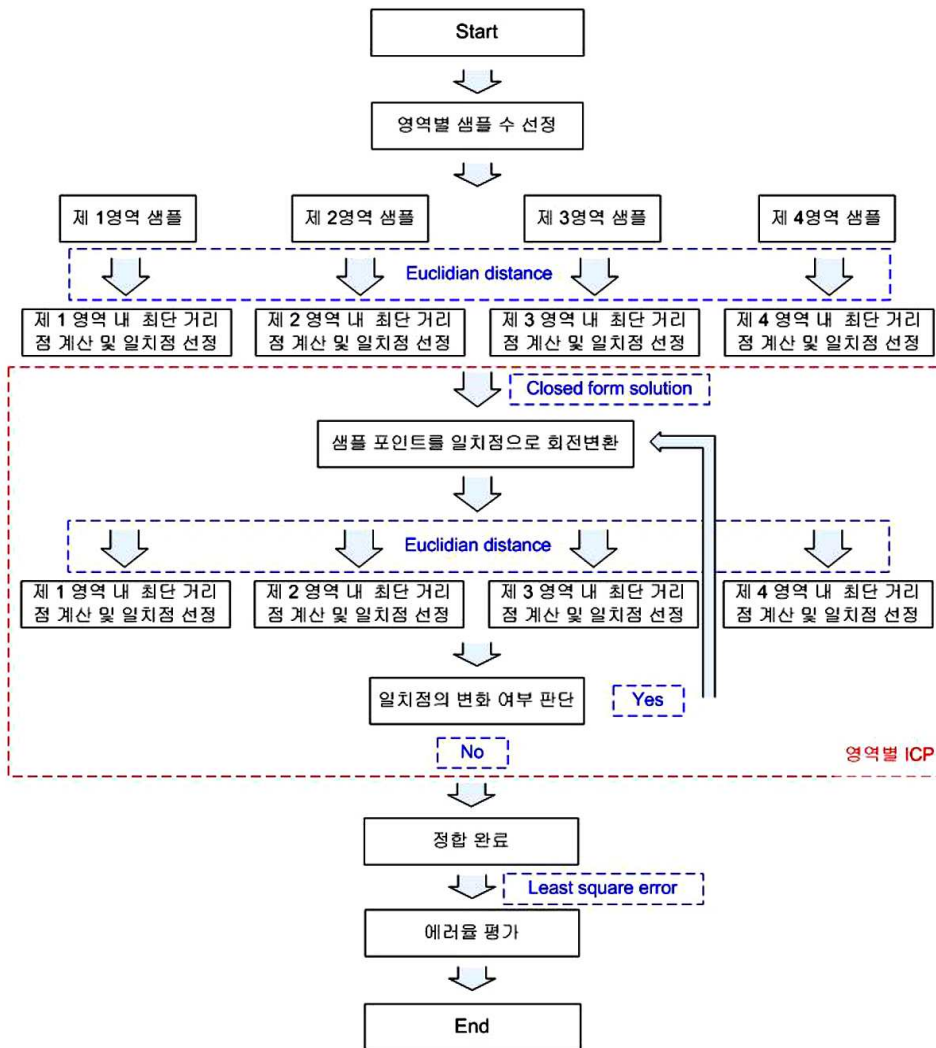


그림 5.7 영역 기반 ICP 알고리즘

## 제 6장 전체 시스템 구성

본 장에서는 전체 시스템의 구성도를 설명하고, 다음 구성도에 따라 구축된 3차원 영상 정합 시스템을 소개하였다. 그림 6.1은 영상 정합 알고리즘을 평가하기 위해 구성된 시스템의 구조를 설명하였다.

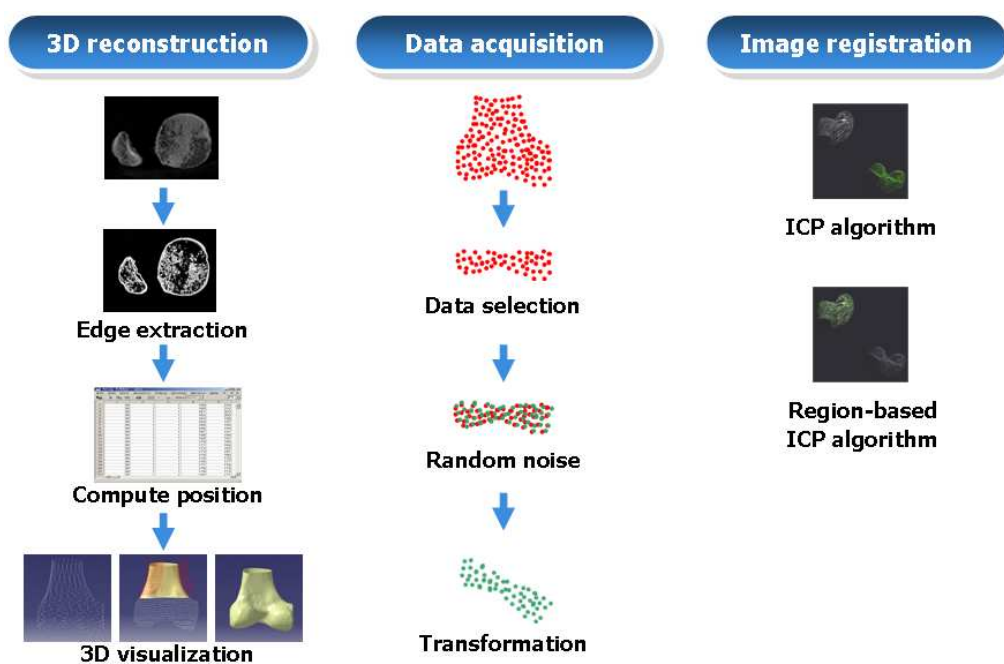
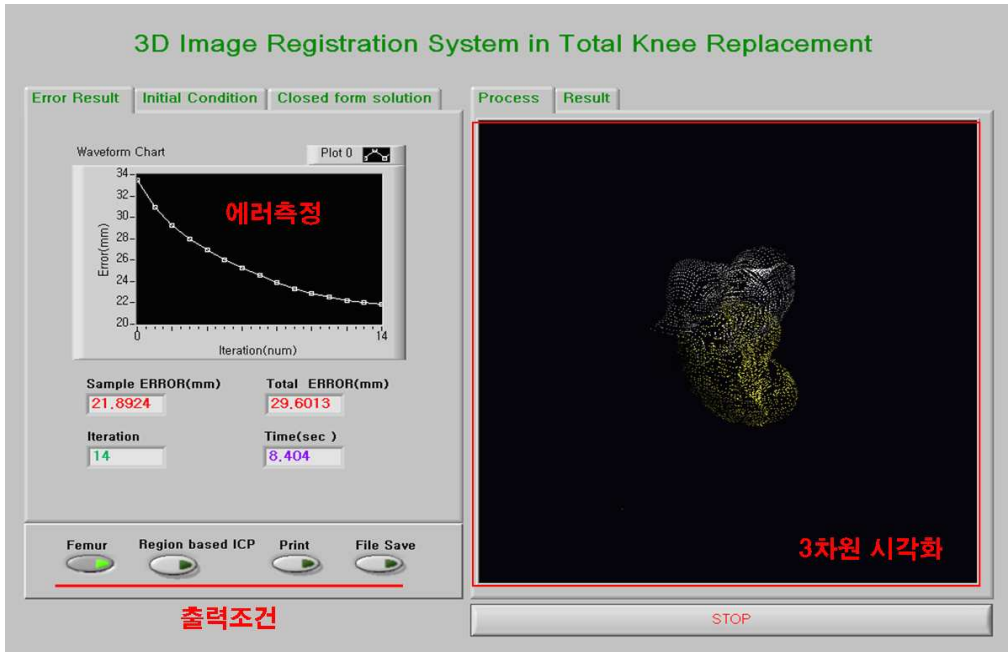


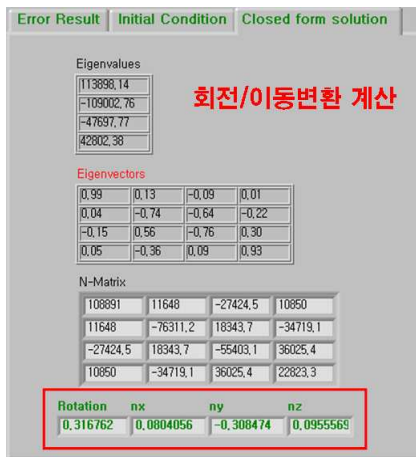
그림 6.1. 3차원 영상정합 시스템 구성도

3차원 영상 정합 시스템은 크게 샘플 포인트 추출 부분과 3차원 시각화 부분, 그리고 영상 정합 부분으로 구분된다. 데이터 추출 부분은 샘플 포인트들을 선정하고, 그 포인트들에 대한 random noise를 추가한 후, 회전 및 이동변환을 하는 부분이다. 3차원 시각화 부분은 CT 데이터를 바탕으로 재구성된 3차원 영상 모델을

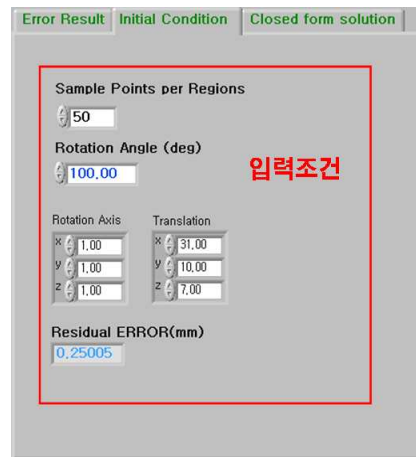
시각화를 하는 부분이다. 영상 정합은 ICP 알고리즘에 의해서 최적의 정합을 선정하는 부분이다. 본 시스템의 user interface는 그림 6.2과 같다.



(a) 출력 영상 및 정합도 평가



(b) 회전 및 이동변환 계산



(c) 입력조건 입력

그림 6.2. 시스템 user interface

그림 6.1의 (a)의 경우, 3차원 영상 정합을 평가하기 위한 프로그램의 interface를 보여준다. 좌측 상단의 에러측정은 ICP 알고리즘이 반복적으로 적용됨에 따라 평가되는 정합의 정확도를 평가하는 부분이다. Wave chart는 반복 정합 과정이 진행됨에 따라 에러 값이 측정되어 연속적인 그래프를 나타내어준다. Wave chart 밑의 4개의 값에서 sample error는 femur내에서 선택되어진 샘플 포인트들에 대해서 최종적으로 정합이 이루어진 후의 변환 전의 샘플 포인트들의 위치와 변환 후 영상 정합을 통하여 예측된 샘플들의 위치 값들의 차이를 구하고, 이들 차이 값에 대해 평균값을 계산한 값이다. Total error는 최초 femur를 구성하는 모든 포인트들의 값을 영상 정합 후, 모든 값에 대해서 비교하여 계산된 차이 값에 대한 평균값을 계산한 결과이다. 이는 실제적으로 샘플 포인트들 간의 에러값은 매우 작을 수 있지만, 3차원 영상 모델을 구성하는 모든 포인트 값을 비교함으로써 수치적으로 local minima의 여부를 판단하기 위하여 구현되었다. 이는 3차원 영상 모델로 샘플 포인트들이 찾아가는데 필요한 모든 회전변환과 이동변환 값을 새로운 3차원 영상 모델을 구성하여 같은 변환을 적용함으로써 total error를 계산할 수 있었다. Iteration은 ICP 알고리즘에서 반복적으로 일치하는 포인트를 찾아가는 과정을 수행하기 때문에 나타나는 총 반복 수행 횟수를 나타낸다. Time은 ICP 알고리즘이 적용되어 최종적인 값에 도달 할 때까지의 시간을 나타내는 부분이다. 좌측하단의 출력조건부분은 좌측부터 femur의 전체 영역을 시각화하는 조건을 선택하는 부분, 영역기반의 정합 알고리즘과 일반적인 shape 기반의 ICP 알고리즘을 비교하여 평가하기 위한 부분, 출력 결과를 자동으로 프린트하는 부분, 정합 결과를 excel파일로 저장하는 부분으로 구성된다. 우측에는 3차원 femur영상의 시각화 부분이 나타나 있고, 이는 반복적인 작업에 따라 변화하는 정합 결과를 3차원 시각화하여 보여 준다. 3차원 시각화 부분은 process와 result로 구분되고, process창은 반복 작업이 이루어짐에 따라 단계적으로 시각화하기 위해 구현하였고, result부분은 정합 결과를 마우스 컨트롤을 통해 다양한 각도에서 결과 영상을 볼 수 있도록 구현하였다. (b)의 경우, (a)의 화면에서 tab 컨트롤을 통해 사용할 수 있다. (b)는 5.3절에서 설명한 closed form solution을 영상 정합의 반복 과정이 이루어짐에 따라 매번 계산 되는 eigenvalue, eigenvector, N-matrix를 나타낸다. 여

기서 계산된 최대 positive eigenvalue는 영상의 회전 및 이동변환을 위한 최적의 변환 값을 제공한다. (c)의 경우, 영역기반 ICP 알고리즘과 ICP 알고리즘을 평가하기 위해 선택되어지는 샘플 포인트의 개수와 초기 회전 및 이동 조건을 부여하는 차이이다. 그리고 최초 샘플 포인트를 획득할 때, 실제 수술에서는 digital probe와 같은 영상 획득 장비를 통해 선택되어 지기 때문에, 장비 자체의 측정 에러값을 가지게 된다. 따라서 각각 선택되어진 샘플 포인트에 대해 random noise를 부여하게 되고, 여기서 random noise에 대한 평균값을 residual error로 표현하여 나타내었다.

## 제 7장 실험 및 결과분석

본 장에서는 5장에서 설명한 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.

그림 7.1은 3차원 영상 정합 알고리즘 평가 구성도를 나타낸다(그림 7.1). 최초 femur 의 3차원 영상 모델을 구성하고 있는 총 20065개의 포인트들 중에서 임의로 샘플 포인트를 추출하였다. 그 다음으로 추출된 샘플 포인트에 0-1사이의 임의의 노이즈 값을 추가 했다. 여기서 노이즈가 부여된 샘플 포인트는 수술시 의사에 의해 선택된 데이터에 해당된다. 따라서 위의 샘플 포인트는 초기조건으로 임의의 회전과 이동변환을 부여 하였다. 이는 수술시 femur의 위치가 고정된 위치에 있는 것이 아니고, 수술 중에도 계속적으로 변화하기 때문에 다음과 같은 회전과 이동변환을 부여한 것이다. 다음으로 선택된 샘플 포인트들이 femur의 3차원 영상 모델에 어느 지점에 해당하는지를 찾아가는 ICP 알고리즘이 적용되었다. 영상 정합 알고리즘은 ICP 알고리즘과 영역 기반 ICP 알고리즘으로 평가되고 정합의 정확도를 비교하였다. Closed form solution 에서는 최초의 위치와 변환된 위치를 알고 있을 경우, 매우 정확한 정합도로 임의의 회전축에 대한 회전과 이동변환을 구할 수 있다. 하지만, 불행히도 수술시 의사가 선택하게 될 샘플 포인트가 정확히 3차원 영상 모델 내의 어느 위치인지를 알 수 가 없다. 따라서 ICP 알고리즘은 5.2.2 절에서 설명한 일치 포인트를 찾아가는 과정을 수행하게 된다. 그러므로 샘플 포인트가 3차원 영상 모델 내에서 일치 포인트의 변화가 없을 때까지 ICP는 반복 작업을 수행하게 된다.

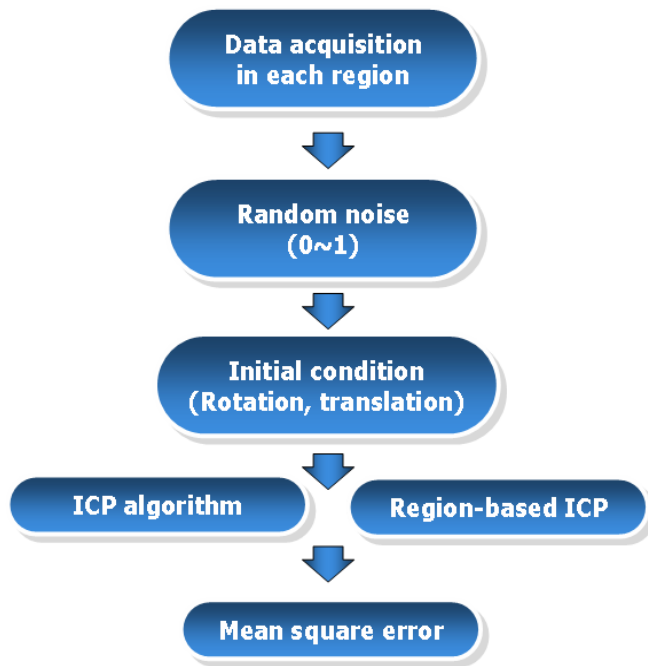


그림 7.1. 3차원 영상 정합 알고리즘 평가 구성도

영상 정합 결과의 평가는 회전과 이동 변환으로 정합이 완료된 샘플 포인트의 위치 변화만큼 새로 구성된 3차원 영상 모델을 위치 변환하여 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(그림7.2).

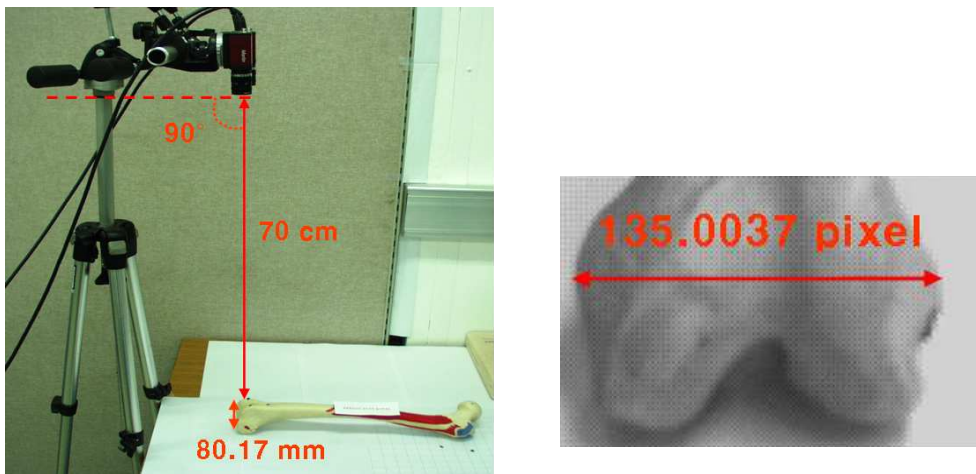


그림 7.2. pixel과 거리 값에 대한 calibration

## 7.1 초기 조건 설정

그림 7.3은 영상 정합 알고리즘을 평가하기 위한 초기조건을 설명하고 있다.

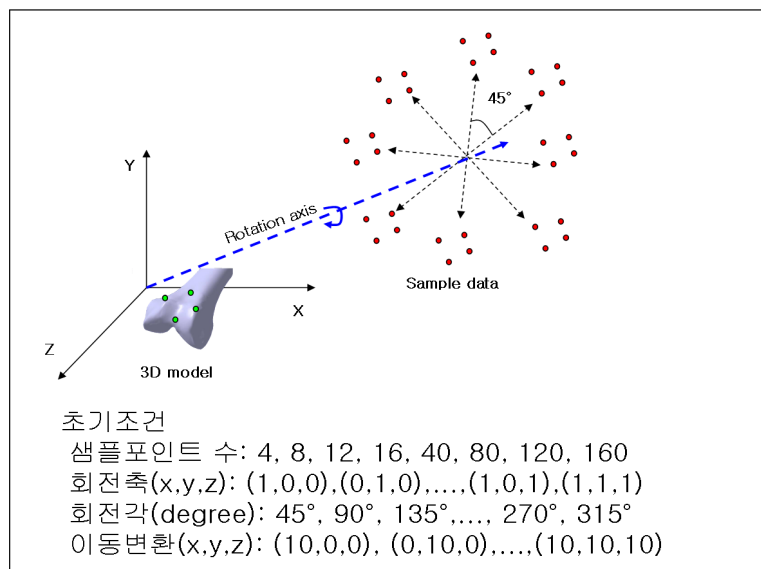


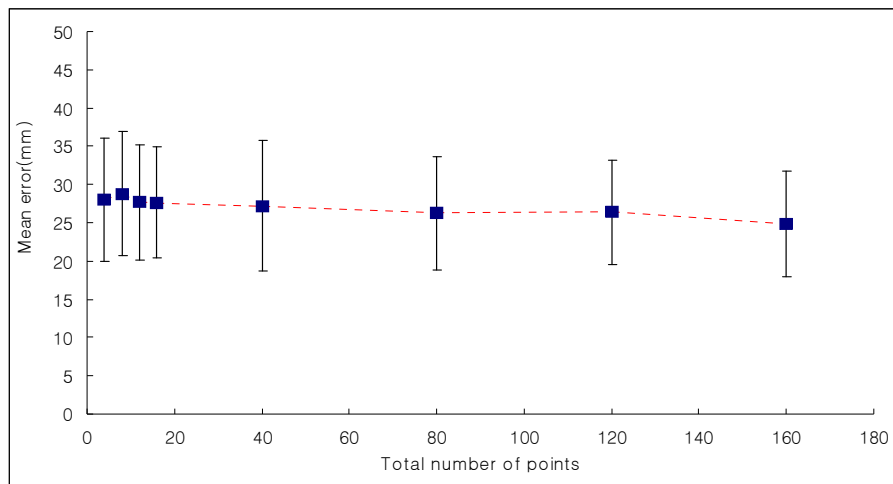
그림 7.3. 알고리즘 평가를 위한 초기조건



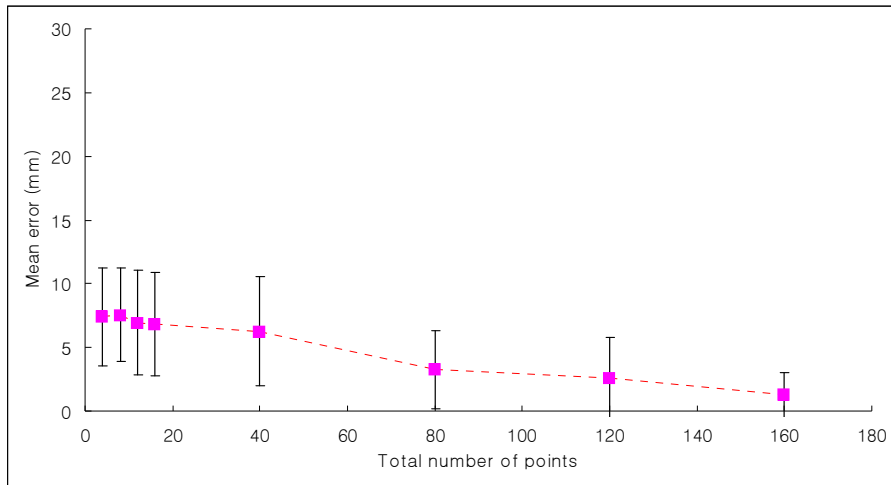
Femur에 대한 3차원 영상 모델 위에 표시되어 있는 점은 샘플 포인트들의 최초 위치이다. 샘플 포인트의 수는 4개에서 160개까지 선정하였다. 선정된 샘플 포인트들은 회전축을 x, y, z 좌표에 대해서 (1,0,0)에서부터 (1,1,1)로 변화를 주었다. 그리고 선정된 축에 대해서는 45°씩 회전각을 증가시켜 315° 까지 부여하면서 정합 결과를 평가하였다. 또한 이동 변환은 (10,0,0)에서 (10,10,10)까지 변화를 주면서 알고리즘을 평가하였다.

## 7.2 회전 조건의 변화에 따른 정합의 정확도 평가

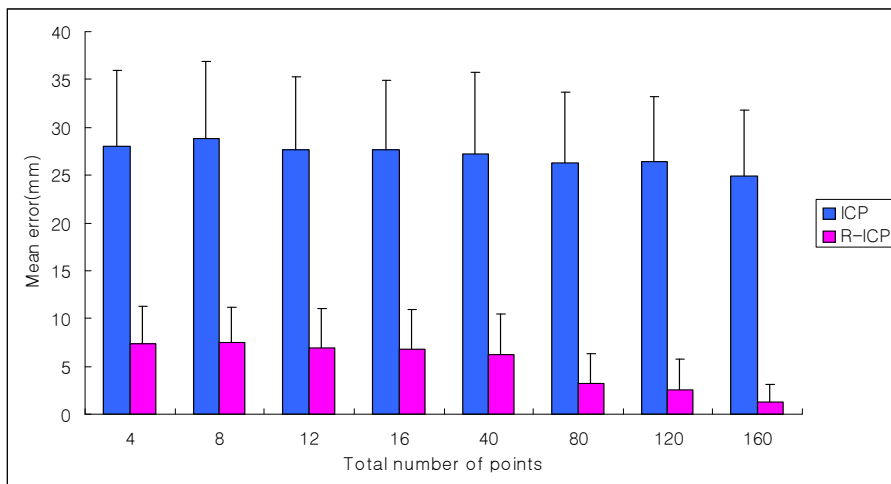
영상 획득 장비 중 digital probe의 경우, 많은 수의 샘플 포인트를 선정할 수 없다. 하지만 실시간으로 3차원 물체에 대한 표면 정보를 획득할 수 있는 laser scanner와 같은 장비를 사용할 경우, 많은 수의 샘플 포인트를 획득 하는 것이 가능하다. 따라서 샘플 포인트 수를 160개 포인트까지 증가시켜가면서 알고리즘을 평가하였다. 초기 조건으로 이동변환을 부여하지 않은 상태에서 회전축과 회전각을 변화시키면서 정합 결과를 평가하였다(그림 7.4).



(a) 회전 조건에 대한 정합도 평가 ( ICP 알고리즘 적용 )



(b) 회전 조건에 대한 정합도 평가 (영역기반 ICP 알고리즘 적용)



(c) 회전 조건에 대한 ICP, 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값 비교

그림 7.4. 초기 회전조건 변화에 따른 알고리즘 정합도 평가

전반적으로 샘플 포인트 수의 증가에 따라 mean error의 값이 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 하지만, 반드시 샘플 포인트 수의 증가 값이 mean error 값을 감

소시키지는 않았다. 예를 들면, ICP 알고리즘의 결과 그래프를 보면, 4개의 샘플 포인트 보다 8개의 샘플 포인트에서 오히려 정합 에러 값이 크게 나타났다(그림 7.4(a)). 이는 5.2.5절에서 설명한 local minima의 문제와 밀접한 연관성이 있다. 즉, 샘플 포인트 수가 많다 하더라도 3차원 영상 모델 내의 다른 부분에서 정합이 이루어 질 수 있다는 것을 의미한다(그림 7.5)..

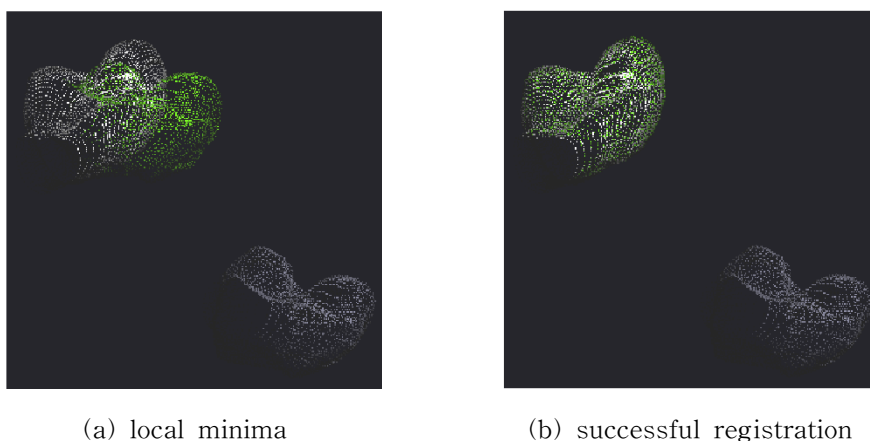


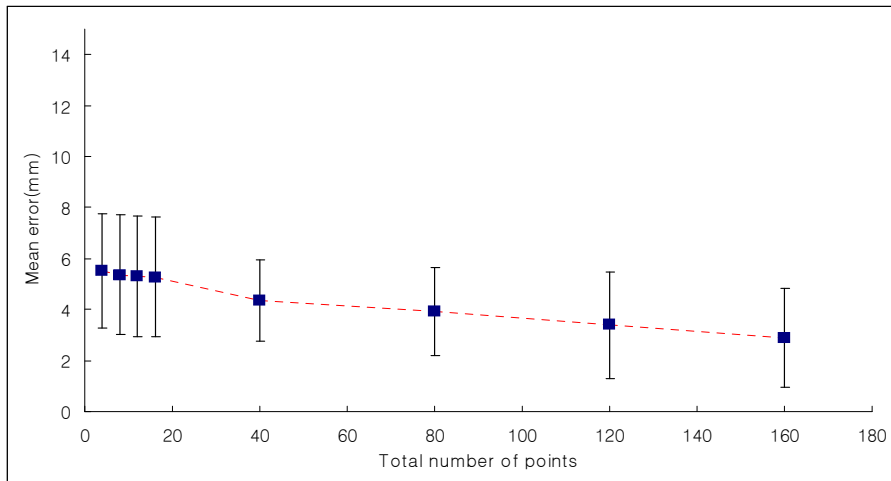
그림 7.5. 3차원영상 정합결과 비교

영역 기반의 ICP 알고리즘의 경우, ICP 알고리즘과 비슷한 경향성을 보였다. 하지만, 전체적인 mean error의 값이 매우 작게 측정되는 것을 확인 할 수 있었다(그림 7.4(b)). ICP 알고리즘과 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값을 그림 7.4 (c)에서 확인할 수 있다. 그 결과 샘플 포인트 수가 적을 때(4-20개)에서 보다 40개 이상에서 차이 값이 더욱 커지는 것을 확인 할 수 있었다. 이것은 샘플 데이터 수가 40개 이상에서 영역 기반 ICP 알고리즘의 정합도가 상대적으로 더욱 높아진다는 것을 확인 할 수 있다. 결과적으로 회전 조건의 변화에서 영역기반 ICP 알고리즘에서 우수한 결과 값이 측정되었음을 알 수 있다.

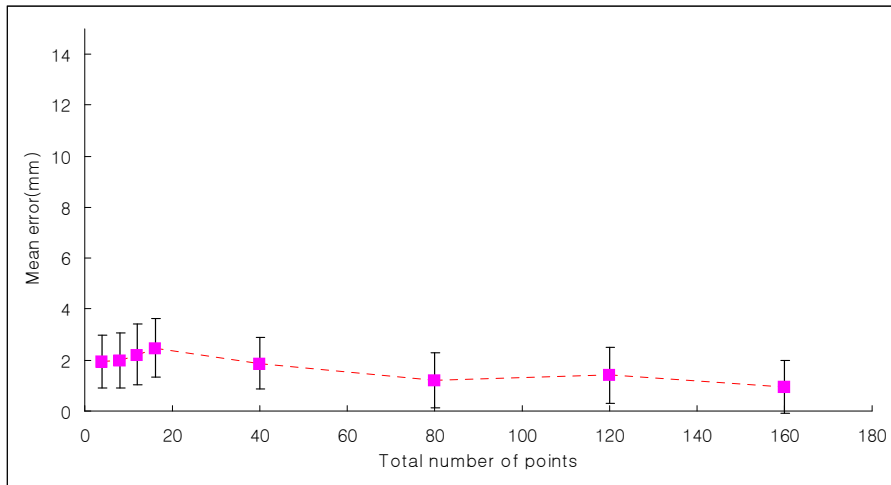
### 7.3 이동 조건의 변화에 따른 정합의 정확도 평가

이동 조건의 변화만을 입력한 상태에서 알고리즘을 평가하였다. 그 결과 ICP 알고리즘과 영역 기반 알고리즘에서 유사하게 샘플 포인트 수가 증가 할수록 더 낮은 mean error 값을 나타내었다(그림 7.6 (a),(b)). 물론 영역 기반 ICP 알고리즘에서 샘플 수의 증가에도 불구하고 부분적으로 mean error가 오히려 증가하는 결과가 나타났다. 이는 회전 조건에서 나타난 local minima의 결과와 유사한 결과이다. 하지만 그 값의 차이가 0.5mm이하로 매우 작은 값이었다.

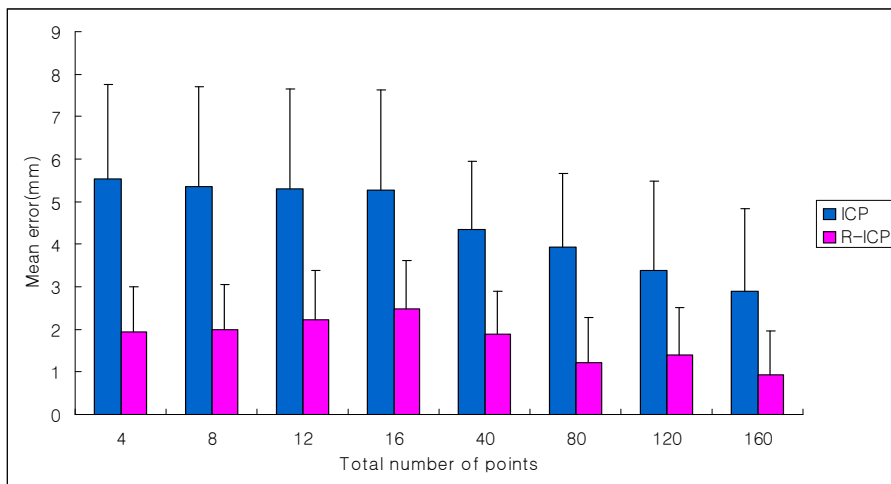
이동 조건의 변화에서 ICP 알고리즘과 영역기반 ICP 알고리즘의 차이값은 샘플 포인트의 값이 증가함에 따라 전반적으로 차이값이 줄어드는 경향성을 보였다. 또한 최대 차이 값이 3.577mm로 두 알고리즘 간의 매우 큰 차이값은 나타나지 않았다. 하지만 IGS 시스템에 적용하는데 있어서 3.577mm의 오차값은 무시할 수 없는 차이값이기 때문에, 영역 기반 ICP 알고리즘이 이동 조건의 변화에 있어서도 우수한 결과값을 나타내었다.



(a) 이동 조건에 대한 정합도 평가 ( ICP 알고리즘 적용 )



(b) 이동 조건에 대한 정합도 평가 (영역기반 ICP 알고리즘 적용)

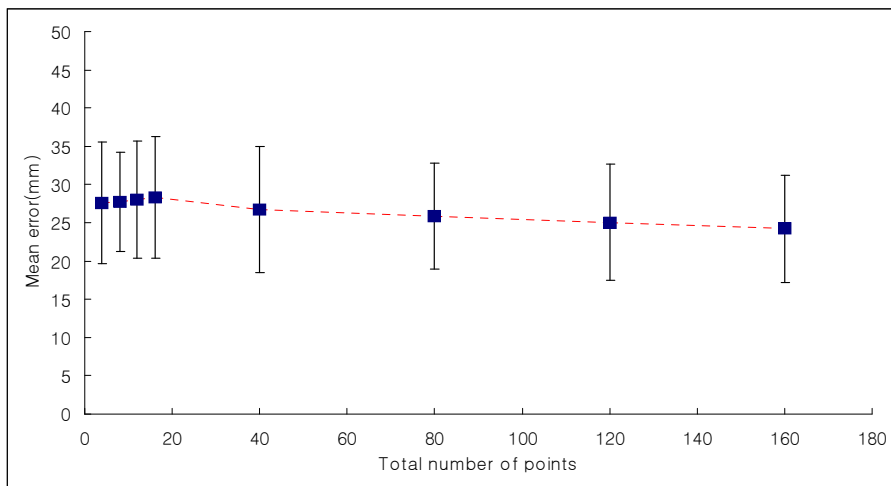


(c) 이동 조건에 대한 ICP, 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값 비교

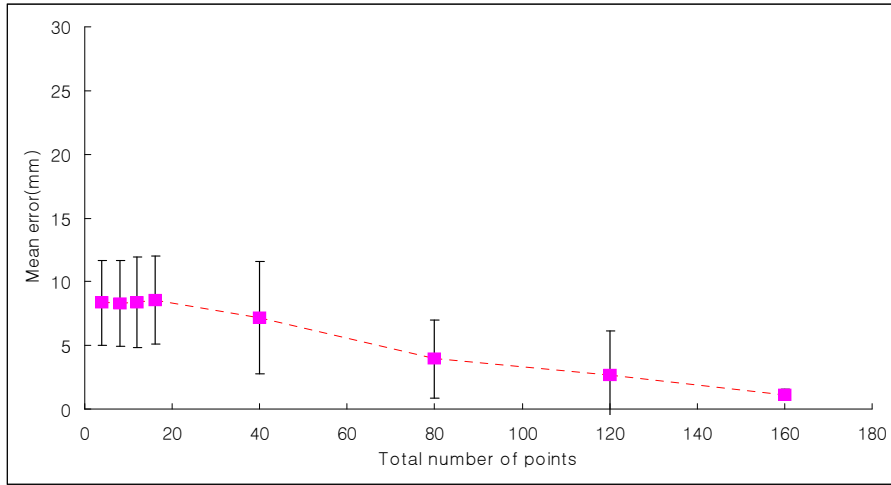
그림 7.6. 초기 이동조건 변화에 따른 알고리즘 정합도 평가

## 7.4 회전 및 이동 조건의 변화에 따른 정합의 정확도 평가

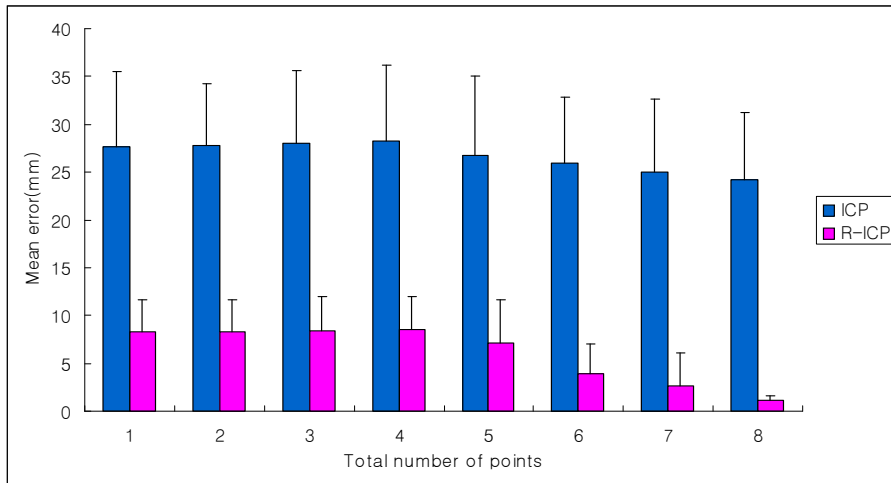
다음으로 초기조건을 회전 및 이동 변환을 동시에 입력한 상태에서 두 알고리즘을 비교하였다. 본 알고리즘의 평가는 회전 조건을 앞의 실험과 동일하게 변화시키면서 입력하였고, 이동 변환은 x,y,z 좌표에 대해서 (10,15,5)로 입력하였다. 그 결과 앞의 실험 결과와 유사하게 전반적으로 샘플 포인트의 수가 증가함에 mean error가 감소하는 것을 확인 할 수 있었다(그림 7.7 (a),(b)). 두 알고리즘의 mean error의 차이값은 앞의 실험과 마찬가지로 매우 크게 나타났다. 또한 40개 이상의 샘플 포인트에서 더욱 큰 알고리즘의 정합의 정확에 차이가 나타났다.



(a) 회전 및 이동 조건에 대한 정합도 평가 ( ICP 알고리즘 적용 )



(b) 회전 및 이동 조건에 대한 정합도 평가 ( 영역기반 ICP 알고리즘 적용 )

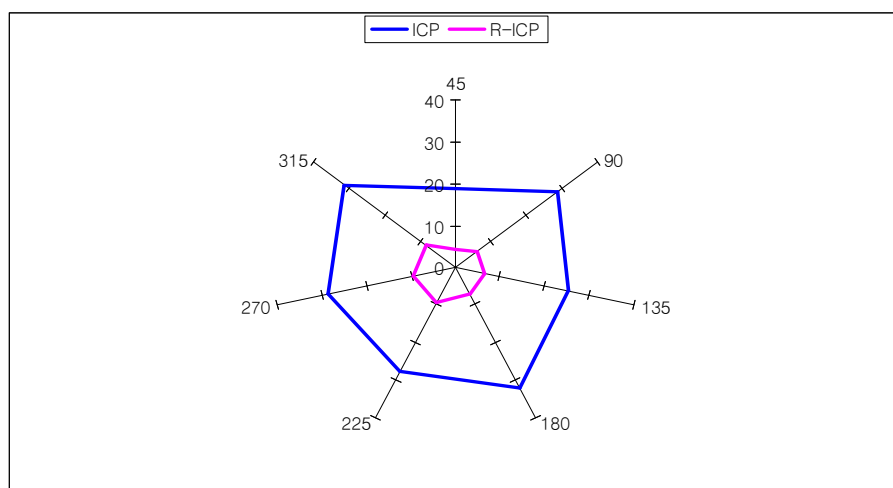


(c) 회전 및 이동 조건에 대한 ICP, 영역기반 ICP 알고리즘의 차이 값 비교

그림 7.7. 초기 회전 및 이동조건 변화에 따른 알고리즘 정합도 평가

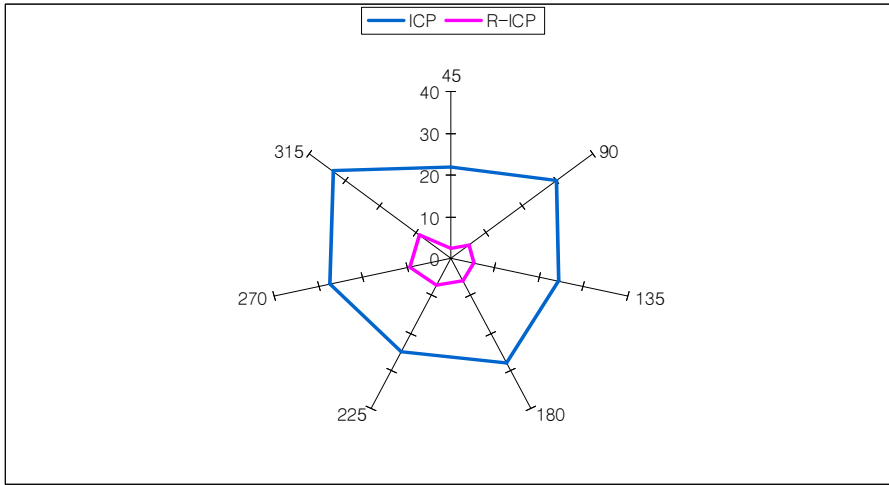
## 7.5 회전각의 증가에 따른 정합도 측정

다음으로 회전각이 증가함에 따라 정합도의 변화를 측정하였다. 샘플 포인트는 4개, 40개, 160개에 대해서 각각 평가하였다. 초기 변환조건은 회전의 경우, 회전축을  $x,y,z$ 축에 대해서  $(1,0,0)$ 에서부터  $(1,1,1)$ 까지 증가시켰고, 회전각은  $45^\circ$ 씩 증가시켜  $315^\circ$ 까지 평가하였다. 그 결과 ICP 알고리즘에 비해 영역 기반 ICP 알고리즘에서 초기 회전각의 증가하는 것에 대해 정합도의 변화가 적게 나타났다(그림 7.8). 또한 샘플 포인트의 수가 증가함에 따라 영역 기반 ICP 알고리즘에서 더욱 정합도의 변화가 적게 나타났다. 특히 160개의 샘플 포인트에서는 영역 기반 ICP 알고리즘에서 최대  $0.43\text{mm}$ 이하로 매우 적게 측정되었다(그림 7.8 (c)).

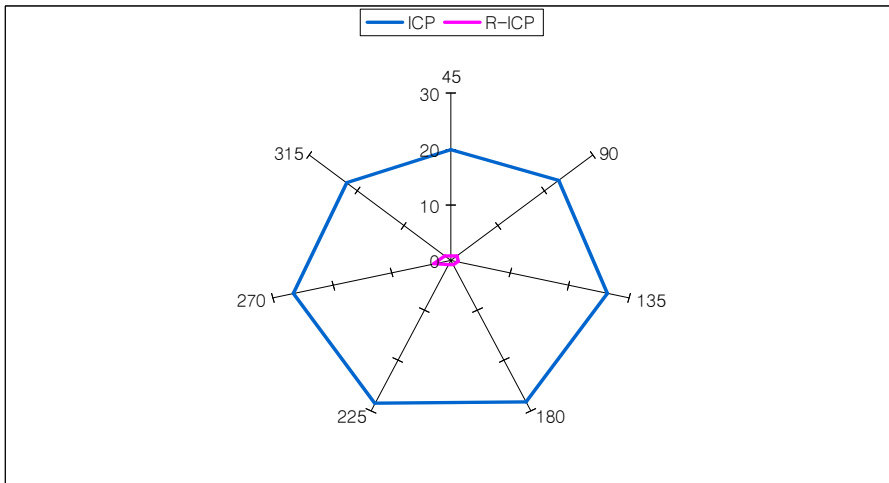


(a) 회전각의 증가에 대한 정합도 평가 ( 4개 포인트 )





(b) 회전각의 증가에 대한 정합도 평가 ( 40개 포인트 )



(c) 회전각의 증가에 대한 정합도 평가 ( 160개 포인트 )

그림 7.8. 회전각의 증가에 따른 정합도 측정

## 7.6 정합종료 시간에 따른 비교

다음은 ICP 알고리즘과 영역기반의 ICP 알고리즘이 유사한 정합의 정확도를 가질 때에 소요되는 시간을 비교하였다. 정합의 시간은 정합의 정확도가 보장된다는 조건 내에서 비교되어야 한다. 만약 정합의 완료 시간이 매우 짧다고 하더라도 정합의 정확도가 낮다면, 그건 큰 의미를 가질 수 없기 때문이다. 따라서 본 실험에서는 mean error가 5mm 미만인 정합도에서 10번의 실험 결과를 비교하였다(그림 7.9). 정합도 평가를 위한 초기 조건은 ICP 알고리즘의 경우, 600개의 샘플 포인트에 대해서 평가하였고, 영역기반 ICP의 경우, 8개의 샘플 포인트로 평가하였다. 그리고 회전축은 x,y,z축에 대해서 (0,1,0)으로 부여하고, 회전각은 3°로 하였다. 이동 변환은 x,y,z축으로 (0,10,10)이었다.

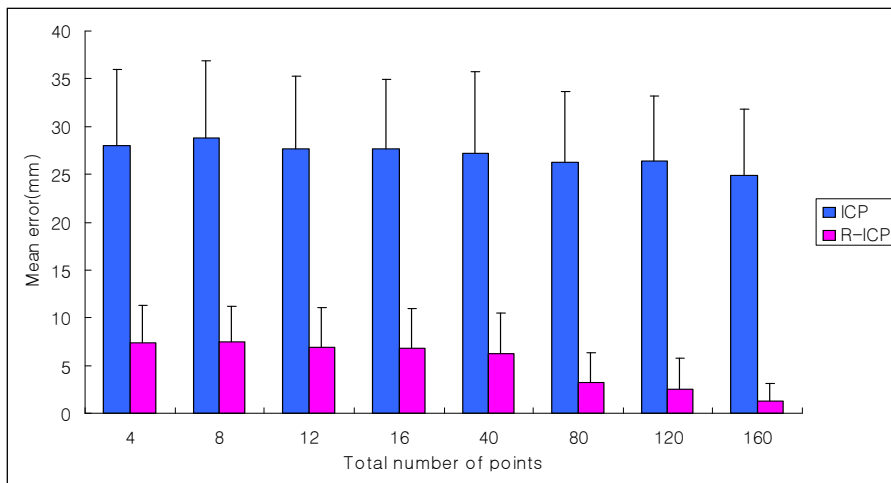


그림 7.9. 정합을 위한 소요시간 측정

그 결과 10번의 실험에서 ICP 알고리즘의 평균 mean error는 4.42547mm이었고, 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 것이라 할 수 있다.

## 7.7 영역 넓이의 변화에 따른 정합도 비교

다음은 영역기반의 ICP 알고리즘에서 각 영역에 대한 넓이의 변화에 따른 정합도를 측정하였다. 각 영역은 5.4.1절에서 선정한 영역이 해당되고, 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. 영역의 넓이 변화에 대한 정합 결과는 그림 7.10에 나타나 있다. 본 실험을 위해 적용된 초기 조건은 회전축  $x$ ,  $y$ ,  $z$ 에 대해서  $(1, 1, 1)$ 로 선정되고, 회전각은  $45^\circ$ 씩 증가시켜  $315^\circ$ 까지 평가하였다. 이때 이동변환은 각 축에 대해서  $(100, 15, 50)$ 으로 선정하였고, 샘플 포인트의 수는 각 영역 당 1개씩, 총 4개였다.

$x$ 축은 지정한 영역 내에 포함되는 3차원 영상 모델의 포인트 수를 나타내고, 각 측정값에 표시되어 있는 R1, R2, R3, R4는 5.4.1절에 언급한 각 영역들에 포함되는 3차원 영상모델의 포인트 수를 의미한다.  $y$ 축은 mean error값이다. 영역의 변화 조건을 부여할 때는 R1과 R2, R4에 대해서 주로 변화를 주었다. R1과 R2는 trochlear ridge 부분으로 영역이 다소 좁다 하더라도 의사에 의해 샘플링이 가능하다고 가정하였다. R4의 경우, 영역의 크기를 변화시키면서 측정하였지만, 실제 R4의 영역은 condyle이 끝나고 body가 시작되는 지점으로 특별한 특징점이 없어서 너무 작은 값으로의 변화를 주는데 제한되었다. R3의 경우, Tibia와 만나는 ridge영역으로 최초 영역자체의 크기가 그다지 크지 않았으므로, 큰 변화를 주지 않았다.

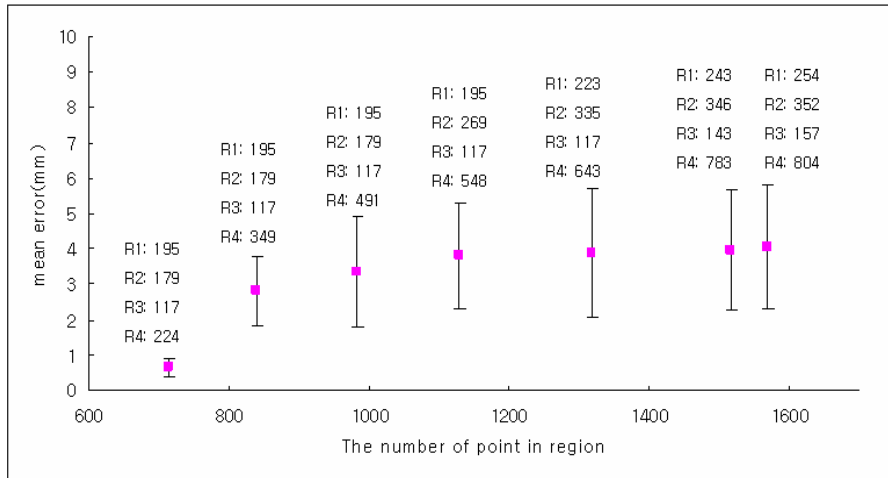


그림 7.10. 영역의 넓이 변화에 대한 정합도 비교

측정 결과 영역의 넓이가 작을수록 정합의 정확도가 높게 나타나는 것을 알 수 있었다. 그림 7.2에서 구한 calibration 값을 적용했을 때, 한 픽셀의 넓이는  $0.003481\text{cm}^2$ 가 된다. 물론 이 값은 카메라와의 고정된 거리만을 적용한 경우이고, 카메라와 환부의 위치 변화를 고려하지 않은 경우이므로 정확한 calibration 값이라고 할 수는 없다. 하지만, 카메라의 위치가 고정된 경우라 가정했을 때, 최소 mean error를 나타내는 값의 경우, R4의 영역이  $0.779\text{cm}^2$ 가 된다. 이러한 경우, R4에서는 너무 좁은 영역에 해당되기 때문에, 제 4영역 내에서 샘플링을 하는데 문제가 발생 할 수 있다고 할 수 있다. 본 실험에서는 calibration의 정확도와 실험 환경에 따라 상이한 결과가 나올 수 있겠지만, IGS 수술에 적용시키기 위한 영역의 실제적이고 구체적인 선정이 정합의 정확도에 직접적인 영향을 미칠 수 있다는 것을 확인 할 수 있었다.

## 제 8장 결론 및 토의

현재까지 적용되고 있는 많은 IGS 시스템이 수술의 결과에 있어서 비교적 성공적인 평가를 받고 있는 것이 사실이다. 하지만 그럼에도 불구하고, 기존의 수술 방식에 비해 침습적이라는 측면에서 비판의 요소가 많이 남아있다. 이러한 이유는 IGS 시스템을 적용하기 위해서는 환자의 환부와 3차원 영상모형을 정합하기위해 더 큰 절개창 영역을 확보해야 하기 때문이다.

지금까지 많은 IGS 시스템에서 시도되었던 3차원 영상 정합 방법은 참조 마커를 환자의 환부에 삽입하여 마커의 위치를 바탕으로 환부와 3차원 영상 모델을 정합하는 방식이었다. 하지만 이러한 방식의 침습적 특징과 수술 중 마커의 움직임으로 인해 발생하는 재 정합 등의 문제들로 인하여 의학 수술의 적용에 제한이 되었다.

참조 마커의 삽입 문제를 개선하기 위해 3차원 물체의 점, 선, 면의 기하학적 형태를 바탕으로 환자의 환부와 3차원 영상모형을 정합하는 방식을 본 논문에서는 TKR 수술에 효율적으로 적용하기 위하여 영역 기반의 3차원 영상 정합 알고리즘을 제시하였다. 본 논문에서 제시한 영역기반 영상정합 알고리즘은 shape기반의 영상 정합 방식이 정확도와 속도의 개선이 요구된다는 점에 착안하여 TKR 수술에서 효율적으로 적용할 수 있도록 최적화하였다.

본 논문에서 사용된 3차원 영상모형은 CT 영상을 기반으로 재구성된 3차원 femur 영상모형이었다. 그리고 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 5장에서 설명한 closed form solution에 의해 최적의 회전 및 이동변환을 통해 정합이 이루어졌다. 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 측

정되었다. 본 알고리즘에서는 영역 별로 선정된 샘플 포인트 수가 소수(20개미만) 일 경우에도 ICP 알고리즘에 비해 높은 정합도를 나타내었고, 회전 및 이동 조건의 변화에 대해 더욱 안정적인 정합 결과를 유지하였다. 또한 같은 정합도의 경우에, 영역기반 ICP 알고리즘에서 더욱 신속한 정합속도를 유지하는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 영역의 넓이를 변화시켜가면서 정합도를 측정함으로써 IGS수술에 적용시키기 위해 영역의 구체적인 선정의 중요성을 확인할 수 있었다.

하지만 본 알고리즘을 실제 IGS 수술에 적용하기 위해서는 다양한 제한사항들을 추가적으로 고려하여야 한다. 첫째, 본 논문에서는 환자로부터 획득하게 되는 샘플 포인트를 3D 영상 모델 내에서 추출하여 평가하였지만, 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. 마지막으로 본 알고리즘은 샘플 포인트가 획득되는 영역에 대해 좀 더 구체적이고 다양한 구분이 요구된다. 영역에 대한 구체적인 구분은 영상정합의 정확도를 높이는 효과를 나타내고, IGS 수술에 적용 시, 직접적으로 영향을 줄 수 있는 요소이기 때문에 심도 깊은 추가 연구가 필요하다. 따라서 본 영역기반 영상 정합 알고리즘은 앞서 언급한 제한사항과 추가 연구가 보완한다면, TKR 수술을 IGS에 적용하는데 있어 매우 효과적인 방법으로 사용 가능할 것이라고 예상된다.

## 참 고 문 헌

- [1] Y. S. Kwoh, J. Hou, E. A. Jonckheere, and S. Hayati. A robot with improved absolute positioning accuracy for ct guided stereotactic brain surgery. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, February 1998, 35(2), pp. 153-160.
- [2] R. H. Taylor, B. D. Mittelstadt, H. A. Paul, W. Hanson, P. Kazanzides, J. F. Zuhars, B. Williamson, B. L. Musits, E. Glassman, and W. L. Bargar. An image-directed robotic system for precise orthopaedic surgery. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, June 1994, 10(3), pp. 261-275.
- [3] R. L. Galloway and R. J. Maciunas. Stereotactic Neurosurgery. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 1990, 18(3), pp. 181-205.
- [4] S. Lavallee, P. Sautot, J. Troccas, P. Cinquin, and P. Merloz. Computer assisted spine surgery: a technique for accurate transpedicular screw fixation using ct data and a 3-d optical localizer. In *Proceedings of the First International Symposium on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, September 1994, Pittsburgh, PA, pp. 315-322.
- [5] L. P. Nolte, L. J. Zamorano, J. Zhaowei, Q. Wang, F. Langlotz, E. Arm, and H. Visarius. A novel approach to computer assisted spine surgery. In *Proceedings of the First International Symposium on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, September 1994, Pittsburgh, PA, pp. 323-328.
- [6] K. Radermacher, H. W. Staudte, and G. Rau. Computer assisted orthopedic surgery by means of individual templates - aspects and analysis of potential applications. In *Proceedings of the First International Symposium on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, September 1994, Pittsburgh, PA, pp. 42-48.
- [7] W. E. L. Grimson, T. Lozano-Perez, W. M. Wells, G. J. Ettinger, S. J. White, and R. Kikinis. Automated registration for enhanced reality visualization in surgery. In *Proceedings of the First International Symposium on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, September 1994, Pittsburgh, PA, pp. 82-89.

- [8] A. Schweikard, R. Tombropoulos, J. R. Adler, and J. Latombe. Planning for image-guided radiosurgery. In *Applications of Computer Vision in Medical Image Processing*, March 1994, pp. 96-101.
- [9] R. L. Galloway and R. J. Maciunas. Stereotactic Neurosurgery. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 1990, 18(3), pp. 181-205.
- [10] S. Lavallee, 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.
- [11] 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*, 1992, SPIE, pp. 196-213.
- [12] S. Lavallee, P. Sautot, J. Troccas, P. Cinquin, and P. Merloz. Computer assisted spine surgery: a technique for accurate transpedicular screw fixation using ct data and a 3-d optical localizer. In *Proceedings of the First International Symposium on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, September 1994, Pittsburgh, PA, pp. 315-322.
- [13] D. A. Simon, M. Hebert, and T. Kanade. Real-time 3-d pose estimation using a high-speed range sensor. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 1994, San Diego, CA, pp. 2235-2241.
- [14] Frank H. Netter, MUSCULOSKELETAL SYSTEM, CIBA, Vol.8, CIBA, pp. 249-258
- [15] 이석순, 황영진, 김효진, CATIA V5 기초와 응용, 도서출판 과학기술, 2003, pp. 31-32, 200-208
- [16] Brown, L. G., A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4), pp. 325-376.
- [17] Uenohara, M. and Kanade, T., Vision-based object registration for real-time image overlay. In Ayache, N., editor, *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, 1995, Nice, France. Springer-Verlag, pp. 13-22



- [18] Feldmar, J., Ayache, N., and Betting, F., 3d-2d projective registration of free-form curves and surfaces. In *International Conference on Computer Vision*, 1995, Boston, MA., pp. 549-556
- [19] 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*, 1995, 17(4), pp. 378-390.
- [20] van den Elsen, P. A., Pol, E.-J. D., and Viergever, M. A., Medical image matching - a review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1993, 12(1), pp. 26-39.
- [21] Wells, W. M., Viola, P., and Kikinis, R., Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. In *Proceedings of the Second International Symposium on Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 1995, Baltimore, pp. 55-62.
- [22] Woods, R. P., Mazziota, J. C., and Cherry, S., MRI-PET registration with automated algorithm. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 1993, 17, pp. 536-46.
- [23] Fua, P. and Leclerc, Y. G., Registration without correspondences. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, Seattle, pp. 121-128.
- [24] Haralick, R. M. and Joo, H., 2d-3d pose estimation. In *Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition*, 1988, Rome, Italy. IAPR, pp. 385-391.
- [25] Lowe, D. G., Fitting parameterized three-dimensional models to images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(5), pp. 441-450.
- [26] Wheeler, M. D., *Automatic Modeling and Localization for Object Recognition.*, 1996, PhD thesis, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA. CMS-CS-96-188.
- [27] Faugeras, O. D. and Hebert, M., The representation, recognition, and locating of 3-d objects. *The International Journal of Robotics Research*, 1986, 5(3), pp. 27-52.
- [28] Haralick, R. M., Joo, H., Lee, C. N., Zhuang, X., Vaidya, V. G., and Kim, M. B., Pose estimation from corresponding point data.

- IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1989, 19(6), pp. 1426-1446.
- [29] Arun, K. S., Huang, T. S., and Blostein, S. D., Least-squares fitting of two 3-d point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 9(5), pp. 698-700.
- [30] Haralick, R. M., Joo, H., Lee, C. N., Zhuang, X., Vaidya, V. G., and Kim, M. B., Pose estimation from corresponding point data. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1989, 19(6), pp. 1426-1446.
- [31] Zhang, Z., Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *The International Journal of Computer Vision*, 1994, 13(1), pp. 119-152.
- [32] Zhuang, H., Wang, K., and Roth, Z. S., Optimal selection of measurement configurations for robot calibration using simulated annealing. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1994, San Diego, CA., pp. 393-398.
- [33] Besl, P. J. and McKay, N. D., A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2), pp. 239-256.
- [34] Grimson, W. E. L., Ettinger, G. J., White, S. J., Gleason, P. L., Lozano-Perez, T., Wells, W. M., and Kikinis, R., Evaluating and validating an automated registration system for enhanced reality visualization in surgery. In Ayache, N., editor, *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, 1995, Nice, France. Springer-Verlag, pp. 3-12.
- [35] Berthold K.P. Horn, Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, vol. 4, pp. 629

## ABSTRACT

### Study of region-based 3D image registration technique in TKR operation

Key, Jaehong

Dept. of Graduate program

in biomedical engineering

The Graduate School

Yonsei Yuniversity

Development of 3D image technique from medical 2D images made it possible that a doctor could be offered various information for surgical operation. It was difficult that the 3D spatial analysis of disease when medical 2D images were acquired from X-ray.

Recent invention of image modalities such as CT, MRI, PET, and Ultrasound enables image modalities to offer a doctor information of 3D image. However, these image modalities can not provide a surgeon with the information of surgical process for intra-operation.

Therefore, Image Guided Surgery (IGS) system have variously tried in medical fields. IGS system 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 reconstructed from 2D slice

images of patient 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. Techniques of image registration using fiducial markers are easy to make a system because this algorithm matches the position of fiducial marker on the object and the corresponding marker's position on 3D model.

However, this method has been criticized due to its invasive protocol inserting fiducial markers in patient's bone. In addition, marker can generate noise data when 2D slice images are acquired by image modality because many markers are made of metal. Besides, additional trauma can happen due to projected markers on the object.

Therefore, shape-based registration technique using geometric characteristics of the object has been invested to improve the limitation of fiducial marker based IGS system. However, shape-based registration technique needs more complex algorithm because sample data acquired from the object must be found the corresponding position on the 3D model by algorithm.

Generally, Iterative Closest Points (ICP) algorithm has been used to match two objects. The ICP algorithm can make accurate matching when corresponding points are exact. In this study, we made the region-based 3D image registration algorithm to find exact corresponding point on the 3D image model. In addition, quaternion based rotation and translation transformation using closed form solution are 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 on the object and

this registration algorithm was evaluated in a femur model. It was found that region-based algorithm can improve the accuracy in 3D registration.

We expect that this technique can efficiently improve the IGS system in the TKR operation.

---

Key words : image registration, 3D, medical image, ICP