

# 모멘트 정보와 표면거리 기반 다중 모달리티 의료영상 정합

(Multi-modality Medical Image Registration based on  
Moment Information and Surface Distance)

최유주<sup>†</sup> 김민정<sup>\*\*</sup> 박지영<sup>\*\*</sup> 윤현주<sup>\*\*\*</sup>

(Yoo-Joo Choi) (Min-Jeong Kim) (Ji-Young Park) (Hyun-Joo Yun)

정명진<sup>\*\*\*\*</sup> 홍승봉<sup>\*\*\*\*\*</sup> 김명희<sup>\*\*\*\*\*</sup>

(Myung-Jin Jung) (Seung-Bong Hong) (Myoung-Hee Kim)

**요약** 다중 모달리티 영상정합은 서로 다른 성격의 두 영상의 중요정보를 결합하여 복합적 정보를 얻기 위해 널리 사용되는 영상처리 기법이다. 본 연구에서는 정합 대상 객체의 초기위치 및 방향에 종속적이지 않고, 낮은 정합오차 범위내에서의 안정적인 정합을 지원하기 위하여 기존의 표면기반 정합 기법을 개선한 모멘트 정보 및 표면거리 기반의 정합 기법을 제시한다. 제안방법에서는 우선 정합대상객체의 표면 윤곽점을 추출하고, 이를 기반으로 대상객체의 모멘트 정보를 추출하여, 표면거리 기반 상세 정합 이전에 모멘트 정보를 일치시키는 변환을 수행함으로써, 정합이전 대상객체의 위치 및 방향이 상이한 경우에 있어서도 정합이 안정적으로 수행되도록 한다. 또한 테스트 영상에 대한 표면 대표점 추출시, 표면 코너추출법을 적용함으로써, 기존 표면 정보 기반 정합기법에서 일반적으로 사용하고 있는 무작위 샘플링 및 일정간격 샘플링에 의한 취약점을 보완한다. 본 논문에서 제안기법의 검증은 위하여 뇌 부위 자기공명단층영상(MRI)과 양자 방출 단층 촬영 영상(PET)을 적용하고, 정합오류율과 정합결과에 대한 2,3차원 가시화 영상의 육안평가를 통하여 정확성 및 안정성 측면을 검증한다.

**키워드** : 표면정보 기반 영상 정합, 다중모달리티 영상처리, 특징점 추출, 최적화

**Abstract** Multi-modality image registration is a widely used image processing technique to obtain composite information from two different kinds of image sources. This study proposes an image registration method based on moment information and surface distance, which improves the previous surface-based registration method. The proposed method ensures stable registration results with low registration error without being subject to the initial position and direction of the object. In the preprocessing step, the surface points of the object are extracted, and then moment information is computed based on the surface points. Moment information is matched prior to fine registration based on the surface distance, in order to ensure stable registration results even when the initial positions and directions of the objects are very different. Moreover, surface corner sampling algorithm has been used in extracting representative surface points of the image to overcome the limits of the existed random sampling or systematic sampling methods. The proposed method has been applied to brain MRI(Magnetic Resonance Imaging) and PET(Positron Emission Tomography), and its accuracy and

· 본 연구는 부분적으로 과학기술부 국가지정연구실 지원사업(NRL)과 정보통신부 대학 정보통신 연구센터 육성·지원사업(ITRC)에 의해 수행되었습니다.

† 학생회원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과  
choirina@mm.ewha.ac.kr

\*\* 비 회원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과  
kimmj@mm.ewha.ac.kr  
lemie@mm.ewha.ac.kr

\*\*\* 비 회원 : 이화여자대학교 컴퓨터그래픽스연구센터 연구원

arinyun@mm.ewha.ac.kr

\*\*\*\* 비 회원 : 삼성전자 소프트웨어센터 연구원  
eastland1@bclinc.com

\*\*\*\*\* 비 회원 : 성균관대학교 의과대학 교수, 삼성서울병원 신경과  
sbhong@smc.samsung.co.kr

\*\*\*\*\* 종신회원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과 교수  
mhkim@mm.ewha.ac.kr

논문접수 : 2003년 4월 17일

심사완료 : 2003년 12월 22일

stability were verified through registration error ratio and visual inspection of the 2D/3D registration result images.

**Key words** : surface-based image registration, multi-modality image processing, feature points extraction, optimization

## 1. 서론

영상 정합이란 영상들을 배열하여 대응되는 특성을 연관시키는 과정으로, 서로 다른 정보를 결합하여 상호 보완적이고 복합적인 새로운 정보를 생성한다는 점에서 유용한 의미를 가진다. 현재 영상 정합은 영상 분석, 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스, 가상/증강 현실 분야와 의료, 국방 분야에서 다양하게 응용되고 있다. 특히, 의료 분야에서는 해부학적 정보와 기능적 정보의 결합을 통하여 치치 전 병소의 위치를 정확히 진단하기 위한 목적이나 병변의 진행과정 추적 및 환자 집단간 특성 분석등을 위하여 영상 정합이 활용되고 있다.

의료 영상 정합은 대상 영상의 종류 및 적용기술의 특성 등 다양한 기준에 따라 분류될 수 있다. 우선, 정합 대상 영상의 종류에 따라 단일 모달리티 영상 정합과 다중 모달리티 영상 정합으로 분류된다. 단일 모달리티 정합은 동일 환자에 대한 병변의 진행과정 추적 혹은 환자 집단간 특성 분석등을 위해 동일한 해부학적 영상간 혹은 기능적 영상간의 정합을 의미한다. 다중 모달리티 영상 정합은 자기공명영상(MRI:Magnetic resonance Imaging)과 전산화단층촬영영상(CT:Computed Tomography), 자기공명영상과 양전자단층촬영영상(PET: Positron Emission Tomography), 자기공명영상과 단일양전자단층촬영영상(SPECT:Single Positron Emission Tomography)등과 같이 서로 다른 성격의 영상간 정합을 의미하며, 일반적으로 해부학적 영상과 기능영상의 정합을 통하여 정확한 병소위치 추적을 위해 활용된다. 기술의 특성에 따라 정합 기법을 분류하면, 크게 표식 기반, 명암도 기반 기반, 모멘트 기반, 표면정보 기반 정합으로 나뉘어 질 수 있다. 표식(landmark) 기반 정합은 인체 내부 혹은 외부에 표식을 인체에 부착한 채 영상을 찍는 방법으로, 표식이 뚜렷이 식별되므로 정합과정을 자동화하기에 유리하고, 해부학적 정보가 부족한 PET와 SPECT 영상에서 객관적 정합을 유도할 수 있다는 장점이 있는 반면, 참조영상과 테스트영상 획득 전에 표식장치를 동일하게 부착하여야 하고, 표식장치에 의해 표식 주변에 영상 간섭 현상이 나타날 수 있다는 단점이 있다[1]. 명암도 기반 정합은 영상 내 명암도 정보를 사용하는 방법으로 영상 특성에 따라 대응되는 화소들의 기하학적 위치 유사성을 측정함으로써 최적화된 다. 명암도 기반 정합 방법은 표식기 지정이나 특정부위

추출과 같은 과정 없이 영상 내 명암도 정보 자체를 사용함으로써 이들로부터 발생하는 오류를 방지할 수 있는 반면 전체 불륨에 대한 복셀 정보를 대상으로 하는 경우 높은 계산 비용을 요구한다. 모멘트 기반 정합은 정합 대상 영역에 대한 무게 중심과 주방위 (orientation) 정보를 기반으로 정합을 수행하는 방법으로서, 정합속도가 빠르고 구현이 용이하며 자동화 처리에 유리한 반면, 다른 기법과의 정합 오차를 비교시 정합의 정확성이 다소 떨어진다. 표면 정보기반 정합은 분할 기반 정합(segmentation based registration)이라고도 하며, 기존에 많이 사용되던 표식 기반 정합 및 명암도 기반 정합에 비하면 비교적 최근에 많은 연구가 수행되고 있는 방법이다. 표면 정보 기반 정합은 각 영상으로부터 대응되는 지역 혹은 표면을 추출하여 추출된 부위를 서로 정합하는 방법으로, 해부학적 객체의 표면은 직관적이고 쉽게 기하학적으로 특성화 될 수 있기 때문에 정합에 적합한 정보로 사용될 수 있다[2]. 또한 영상의 경계 및 표면은 표식기에 비해 보다 뚜렷이 식별되며 다양한 분할 알고리즘을 적용할 수 있다는 면에서 유용하다[2]. 그러나, 정합대상 객체의 초기 위치와 방향이 크게 상이한 경우, 최적의 정합결과로의 수렴을 위하여 많은 최적화 수행시간이 요구되며, 적용 최적화 알고리즘 특성에 따라 「지역적 최소화 현상」에 의하여, 최적의 정합결과로의 수렴이 불가능할 수 있다.

본 연구에서는 이러한 표면 정보기반 정합기법의 제한점을 개선하여 대상객체의 초기 위치 및 방향에 종속적이지 않고, 대상영상에 대한 안정적인, 정확한 정합을 지원하는 모멘트 정보와 표면 거리 기반 정합기법을 제시한다. 제시된 방법은 표면 거리 정보 추출, 표면정보 기반 모멘트 정보 추출, 표면 코너추출법 기반 샘플링, 모멘트 기반 초기 정합, 표면정보 기반 상세 정합의 단계로 구성된다. 표면 거리 정보 추출 단계에서는 전처리 과정으로 참조영상 및 테스트 영상에 대한 복셀 정방향 구성을 위하여 선형보간 작업을 수행하고, 2차원 단층영상별 대상기관의 표면 윤곽선 정보를 추출한다. 추출된 표면 윤곽선 정보를 기반으로 참조영상에 대한 3차원 거리맵을 생성한다. 모멘트 정보 추출 단계에서는 표면 윤곽선을 구성하는 복셀의 3차원적 위치 정보를 기반으로 대상객체의 무게중심과 세 방향 주축 정보를 추출한다. 표면 코너추출법 기반 샘플링 단계에서는 표

면 윤곽선의 곡률 정보를 기반으로 테스트 영상의 표면 특성을 잘 나타낼 수 있는 코너점을 추출함으로써 일정 간격 혹은 임의의 대표점 샘플링과 같이 대상객체의 특성을 고려하지 않은 방법에 대한 정합 오류를 보정한다. 모멘트 기반 초기 정합 단계에서는 참조영상과 테스트 영상의 무게 중심과 계산된 주축을 맞추어 나가는 단계로서, 대상객체의 위치 및 방향에 많은 차이가 있는 영상에 있어서 정합의 효율성을 높이기 위한 단계이다. 표면정보 기반 상세정합 단계에서는 초기 정합 결과영상에 대하여 3차원 거리맵 및 테스트 영상의 표면 대표점을 이용하여 두 영상의 표면 거리값을 최소화함으로써 두 영상간 대상객체의 표면을 일치시켜 나간다.

이어지는 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 먼저 다중 모달리티 영상정합과 관련한 기존 연구를 살펴보고, 3장에서는 표면 거리 정보와 모멘트 생성 및 표면 코너추출법 기반으로한 특징점 샘플링 과정에 대하여 설명한다. 4장에서는 추출된 모멘트 정보 및 표면 거리 정보를 기반으로한 초기 및 상세 정합 방법에 대해 기술한다. 5장에서는 구현 및 결과를 기술하고, 6장에서는 결론을 제시한다.

## 2. 관련연구

뇌의 다중 모달리티 영상 정합 중 MRI-PET을 대상으로 한 연구는 다음과 같다. Pietrzyk[3]는 외곽선과 절단면 같은 다양한 그래픽 객체들을 사용하여 완전 상호작용적인 강체 정합을 수행하였다. Ge[4]는 보다 프로토콜화된 기법을 사용하여 중간 시상 융합면에서 시작, 정합에 사용되는 면을 사용자가 식별하도록 하였다. Meyer[5]는 사용자에게 의해 정해진 점, 선, 면을 사용, 가중치 방식으로 유사(affine) 정합을 수행하였다. 또한 단순 최적화 방법과 유사한 BFGS(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) 방법에 의한 거리 오류 최소화 기법을 사용하였다. Neelin[6]은 사용자 정의된 해부학적 랜드마크에 의해 강체 변환을 구하였고 Evans[7,8]도 이것을 환자 고정을 위한 foam mould에 결합하여 사용하였다. 이후 Evans[9]는 머리에 매어진 기준띠에 의해 제공되는 표적자(fiducial marker)를 사용하여 유사변환을 구하였다. Maguire[10]는 사용자 정의된 해부학적 랜드마크와 외부 마커를 사용하고, 식별된 영역에서 지역적으로 교차상관관계를 최적화함으로써 유사변환 또는 곡선변환을 찾아내었다. Whal[11]은 동일한 점들을 사용하여 직접적으로 유사변환을 구하였다. 위의 기법들은 기본적으로 사용자의 인터랙션이 요구된다는 단점을 가진다.

강체 표면정보 기반 기법은 head-hat 기법을 사용한 Chen[12], Levin[13], Staib[14]에 의해 사용되었다.

Turkington[15,16]은 같은 방법을 사용하되 표면 분할을 자동화하였다. Tsui[17]는 head-hat 기법을 사용하되 2차원상의 거리를 보다 효율적으로 계산하였다. Jiang[18]은 다해상도 Chamfer matching 기법을 사용하였다. Ardekani[19,20]는 MR에 적용된 K-means clustering 기법에 의해 얻어진 분할을 사용하였다. 다음으로 강체 정합은 PET의 각 부분에서 grey 값 변화를 최소화함으로써 수행된다. Kruggel[21]은 Chamfer matching 기법과 최적 이동을 지역적으로 찾는 탄성적인 기법을 함께 사용하여 정합을 수행하였다. 표면정보 기반 기법은 표면정보 추출을 위한 표면 분할 단계의 정확성에 전체 정합의 정확성이 의존하는 단점이 있으나 정확한 정합결과를 얻을 수 있으므로 활발히 사용되고 있다.

전체 영상 정보에 기반한 기법은 Andersson, Miller, Woods, Collignon, Maes, Wells에 의해 수행되었다. Andersson[22]은 MR로부터 PET 영상을 시뮬레이션하고, 그것과 실제 PET 영상을 추출된 윤곽선 근처의 교차상관관계의 최적화를 통하여 정합함으로써 강체정합을 수행하였다. Miller[23]는 거리 오류의 제곱과 탄성에너지를 최소화함으로써 다중 MR 영상을 이용한 곡선정합을 수행하였다. Woods[24]는 단일 MR grey 값에 대응하는 PET 값의 표준편차를 최소화함으로써 강체정합을 수행하였다. Collignon[25], Maes[26], Wells[27,28]는 조인트 영상 히스토그램에 포함된 상호정보를 최적화함으로써 강체 정합을 수행하였다. 전체 영상 정보에 기반하는 정합기법은 이론적으로 가장 유연하고 거의 모든 방법이 자동적이지만 계산 비용이 높다는 단점이 있다. Maes[26] 방법의 경우, IBM RS6000 워크스테이션에서 전체영상을 기반으로, 대상영상의 모달리티에 따라, 최소 수분에서 최대 수십분에 이르는 수행시간이 요구되었다.

본 절에서 분석한 MRI-PET 정합 및 강체 정합 관련 기존 연구들은 크게 표식기반 정합, 표면정보 기반, 명암도 기반 정합으로 구분된다. 앞 절에서 언급하였듯이, 표식기반 기법은 참조영상과 테스트 영상 획득 전에 표식장치를 동일하게 부착하여야 하고, 표식 장치에 의해 표식 주변에 영상 간섭현상이 일어날 수 있다는 단점이 있다. 명암도 기반 정합 방법은 전체 불륨에 대한 복셀 정보를 대상으로 하는 경우 높은 계산 비용을 요구한다. 또한, 실제로 보다 정확한 정합결과를 유도하기 위해서는 관심영역외의 영역은 배제시키는 전처리 과정이 요구된다. 최근 활발한 연구가 진행되고 있는 표면정보기반 정합 기법은 영상으로부터 대상영역의 경계 및 표면 정보를 추출하고, 추출된 표면 정보를 기반으로 정합을 수행함으로써 정합의 수행 효율성을 높이고, 표

식장치를 부착하는 번거로움을 피할 수 있는 반면, 특징 영역추출시 발생하는 오류가 정합 결과에 커다란 영향을 미칠 수 있다. 그러나 해부학적 객체표면의 추출에 대한 연구의 발전과 더불어 표면정보 기반 정합의 정확성이 향상되고 있다. 본 절에서 설명한 모든 기법들은 초기 입력영상에서의 정합대상객체의 초기 위치 및 방향에 종속적인 수행속도와 수행결과를 보여준다. 이에 본 연구에서는 정합 대상 객체의 초기위치 및 방향에 종속적이지 않고, 효율적이고 안정적인 정합을 지원하기 위하여 기존의 표면 정보기반 기법을 개선한 모멘트 정보 및 표면거리 기반의 정합 기법을 제안한다. 또한, 정합의 정확성을 높이기 위하여, 테스트 영상에 대한 표면 대표점 추출시 기존 표면 정보 기반 정합기법에서 일반적으로 사용하고 있는 무작위 샘플링 및 일정간격 샘플링을 개선하여, 표면 코너추출법을 이용한 샘플링 기법을 적용한다.

### 3. 표면거리 및 모멘트 정보 추출

#### 3.1 표면거리 정보 생성

본 연구에서 제시하는 표면거리 정보 생성 단계는 그림 1과 같다. 복셀의 선형보간 단계를 통하여 복셀의 정방향 처리를 수행하고, 임계값을 기반으로 이진 영상으로 변환 후, 관심영역에 대한 영상팽창(dilation) 및 침식(erosion)을 적용하여 전체 영상의 표면 모양에 크게 영향을 주지 않는 미세한 분리된 영역들을 통합하거나 제거하는 형태학적 연산을 수행한다. 잡음이 제거된 이진 영상에 대한 체인코드 알고리즘을 적용하여 표면 연결 방향 및 표면점 위치 정보를 추출한다. 추출된 표면점 정보를 기반으로 참조영상에 대한 3차원 거리맵을 생성한다. 각 단계별 처리내용을 상세히 살펴보면 다음과 같다.

##### 3.1.1 복셀 선형보간

정합에 사용되는 볼륨 영상의 복셀 크기는 모달리티

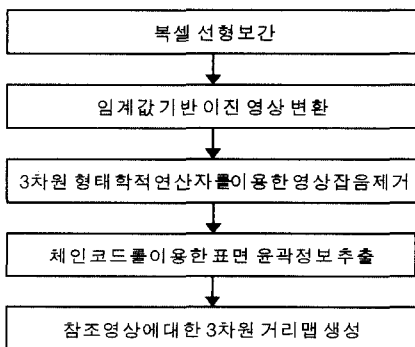


그림 1 표면거리 정보 생성 단계

특성에 따라 다르다. 일반적으로 MRI와 같은 해부학적 영상은 해상도가 좋고 복셀 크기가 미세한 반면 PET나 SPECT와 같은 기능적 영상은 해상도와 복셀 크기의 미세함이 다소 떨어진다. 이처럼 서로 다른 복셀 크기 및 해상도를 가지는 영상을 정합하기 위하여 복셀 크기를 정방향으로 조정하는 보간 작업이 선행되어야 한다. 일반적으로 의료영상의 경우 영상취득 조건상 x, y 방향에 대한 복셀의 크기는 동일한 반면 z 방향에 대한 복셀의 크기는 x, y 방향의 크기에 비해 배 이상의 크기를 가진다. 그러므로 본 연구에서는 z 방향에 대한 선형보간 기법을 이용하여 복셀이 정방형을 이루도록 하였다.

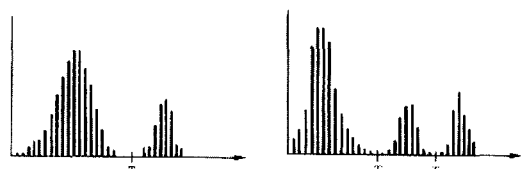
수학적 의미의 보간법(interpolation)은 함수값을 알고 있는 주위 점들에 대한 가중 평균을 이용하여 중간에 빠진 함수값을 추정하는 방법이다[33]. 영상 처리의 관점에서 보간이란, 주변 화소들을 분석하여 새로운 화소를 생성해내는 과정을 말하며, 영상의 한 점(x, y)이 확대 혹은 축소되어 (x', y')으로 위치가 변하는 관계를 모두 포함한다. 선형 보간(linear interpolation)법은 두 점을 지나는 선분을 이용한다. 두 점 (x<sub>0</sub>, y<sub>0</sub>)와 (x<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>) 사이의 기울기는  $m=(y_1-y_0)/(x_1-x_0)$ 이므로, 직선에 대한 점-기울기 공식  $y=m(x-x_0)+y_0$ 을 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = f(x) = y_0 + (y_1 - y_0) \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} \quad (1)$$

이를 응용하여 볼륨 영상 복셀의 z축 방향 재슬라이싱을 위해, 우선 복셀의 가로, 세로 및 높이크기에 비교하여 보간될 슬라이스의 개수를 계산한 후, 전 슬라이스와 후 슬라이스의 같은 위치 픽셀의 명암도 값을 보간해낸다.

##### 3.1.2 임계값 기반 이진 영상생성

임계값을 기준으로 영상의 배경 부분과 구별되는 관심영역을 구별하기 위하여 본 연구에서는 2차원 영상별로 명암도 히스토그램을 기반으로 한 Otsu-Threshold 알고리즘[34]을 적용하여 관심영역 추출을 위한 임계값을 계산한다. 그림 2는 단일 및 다중 명암도값에 의한 이진 영상을 생성할 수 있는 임계치 히스토그램의 예를 보여주고 있다.



(a) 단일 임계치(T) 히스토그램 (b) 다중 임계치(T<sub>1</sub>, T<sub>2</sub>) 히스토그램  
그림 2 단일 및 다중 임계치 히스토그램

3.1.3 3차원 형태학적 연산자를 이용한 영상잡음제거

임계값에 의해 생성된 이진 영상에서는 대상객체의 세부적인 모양을 나타내는 매우 작은 영역들이 나타난다. 궁극적으로 대상객체의 표면 정보 추출을 목적으로 하기 때문에 영역의 크기가 일정 픽셀 이내인 작은 영역들은 노이즈인 경우가 많다. 노이즈가 아니라 하더라도 각각으로서는 그다지 중요한 의미를 가지지 못하고, 계산 시 오류가 발생할 확률을 높이며, 불필요한 계산 시간을 요구하게 된다. 이러한 단점을 극복하기 위한 방법이 영상의 형태학적 연산을 이용한 영역의 팽창(dilation) 및 침식(erosion)이다. 영상 팽창은 미세하게 분리된 영역을 이어줌으로서 객체 형태를 단순화시키고, 영상 침식은 미세한 노이즈를 제거하여 결과적으로 객체의 표면 정보 추출에 유리한 형태로 만들어 준다.

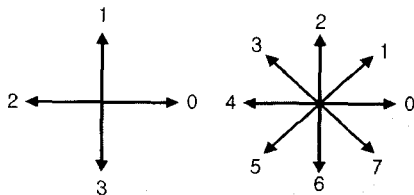
영상 팽창 및 침식의 원리는 원 영상의 명암도 정보의 집합과 구조 요소(structuring element)라 부르는 작은 집합을 마스크로 하여 OR 연산을 수행하여 원하는 영역을 매꾸어 주거나 강화시키며, 영상 침식은 AND 연산을 사용하여 노이즈 제거 및 영역을 단순화한다[35]. 식 (2)와 식 (3)은 영상 팽창 및 침식의 정의를 보여준다[36]. 식에서  $f$ 는 입력 영상,  $b$ 는 구조 요소,  $D_f$  및  $D_b$ 는 각각  $f$ 와  $b$ 의 도메인 영역을 가리킨다.

$$(f \oplus b)(x) = \max f(s-x) + b(x) | (s-x) \in D_f \text{ and } x \in D_b \quad (2)$$

$$(f \ominus b)(x) = \min f(s+x) - b(x) | (s+x) \in D_f \text{ and } x \in D_b \quad (3)$$

3.1.4 체인코드를 이용한 표면 윤곽정보 추출

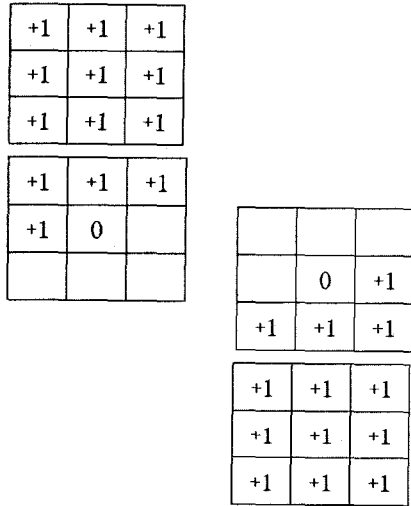
표면 정보 추출 알고리즘으로 체인코드(chain code)를 사용하였다. 체인코드는 Freeman이 제안한 경계 추출 알고리즘으로 미리 정의된 길이와 방향을 가지는 직선 선분들의 연결된 열로서 경계를 표현하는데 사용된다[36-39]. 일반적으로 이 표현법은 선분들의 4연결성 혹은 8연결성에 기반을 두고 있으며, 방향은 그림 3과 같이 숫자 매김을 사용하여 부호화 된다. 본 연구에서는 8방향 체인 코드 알고리즘을 활용하였다.



(a) 4방향 체인코드 (b) 8방향 체인코드  
그림 3 체인코드의 연결성 종류

3.1.5 참조영상에 대한 3차원 거리맵 생성

체인코드 결과 추출된 표면점들과 표면점을 제외한 배경영상으로 구분된 3차원 표면정보 볼륨데이터를 구축하고, 표면 정보 볼륨 데이터에 대해 그림 4와 같은 두개의 마스크를 각기 2단계에 걸쳐 각기 전진방향([0][0][0]에서 [영상폭-1][영상높이-1][영상깊이-1]으로의 방향)과 후진 방향 ([영상폭-1][영상높이-1][영상깊이-1]에서 [0][0][0]으로의 방향)으로 진행시킨다. 거리맵의 값을 결정하는 알고리즘의 pseudo code는 그림 5와 같다.



(a) 전진방향 (b) 후진방향  
그림 4 3차원 거리변환 마스크

3.2 모멘트 정보 생성

모멘트 기반 변환은 참조영상에 대해 평행이동, 회전, 확대축소 변환을 통해 초기 변환된 테스트 영상의 표면 데이터로부터의 모멘트 정보를 참조영상에 맞게 재배열하여 줌으로써 수행된다. 본 연구에서는 참조영상과 테스트영상의 무게중심 및 3차원 주축을 모멘트 정보로 사용하였으며, 모멘트 정보를 구하는 방법은 다음과 같다.

먼저 표면 데이터로부터 얻을 수 있는 표면 점 집합의 각 점의 3차원 좌표를  $V_j$ , 전체 점 개수를  $N$ 이라 할 때, 참조영상과 변환된 테스트영상의 무게중심  $C$ 는 식 (4)를 이용하여 구해질 수 있다.

$$C_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad C_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad C_z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \quad (4)$$

다음으로 3차원 주축을 계산하기 위해서는 먼저 각 영상의 공분산 행렬(covariance matrix)을 구하고, 이 공분산 행렬의 행렬식을 0으로 만드는 고유치(eigen value)를 계산한다. 이 고유치들을 이용하여 3차원 좌표

```

// Distance Map 초기화
for (z = 1; z < ImageDepth; z++) {
    for (y = 1; y < ImageHeight; y++) {
        for (x = 1; x < ImageWidth; x++) {
            if ( SurfaceVolume[z][y][x] is contour)
                (*Distance.Map)[z][y][x] = 0;
            else
                (*Distance.Map)[z][y][x] = MAXVALUE;
        } /* end of x for */
    } /* end of y for */
} /* end of z for */

// phase 1
for (z = 1; z < ImageDepth; z++) {
    for (y = 1; y < ImageHeight; y++) {
        for (x = 1; x < ImageWidth; x++) {
            min = (*Distance.Map)[z][y][x];
            14_distance_values_of_neighbors = MaskingUsingForwardMask( (*Distance.Mapx, z)[y][x] );
            min = Min(min, 14_distance_values_of_neighbors);
            (*Distance.Map)[z][y][x] = min;
        } }
}

// phase 2
for (z = ImageDepth; z > 0; z--) {
    for (y = ImageHeight; y > 0; y--) {
        for (x = ImageWidth; x > 0; x--) {
            min = (*Distance.Map)[z][y][x];
            14_distance_values_of_neighbors = MaskingUsingBackwardMask( (*Distance.Mapx, z)[y][x] );
            min = Min(min, 14_distance_values_of_neighbors);
            (*Distance.Map)[z][y][x] = min;
        } }
}
    
```

그림 5 3차원 거리맵 생성 모듈

공간 상에서 각각 수직형태를 이루는 고유벡터들을 구할 수 있는데, 고유치의 크기가 클 때의 고유벡터가 해당 영상의 가장 긴 주축을 나타내게 된다. 공분산 행렬은 식 (6)를 이용하여 식 (5)과 같이 계산될 수 있다. 그림 6은 계산된 무게중심(C<sub>x</sub>, C<sub>y</sub>, C<sub>z</sub>)와 무게중심을 기준으로 한 표면 점 집합 모델의 주축을 형성하는 고유벡터 V<sub>1</sub>, V<sub>2</sub>, V<sub>3</sub>를 표현하고 있다.

$$Cov = \begin{bmatrix} Cov(x, x) & Cov(x, y) & Cov(x, z) \\ Cov(y, x) & Cov(y, y) & Cov(y, z) \\ Cov(z, x) & Cov(z, y) & Cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$Cov(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - c_x)(y_i - c_y) \quad (6)$$

### 3.3 코너추출법 기반 샘플링

기존 표면 정보 기반 정합기법들 중에서 가장 일반적으로 사용하는 대표점 샘플링 기법은 추출된 표면 경계점 중에서 임의로 대표점을 선택하거나 일정간격의 표면 경계점을 선택하는 방법이다. 일정 간격 샘플링은 볼륨 객체 표면의 위치 정보만을 이용하여 샘플링하는 방법으로 통계학에서의 계통추출법(systematic sampling)을 응용한 것이다. 계통추출법은 모집단이 임의로 배열되어 있을 때, 일정 간격을 두고 계속해서 표본을 추출해 나가는 방법으로, 개체의 특성이나 기타 정보를 고려하지 않은 기본적인 샘플링 방법이다. 이 방법에서는 체인 코드에 의해 추출된 표면 점들의 전체 개수를 샘플링 개수로 나누어 객체 전체 표면에 걸쳐 일정 간격마다 샘플링 점을 추출한다. 일정 간격 샘플링은 객체 표면의 특성 정보를 고려하지 않으므로 의도하지 않은 결과가 발생할 수 있다.

예를 들면 그림 7과 같이 원형의 특성이 강한 표면 정보를 가지는 객체의 정합에서 일정 간격 샘플링은 선

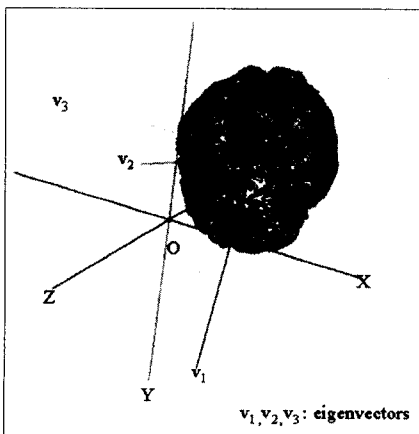


그림 6 3차원 모델 표면 데이터의 모멘트 정보

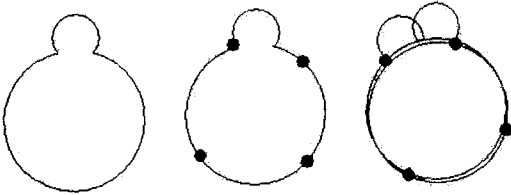


그림 7 일정 간격 샘플링의 오류 예

택된 대표점이 서로 다른 표면상의 점과 일치하는 경우, 대응되는 점과의 표면거리를 최적화 평가함수로 사용하는 표면 정보 기반 정합기법에서는 최적의 정합이 이루어진 것으로 오판될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 객체 표면에서 코너 정보를 반영하여 샘플링 점을 추출함으로써 이러한 오류를 보정하는 방법을 제시한다.

· 샘플링의 요점은 객체의 특성을 잘 나타내는 대표점을 찾아 샘플링 점으로 선정하는 것이다. 본 논문에서는 테스트 영상의 볼륨 표면으로부터 샘플링 점을 추출하기 위하여 볼륨 객체 표면점에 대해 Freeman & Davis 코너 추출 기법[41]을 적용하였다.

볼륨 객체의 표면 정보는 체인 코드 알고리즘을 이용하여 사전에 생성되었다. 체인 코드의 수행결과 픽셀단위로 인접한 표면점들의 리스트가 표면정보로 생성된다. 표면 정보를 저장하는 자료 구조는 객체 볼륨의 각 슬라이스별 표면점의 위치와 픽셀 간의 연결 방향 정보로 구성된다. 체인은 n 개의 링크  $\{a_j\}_1^n$ 로 구성되며 각 링크는 8방향중 한 방향을 가리킨다:  $a_i \in \{0, \dots, 7\}$ . 또한, s개의 연속된 체인 링크를 가지는 직선 세그먼트  $L_i^s$ 를 정의하였다:  $L_i^s = \{a_j, j = i - s + 1, \dots, i\}$ .  $L_i^s$ 의 x와 y 성분은 다음과 같다.

$$X_i^s = \sum_{j=i-s+1}^i a_{jx} \tag{7}$$

$$Y_i^s = \sum_{j=i-s+1}^i a_{jy}$$

$a_{jx}$ 와  $a_{jy}$ 는 각각 체인링크  $a_j$ 의 x, y 성분이고  $a_{jx}, a_{jy} \in \{-1, 0, 1\}$ 이다.

세그먼트  $L_i^s$ 는 X축과  $\theta_i^s$ 의 각을 이루고 증가 곡률  $\delta_i^s$ 를 두 개의 인접한 각도의 차이의 평균을 두 배 한 것으로 정의하였다. 코너에서의 기울기의 불연속도  $\phi_i^s$ 는 세그먼트 내 노드들의 증가 곡률의 합으로 정의된다.

$$\theta_i^s = \tan^{-1} \frac{Y_i^s}{X_i^s}, \text{ if } |X_i^s| \geq |Y_i^s| \tag{8}$$

$$= \cot^{-1} \frac{Y_i^s}{X_i^s}, \text{ if } |X_i^s| < |Y_i^s|$$

$$\delta_i^s = 2 \left[ \frac{(\theta_{i+1}^s - \theta_i^s) + (\theta_i^s - \theta_{i-1}^s)}{2} \right] \tag{9}$$

$$= \theta_{i+1}^s - \theta_{i-1}^s$$

$$\phi_i^s = \sum_{j=1}^{i+s} \delta_j^s \tag{10}$$

노드 i에서 코너 결정 척도  $K_i$ 는 기울기의 불연속도  $\phi_i^s$ 와 코너의 양쪽 연속 영역의 길이  $t_{i1}, t_{i2}$ 의 합수로, 다음과 같이 정의된다.

$$K_i = \sqrt{t_{i1}} \times \sum_{j=1}^{i+s} \delta_j^s \times \sqrt{t_{i2}}$$

$$t_{i1} = \max\{t: \delta_{i-v}^s \in (-\Delta, \Delta), \text{ for all } 1 \leq v \leq t\}$$

$$t_{i2} = \max\{t: \delta_{i+s+v}^s \in (-\Delta, \Delta), \text{ for all } 1 \leq v \leq t\}$$

$$\Delta = \tan^{-1} \left( \frac{1}{s-m} \right)$$

(11)

코너가 되는 점  $C_i$ 는 점 i에서 거리가 s+1 보다 작은 점들 중에서  $K$ 값이 최대인 점이 된다. 각 슬라이스 별로 표면점들은  $K$ 의 크기에 따라 내림차순으로 정렬되어 저장된다.

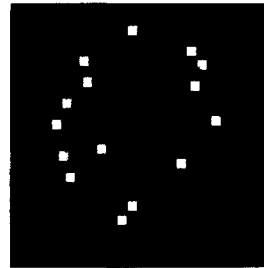


그림 8 Freeman & Davis 코너추출법 기반 선택된 대표점

#### 4. 모멘트와 표면거리 기반 정합

정합의 초기과정에서 참조 볼륨영상과 테스트 볼륨영상에 적용되는 좌표계는 각 볼륨영상의 넓이 방향을 x축, 높이 방향을 y축, 깊이 방향을 z축으로 하고, 첫번째 단층 영상의 첫번째 복셀의 위치를 원점으로 한다. 모멘트 기반 초기 정합과정을 통하여 참조영상과 테스트영상에 대한 각각의 객체중심 좌표계를 구하고, 이를 일치 시킴으로써 볼륨영상기준 좌표계에서 객체중심 좌표계의 변이를 수행한다. 또한, 표면거리 기반 상세정합의 초기 단계에서 복셀크기 정보를 기반으로 좌표계의 공간을 정규화 시킴으로써, 공간정규화가 수행된 동일 좌표계를 생성한다. 이러한 동일 좌표계에서 상세정합을

위한 최적화 과정이 수행된다. 자세한 정합 절차를 본 절에서 설명한다.

4.1 모멘트 기반 초기 정합

모멘트 기반 초기 정합은 테스트 영상에 대한 이동 및 회전 처리를 통하여 3.2절에서 구한 참조영상과 테스트 영상에 대한 무게중심과 3차원 주축을 각각 서로 일치시키는 것이다. 이를 위하여 우선, 테스트 영상의 무게중심을 원점으로 평행이동 시킨 후, 테스트 영상의 장축, 단축, 중간축을 각기 X, Y, Z 좌표축에 일치시킨다. 참조영상에 대하여서도 참조영상에 대한 중심이 무게중심을 원점으로 이동하고, 장축, 단축, 중간축이 X, Y, Z 좌표축에 일치하기 위한 변환 매트릭스를 구하고, 이의 역을 원점으로 이동되어 X, Y, Z 축에 맞추어진 테스트 영상에 적용하여 두 영상간 무게중심과 책체의 주축을 일치시킨다. 상세한 처리 내용은 다음과 같다.

테스트영상의 무게중심의 좌표를  $(C_{x2}, C_{y2}, C_{z2})$ 이라 할 때, 식 (9)의 평행이동 변환에 의해 테스트 영상의 무게중심은 원점 O로 이동된다.

$$T(-C_{x2}, -C_{y2}, -C_{z2}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -C_{x2} & -C_{y2} & -C_{z2} & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

원점으로 이동된 테스트영상의 고유벡터들을 크기순에 따라  $\vec{T}_1, \vec{T}_2, \vec{T}_3$  ( $|\vec{T}_1| \geq |\vec{T}_2| \geq |\vec{T}_3|$ )라 하면, 최장축  $\vec{T}_1: (T_{1x}, T_{1y}, T_{1z})$ 이 X축과, 최단축  $\vec{T}_3: (T_{3x}, T_{3y}, T_{3z})$ 이 Y축, 중간축  $\vec{T}_2: (T_{2x}, T_{2y}, T_{2z})$ 이 Z축의 방향과 일치하게 된다. 우선, 장축  $\vec{T}_1$ 을 X 축에 일치시키기 위하여, 장축  $\vec{T}_1$ 을 XZ 평면에 투영시키고, 투영된 장축이 X축과 이루는 각도를  $\rho_2$ 라 할때, 각도  $\rho_2$  만큼 Y축을 중심으로 회전시킴으로써, 장축  $\vec{T}_1$ 을 XY 평면으로 이동시킨다. Y축을 중심으로 회전하기 위한 변환식은 식 (10)과 같다.

$$R_y(\rho_2) = \begin{pmatrix} \cos \rho_2 & 0 & -\sin \rho_2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin \rho_2 & 0 & \cos \rho_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$\sin \rho_2 = \frac{T_{1z}}{\sqrt{(T_{1x})^2 + (T_{1z})^2}}, \cos \rho_2 = \frac{T_{1x}}{\sqrt{(T_{1x})^2 + (T_{1z})^2}}$$

XY 평면에 위치한 장축  $\vec{T}_1$ 을 Z축을 중심으로 회전 시킴으로써 장축  $\vec{T}_1$ 이 X축과 일치된다. XY 평면상의 장축  $\vec{T}_1$ 이 X축과 이루는 각도를  $\theta_2$ 라 할 때, 이를 위한 회전식은 식 (11)과 같다.

$$R_z(\theta_2) = \begin{pmatrix} \cos \theta_2 & -\sin \theta_2 & 0 & 0 \\ \sin \theta_2 & \cos \theta_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$\sin \theta_2 = \frac{T_{1y}}{\sqrt{(T_{1x})^2 + (T_{1y})^2 + (T_{1z})^2}}$$

$$\cos \theta_2 = \frac{\sqrt{(T_{1x})^2 + (T_{1z})^2}}{\sqrt{(T_{1x})^2 + (T_{1y})^2 + (T_{1z})^2}}$$

$R_y(\rho_2)$ 와  $R_z(\theta_2)$ 을 각기 장축, 단축, 중간축에 적용함으로써 장축  $\vec{T}_1$ 이 X축에 일치되고, 단축  $\vec{T}_3$ 은 YZ 평면상으로 이동된다. YZ 평면상으로 이동 된 단축  $\vec{T}_3$ 을  $\vec{T}'_3: (t'_{3x}, t'_{3y}, t'_{3z})$ 라 하고,  $\vec{T}'_3$ 가 Y축과 이루는 각도를  $\phi_2$ 라 할때, X축을 중심으로  $\phi_2$  만큼 회전함으로써 단축과 중간축이 각기 Y축과 Z축에 일치된다. X축을 위한 회전식은 식 (12)와 같다.

$$R_x(\phi_2) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi_2 & -\sin \phi_2 & 0 \\ 0 & \sin \phi_2 & \cos \phi_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$\sin \phi_2 = \frac{t'_{3z}}{\sqrt{(t'_{3y})^2 + (t'_{3z})^2}}, \cos \phi_2 = \frac{t'_{3y}}{\sqrt{(t'_{3y})^2 + (t'_{3z})^2}}$$

테스트 영상을 원점을 중심으로 X축, Y축, Z축으로 일치시키기 위한 전체식을 정리하면, 식 (13)과 같다.

$$T(-C_{x2}, -C_{y2}, -C_{z2}) \cdot R_y(\rho_2) \cdot R_z(\theta_2) \cdot R_x(\phi_2) \quad (13)$$

여기서 X, Y, Z 좌표축에 맞춰진 테스트영상의 주축들을 참조영상이 원점으로 평행이동 됨을 가정하였을 때 참조영상의 주축들이 좌표축들과 이루는 각의 반대 방향으로 회전 변환을 취하고, 참조영상의 무게중심으로 평행이동을 함으로써 모멘트 기반 변환 과정을 최종적으로 수행하게 된다. 테스트 영상의 경우와 마찬가지로 참조영상의 무게중심의 좌표를  $(C_{x1}, C_{y1}, C_{z1})$ , 참조영상의 고유벡터  $\vec{R}_1, \vec{R}_2, \vec{R}_3$  ( $|\vec{R}_1| \geq |\vec{R}_2| \geq |\vec{R}_3|$ )를 X, Y, Z 축에 일치시키기 위하여 XZ 평면상의 장축이 X축과 이루는 각을  $\rho_1$ , Y축을 중심으로  $\rho_1$  만큼 회전후 XY평면상의 장축이 X축과 이루는 각을  $\theta_1$ , YZ 평면상의 단축이 Y축과 이루는 각을  $\phi_1$ 라 할 때, 테스트영상의 주축을 참조영상의 주축 방향과 일치하도록 하는 회전 변환은 식 (14)와 같이 나타내어지며, 참조영상의 무게중심에 대한 평행이동 변환은 식 (15)와 같다. 이 변환을 통해 테스트영상의 최장, 중간길이, 최단축을 참조영상의 최장, 중간길이, 최단축의 방향으로 각각 일치시킬 수 있다.

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi_1 & \sin \phi_1 & 0 \\ 0 & -\sin \phi_1 & \cos \phi_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta_1 & \sin \theta_1 & 0 & 0 \\ -\sin \theta_1 & \cos \theta_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \cos \rho_1 & 0 & \sin \rho_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \rho_1 & 0 & \cos \rho_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = R_x(-\phi_1) \cdot R_z(-\theta_1) \cdot R_y(-\rho_1) \quad (14)$$



$$T(C_{x1}, C_{y1}, C_{z1}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ Cx_1 & Cy_1 & Cz_1 & 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

모멘트 정보를 기반으로 한 초기 변환과정을 하나의 식으로 나타내면 식 (16)과 같다.

$$T(-C_{z2}, -C_{y2}, -C_{x2}) \cdot R_y(\rho_2) \cdot R_z(\theta_2) \cdot R_x(\phi_2) \cdot R_x(-\phi_1) \cdot R_z(-\theta_1) \cdot R_y(-\rho_1) \cdot T(C_{x1}, C_{y1}, C_{z1}) \quad (16)$$

상세 정합 전에 정합 대상 객체에 대한 증점 및 주축을 일치시킴으로써, 상이한 위치와 상이한 각도에 위치한 객체 정합 과정의 효율성을 향상시키고, 정합 위치 최적화 과정에서 발생할 수 있는 지역적 최소화 오류를 방지할 수 있다.

4.2 표면거리 기반 상세 정합

서로 다른 모달리티의 영상은 해상도 및 복셀 크기 상이하다. 일반적으로 영상 정합에서 해상도가 좋은 영상을 참조 영상으로 사용한다. 표면 정합을 위한 초기 스케일링 요소(S)은 계산식 참조 영상과 테스트 영상 복셀 크기의 비율로서 식 (17)과 같이 결정된다.

$$S_x = \frac{V_{Test_x}}{V_{Refer_x}}, \quad S_y = \frac{V_{Test_y}}{V_{Refer_y}}, \quad S_z = \frac{V_{Test_z}}{V_{Refer_z}} \quad (17)$$

여기서  $V_{Test}$ 는 테스트 영상의 복셀 크기를 의미하고,  $V_{Refer}$ 는 참조영상의 복셀 크기를 의미한다. 초기 테스트 볼륨의 샘플링 된 표면 특징점에 대해 식 (17)에 의해 결정된 스케일 요소를 기반으로 결정된 식 (18)을 곱하여 테스트 영상을 확대 혹은 축소함으로써, 서로 다른 모달리티 영상에 대한 공간을 정규화한다.

$$S(S_x, S_y, S_z) = \begin{pmatrix} S_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & S_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (18)$$

공간 정규화 된 테스트 영상에 대하여 4.1의 식 (16)을 적용함으로써 초기 모멘트 기반 정합을 수행한다. 공간 정규화 및 초기 모멘트 정합 처리는 식 (19) 같이 정리된다.

$$M(S_x, S_y, S_z, Cx_2, Cy_2, Cz_2, Cx_1, Cy_1, Cz_1) = S(S_x, S_y, S_z) \cdot T(-C_{z2}, -C_{y2}, -C_{x2}) \cdot R_y(\rho_2) \cdot R_z(\theta_2) \cdot R_x(\phi_2) \cdot R_x(-\phi_1) \cdot R_z(-\theta_1) \cdot R_y(-\rho_1) \cdot T(C_{x1}, C_{y1}, C_{z1}) \quad (19)$$

이 결과 생성된 변환된 테스트 영상의 표면 샘플링 특징점에 대하여 아래와 같이 평행이동, 회전, 확대/축소를 통하여 표면 거리에 대한 평균제곱근 오차(root mean square error)를 최소화하는 최적 위치(Optimal Position)를 추적한다. 이 문제는 식 (20)과 같은 다차원 함수에 대한 전역적 최소값(Global Minumum)을 발견하는 문제와 일치한다. 식 (20)에서 (x,y,z)은 샘플링된 테스트 영상의 표면 특징점 좌표를 의미하고, (X,Y,Z)은

참조영상에 대한 3차원 거리맵의 좌표를 의미한다.

$$F(t_x, t_y, t_z, s_x, s_y, s_z, r_x, r_y, r_z) = [X, Y, Z] = [x, y, z] M(S_x, S_y, S_z, Cx_2, Cy_2, Cz_2, Cx_1, Cy_1, Cz_1)$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -Cx_1 & -Cy_1 & -Cz_1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & s_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(r_x) & \sin(r_x) & 0 \\ 0 & -\sin(r_x) & \cos(r_x) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(r_y) & 0 & \sin(r_y) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(r_y) & 0 & \cos(r_y) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(r_z) & \sin(r_z) & 0 & 0 \\ -\sin(r_z) & \cos(r_z) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ C_{x1}+tx & C_{y1}+ty & C_{z1}+tz & 1 \end{pmatrix} \quad (20)$$

여기서  $t_x, t_y, t_z, s_x, s_y, s_z, r_x, r_y, r_z$  는 각각 x, y, z 축에 대한 이동값, 확대/축소값, 회전각도를 의미한다. 식 (20)에서 객체에 대한 확대/축소 및 회전은 객체의 중심점을 원점으로 이동 후 처리한 후 다시 객체 중심점 위치로 이동하도록 처리하였다. 샘플링된 표면 특징점의 새로운 위치값은 식 (20)과 같이 9개의 파라미터를 갖는 다차원 함수에 의해 결정되고, 최적화 위치를 추적하기 위한 평가함수(Cost Fuction)은 식 (21)과 같다.

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2} \quad (21)$$

여기서,  $d_i$ 는 새로 결정된 위치에 해당하는 참조영상 거리맵상의 거리값을 의미하고, n은 샘플링된 표면 특징점의 수를 의미한다. 식 (20)의 함수 F를 최적화 하기 위하여 3단계 알고리즘을 적용한다. 1단계에서는 초기 확대/축소요소 및 회전 요소값에 대하여 일정 단위 만큼 평행이동하는 검색 공간에서 평가함수를 최소화하는 Tmin( $S_{x0}, S_{y0}, S_{z0}, R_{x0}, R_{y0}, R_{z0}$ )을 구하고, 2단계에서는 1단계에서 구한 Tmin과 초기 확대/축소 요소에 대하여 일정 각도 만큼 x, y, z축으로 회전하는 공간에서의 최소화 요소 Rmin( $S_{x0}, S_{y0}, S_{z0}, Tmin()$ )을 구한다. 3 단계에서는 1단계, 2단계에서 구한 Tmin, Rmin의 값에 일정 단위로 x, y, z 축에 대한 확대/축소하는 공간에서의 최소화 요소 Smin( Rmin, Tmin)을 구한다. 즉, 전 단계의 최적 변환이 적용된 상태로 다음 변환의 최적값을 계산한다. 평가함수의 값이 원하는 수준의 임계값에 도달하기까지 3단계 최적화 알고리즘을 반복 수행한다.

5. 구현 및 실험결과

5.1 구현 환경 및 실험영상

본 논문에서 제시한 정합 방법은 Pentium-III [1.8Mhz cpu, 1Gbyte Memory, Windows 2000 Server] 환경에서 Visual C++언어로 구현되었다. 실험 자료는 횡단면 방향 뇌 부위 자기공명단층영상(MRD)와

양자 방출 단층 촬영 영상(PET)을 사용하였다. 정합 기법의 안정성을 체크하기 위하여 참조영상과 초기 위치 및 방향이 유사한 테스트 PET 영상 A와 참조영상과 초기 위치 및 방향이 상이한 테스트 PET 영상 B를 적용하여 실험하였다. PET 영상에서는 영상특성상 머리의 피부 및 골격이 제외된 대뇌피질조직이 가시화된다. 그러므로 MRI와 PET 영상간의 정합에서는 대뇌피질조직을 매칭 표면으로 사용한다. 영상 전처리 과정을 통하여 두 영상으로부터 대뇌피질조직을 추출하고 이에 대한 표면 윤곽정보를 추출하였다. 실험에 사용된 영상의 해상도 및 복셀 정보는 표 1과 같다. 실험영상 일부에 대한 2차원 단층 영상은 그림 9와 같고, 전체 실험영상에 대하여 볼륨가시화 기법을 이용하여 3차원적 표면 가시화한 결과는 그림 10과 같다.

5.2 구현 및 실험결과

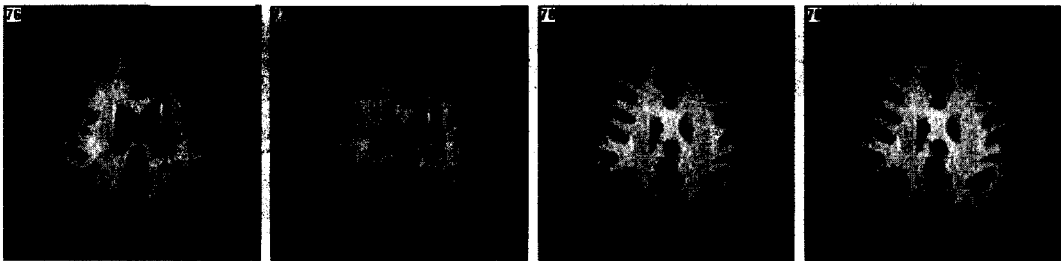
참조영상과 테스트 영상에 대하여 제시한 표면거리

정보 추출 기법을 적용하여, 참조영상에 대한 3차원 거리맵 볼륨정보와 테스트 영상에 대한 표면 코너추출법 기반 특징점 샘플링을 수행하였다. 그림 11은 추출된 참조영상에 대한 표면 윤곽정보와 이를 기반으로 생성된 거리맵의 정보를 2차원적으로 가시화한 것이다.

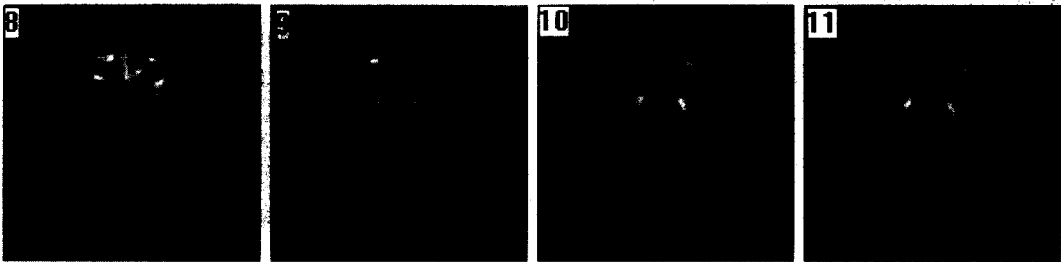
정합을 원하는 대상객체의 초기 위치 및 방향이 현저하게 상이한 경우 모멘트 정보를 기반으로 하는 제안 기법의 수행 효율성 및 정확성이 크게 향상 되었다. 표 2는 기존의 모멘트 기반 정합, 표면 정보 기반 정합 기법과 본 논문에서 제안하고 있는 기법과의 오차율과 실

표 1 실험 영상 정보

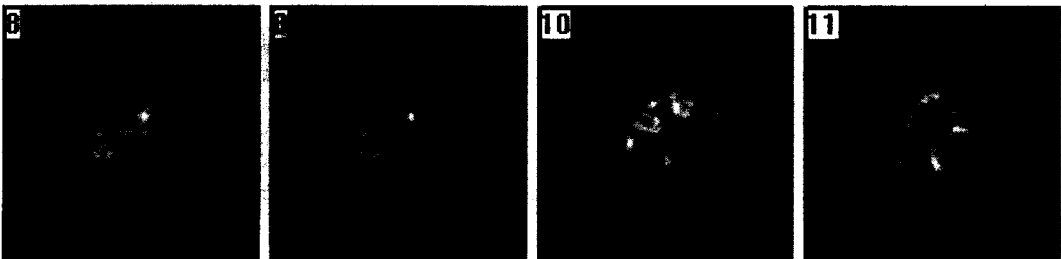
모달리티	해상도 [x*y]	슬라이스 수	복셀 크기 [x*y*z]	영상 방향
MRI	256*254	108	0.78*0.78*1.61	transverse
PET	128*128	29	1.953*1.953*4.25	



(a) MRI 참조영상

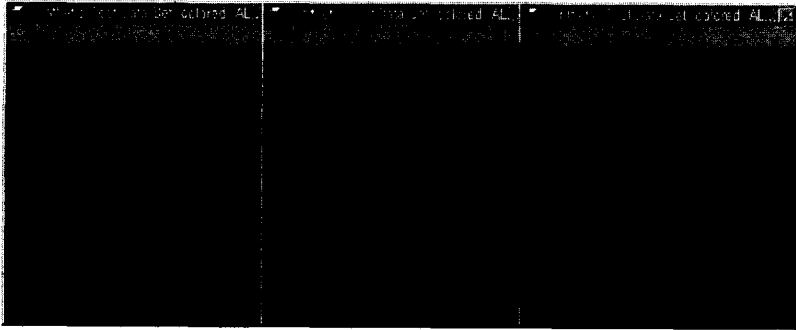


(b) PET 테스트영상 A

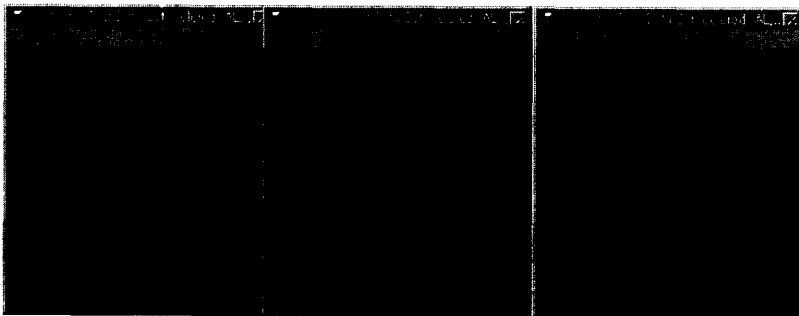


(c) PET 테스트영상 B

그림 9 실험영상에 대한 2차원 단층영상



(a) MRI 참조영상



(b) PET 테스트영상 (컬러맵 매치에 의한 컬러링 처리결과)

그림 10 실험영상에 대한 3차원 표면 볼륨 가시화 결과

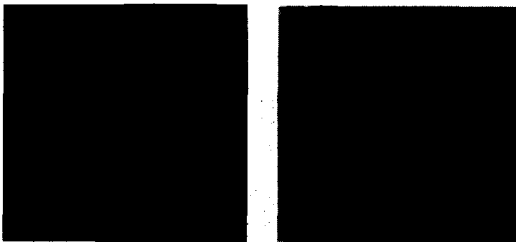


그림 11 (좌)추출된 윤곽정보와 (우)거리맵

행속도를 비교한 결과를 보여주고 있다. 오차율은 참조 영상에 대한 거리맵을 이용하여 복셀 거리 단위의 평균 제곱근 오차(root mean square error)를 구하고, 이를 복셀 크기 정보와 곱하여 계산되었다. 표 2에서 실험영

상 A는 정합을 원하는 대상객체의 초기 위치 및 방향이 유사한 경우이고, 실험영상 B는 정합을 원하는 대상객체의 위치 및 방향이 현저하게 상이한 경우이다.

실험결과, 모멘트 정보를 사용하지 않은 표면정보 기반 정합 기법에서는 정합 대상객체의 초기 상태가 회전 각도 30도 이상의 상이한 방향차를 보이는 경우, 최적화 알고리즘이 지역적 최소화 오류를 발생시켜 원하는 정합수준에 도달하지 못하였다. 이에 반해 제안기법은 정합대상 객체의 위치 및 방향이 유사한 경우, 모멘트 정보 계산을 위해 표면정보 기반 정합 기법에 비해 수행 시간이 다소 길어졌으나, 대상객체의 초기 위치 및 방향에 무관하게 일정한 수행시간 및 정합 오류를 보장 하였다.

표 2 정합기법별 오차율과 실행시간

		모멘트 기반 정합	표면정보 기반 정합	제안 정합 기법
실험영상 A	오차율(mm)	2.2909	1.6614	1.4980
	수행시간(sec)	5	20	26
실험영상 B	오차율(mm)	3.5043	x	2.0284
	수행시간(sec)	5	x	28

제안 기법의 성능에 대한 육안평가를 위하여 정합결과를 2차원 단층 영상과 3차원적 볼륨영상으로 가시화하였다. 그림 12은 2차원적 가시화 결과이고 그림 13은 볼륨 가시화기법을 이용하여 3차원적으로 정합 후의 대상객체의 표면 및 임의의 각도에 의한 내부 단면 정보를 복합적으로 가시화한 결과이다.

일정간격 샘플링 기법과 본 연구에서 적용한 표면 코너추출법 기반 샘플링 기법의 비교 실험에서는 제안 기

법이 보다 낮은 오차범위내의 정합결과를 보여주었다. 두 샘플링 기법의 정합오차는 표 3과 같다.

표 3 샘플링 기법간 정합 오차율 비교 (단위: mm)

샘플링 수	일정간격 샘플링	코너 추출법 기반 샘플링
840	1.5004	1.4980
1082	1.5037	1.4851

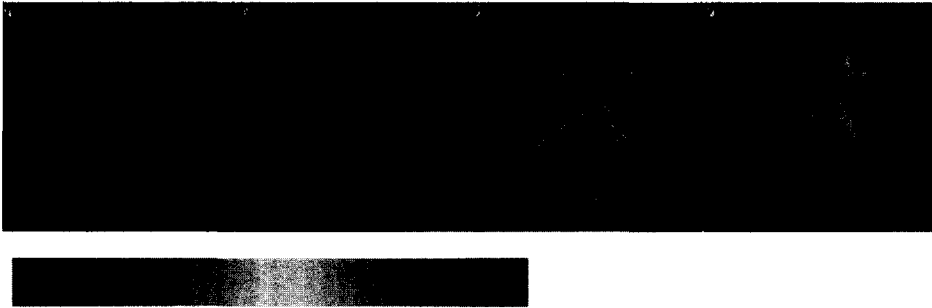
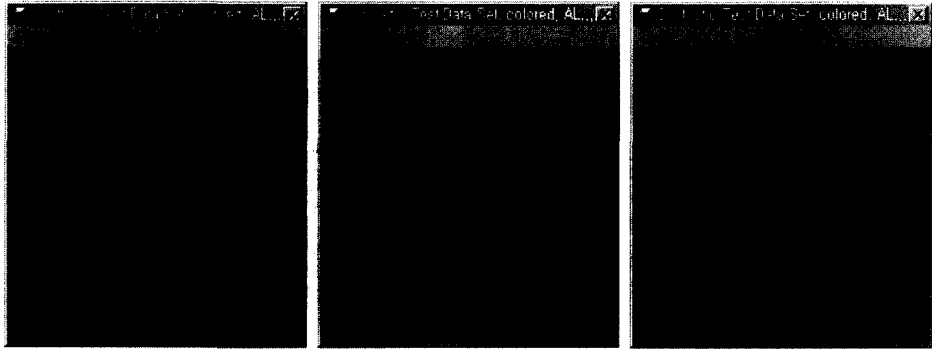


그림 12 정합결과에 대한 2차원적 가시화



(a) 정합결과 영상에 대한 표면 가시화



(b) 정합결과 영상에 대한 표면 및 내부단면 가시화

그림 13 정합결과에 대한 3차원적 가시화

## 6. 결론

본 연구에서는 서로 다른 모달리티 영상에 대한 효율적이고, 정확한 정합을 위하여 모멘트 정보와 표면 정보를 기반으로 한 정합기법을 제시하였다. 본 방법은 정합 대상객체의 표면 정보를 추출하고, 이를 기반으로 대상객체의 모멘트 정보를 추출하여, 상세 정합 이전에 모멘트 정보를 일치시키는 변환을 수행함으로써, 정합이전 대상객체의 위치 및 방향이 상이한 경우에 있어서도 정합이 안정적으로 수행되도록 하였다. 또한 테스트 영상에 대한 표면 대표점에 추출시 표면 코너추출법을 적용하도록 함으로써 일정간격 샘플링에 의한 취약점을 보완하였다.

본 제안 기법의 성능 검증을 위하여, 뇌 부위 자기공명단층영상(MRI)과 양자 방출 단층 촬영 영상(PET)을 적용하여 실험한 결과, 본 제안 기법은 대상객체의 초기 위치 및 방향에 무관하게 일정한 수행시간 및 정합 오류를 보장하였다. 또한 삼성의료원 신경과 임상팀을 통하여 정합 결과에 대한 2차원 및 3차원적 가시화에 의한 육안평가를 실시한 결과 그 정확성을 입증 받았다.

향후 연구로는 최적화시 지역적 최소화 오류에 안정적인 최적화 알고리즘에 대한 연구와 함께 대상객체의 형태특성을 최적화 평가함수에 포함시킴으로써 최적화의 정확성을 향상시키는 연구를 진행하고자 한다.

## 참고 문헌

- [1] J.B. Anotoine Maints, Max A. Viergever, "A survey of Medical Image Registration," *Medical Image Analysis*, Vol. 2.(1), 1-36, 1998.
- [2] Joseph V. Hajnal, Derek L.G. Hill, David J. Hawkes, "Medical Image Registration," CRC Press, 2001.
- [3] Pietrzyk, U., Herholz, K., Fink, G., Jacobs, A., Mielke, R., Slansky, I., Wurker, M., and Heis, W. (1994). An interactive technique for three-dimensional image registration: validation for PET, SPECT, MRI and CT brain studies. *Journal of nuclear medicine*, 35, 2011-2018.
- [4] Ge, Y., Fitzpatrick, J. M., Votaw, J. R., Gadamssety, S., Maciunas, R. J., Kessler, R. M., and Margolin, R. A. (1994). Retrospective registration of PET and MR brain images: an algorithm and its stereotactic validation. *Journal of computer assisted tomography*, 18(5), 800-810.
- [5] Meyer, C. R., Leichtman, G. S., Brunberg, J. A., Wahl, R. L., and Quint, L. E. (1995). Simultaneous usage of homologous points, lines, and planes for optimal, 3-D, linear registration of multimodality imaging data. *IEEE Transactions on medical imaging*, 14(1), 1-11.
- [6] Neelin, P., Crossman, J., Hawkes, D. J., Ma, Y., and Evans, A. C. (1993). Validation of an MRI/PET landmark registration method using 3D simulated PET images and point simulations. *Computerized medical imaging and graphics*, 17(4/5), 351-356.
- [7] Evans, A. C., Marrett, S., Collins, L., and Peters, T. M. (1989). Anatomical-functional correlative analysis of the human brain using three dimensional imaging systems. In Schneider, R.H., Dwyer III, S.J., and Jost, R.G. (eds), *Medical imaging: image processing*, Vol. 1092, pp. 264-274, Bellingham, WA. SPIE press.
- [8] Evans, A. C., Collins, D. L., Neelin, P., and Marrett, T. S. (1996). Correlative analysis of three-dimensional brain images. In Taylor, R. H., Lavallée, S., Burdea, G. C., and Mosges, R. (eds), *Computer-integrated surgery, Technology and clinical applications*, chapter 6, pp. 99-114. MIT Press, Cambridge, MA.
- [9] Evans, A. C., Marrett, S., Torrescorzo, J., Ku, S., and Collins, L. (1991). MRI-PET correlation in three dimensions using a volume of interest (VOI) atlas. *Journal of cerebral blood flow and metabolism*, 11, A69-A78.
- [10] Maguire, G. Q., Noz, M., Rusinek, H., Jaeger, J., Kramer, E. L., Sanger, J.J., and Smith, G. (1991). Graphics applied to medical image registration. *IEEE Computer graphics and applications*, 11(2), 20-28.
- [11] Wahl, R. L., Quint, L. E., Cieslak, R. D., Aisen, A. M., Koeppe, R. A., and Meyer, C. R. (1993). "anametabolic" tumor imaging: fusion of FDG PET with CT or MRI to localize foci of increased activity. *Journal of nuclear medicine*, 34, 1190-1197.
- [12] Chen, C., Pelizzari, C. A., Chen, G. T. Y., Cooper, M. D., and Levin, D. N. (1987). Image analysis of PET data with the aid of CT and MR images. In *Information processing in medical imaging*, pp. 601-611.
- [13] Levin, D. N., Pelizzari, C. A., Chen, G. T. Y., Chen, C.T., and Cooper, M. D. (1988). Retrospective geometric correlation of MR, CT, and PET images. *Radiology*, 169(3), 817-823.
- [14] Staib, L. H. and Xianzhang, L. (1994). Inter-modality 3D medical image registration with global search. In *IEEE workshop on biomedical image analysis*, pp. 225-234, Los Alamitos, CA. IEEE computer society press.
- [15] Turkington, T. G., Hoffman, J. M., Jaszczak, R. J., MacFall, J. R., Harris, C. C., Kilts, C. D., Pelizzari, C. A., and Coleman, R. E. (1995). Accuracy of surface fit registration for PET and MR brain images using full and incomplete brain surfaces. *Journal of computer assisted tomography*, 19(1),

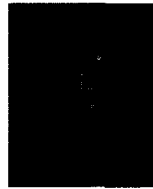
- 117-124.
- [16] Turkington, T. G., Jaszczak, R. J., Pelizzari, C. A., Harris, C., MacFall, J. R., M., Hoffman J., and Coleman, R. E. (1993). Accuracy of registration of PET, SPECT and MR images of a brain phantom. *Journal of nuclear medicine*, 34, 1587-1594.
- [17] Tsui, W., Rusinek, H., van Gelder, P., and Lebedev, S. (1993). Fast surface-fitting algorithm for 3-D image registration. In Loew, M. H. (ed.), *Medical imaging: image processing*, Vol. 1898, pp. 14-23, Bellingham, WA. SPIE Press.
- [18] Jiang, H., Robb, R. A., and Holton, K. S. (1992). A new approach to 3-D registration of multi-modality medical images by surface matching. In *Visualization in biomedical computing*, Vol. 1808, pp. 196-213, Bellingham, WA. SPIE press.
- [19] Ardekani, B. A., Braun, M., Hutton, B. F., Kanno, I., and Ida, H. (1995). A fully automatic multi-modality image registration algorithm. *Journal of computer assisted tomography*, 19(4), 615-623.
- [20] Ardekani, B. A., Braun, M., Kanno, I., and Hutton, B. F. (1994). Automatic detection of intradural spaces in MR images. *Journal of computer assisted tomography*, 18(6), 963-969.
- [21] Kruggel, F. and Bartenstein, P. (1995). Automatic registration of brain volume datasets. In Bizais, Y., Barillot, C., and di Paola, R.(eds), *Information processing in medical imaging*, pp. 389-390. Kluwer.
- [22] Andersson, J. L. R. (1995). A rapid and accurate method to realign PET scans utilizing image edge information. *Journal of nuclear medicine*, 36, 657-669.
- [23] Miller, M. I., Christensen, G. E., Amit, Y. A., and Grenander, U. (1993). Mathematical textbook of deformable neuroanatomies. In *National academy of sciences*, Vol. 90 of *Medical sciences*, pp. 11944-11948.
- [24] Woods, R.P., Maziotta, J.C., and Cherry, S.R. (1993). MRI-PET registration with automated algorithm. *Journal of computer assisted tomography*, 17(4), 536-546.
- [25] Collignon, A., Maes, F., Delaere, D., Vandermeulen, D., Suetens, P., and Marchal, G. (1995). Automated multimodality image registration using information theory. In Bizais, Y. and Barillot, C. (eds), *Information Processing in Medical Imaging*, pp. 263-274. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
- [26] Maes, F., Collignon, A., Vandermeulen, D., Marchal, G., and Suetens, P. (1996). Multi-modality image registration by maximization of mutual information. In *Mathematical methods in biomedical image analysis*, pp. 14-22, Los Alamitos, CA. IEEE computer society press.
- [27] Wells III, W. M., Viola, P., Atsumi, H., Nakajima, S., and Kikinis, R. (1996). Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. *Medical image analysis*, 1. In press.
- [28] Wells III, W. M., Viola, P., and Kikinis, R. (1995). Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. In *Medical robotics and computer assisted surgery*, pp. 55-62. Wiley.
- [29] Rubinstein, R., Karger, H., Pietrzyk, U., Siegal, T., Gomori, J. M., and Chisin, R. (1996). Use of 201thallium brain SPECT, image registration, and semi-quantitative analysis in the follow-up of brain tumors. *European journal of radiology*, 21, 188-195.
- [30] Malison, R. T., Miller, E. G., Greene, R., McCarthy, G., Charney, D. S., and Innis, R. B. (1993). Computer-assisted coregistration of multi-slice SPECT and MR brain images by fixed external fiducials. *Journal of computer assisted tomography*, 17(6), 952-960.
- [31] Maintz, J. B. A., van den Elsen, P. A., and Viergever, M. A. (1996). Registration of SPECT and MR brain images using a fuzzy surface. In Loew, M. H. and Hanson, K. M. (eds), *Medical Imaging: Image processing*, Vol. 2710, pp. 821-829, Bellingham, WA. SPIE.
- [32] Péria, O., Francois-Joubert, A., Lavallée, S., Champlébourg, G., Cinquin, P., and Grand, S. (1994). Accurate registration of SPECT and MR brain images of patients suffering from epilepsy or tumor. In *Medical robotics and computer assisted surgery*, pp. 58-62.
- [33] Rechard L. Burden, J. Douglas Faires, "Numerical analysis," Brooks/Cole Publishing company, 1997
- [34] Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [35] Alan watt, Fabio Policarpo, "The Computer Image," Addison Wesley, 1998.
- [36] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods., "Digital Image Processing," Addison-Wesley, Publishing Company, Inc., 1993.
- [37] 김희승, "영상인식", 생능출판사, 1993.
- [38] Ioannis Pitas, "Digital Image Processing Algorithms," Prentice Hall, 1995.
- [39] Dana H. Ballard, "Christopher M. Brown, Computer vision," Prentice Hall Inc., 1982.
- [40] Milan Sonka, J. Michael Fitzpatrick, "Handbook of Medical Imaging," SPIE Press, 2000.
- [41] H. Freeman and L. S. Davis, "A corner finding algorithm for chain-coded curves," *IEEE Trans. Comput.* 26, 297-303, 1977.



최 유 주

1989년 이화여자대학교 전자계산학과 졸업(학사). 1991년 이화여자대학교 대학원 전자계산학과(이학석사). 1991년~1993년 (주)한국컴퓨터 기술연구소 주임연구원 1994년~1999년 포스데이터주식회사 기술연구소 주임연구원. 1999년~현재 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정. 관심분야는 영상가시화, 형상복원, 물리기반 변형 모델링, 가상현실 등

수면의학, 신경영상, 뇌파



김 명 회

1979년 서울대학교 계산통계학과(석사) 1986년 독일 괴팅겐대학교 전자계산학과(박사). 1987년~현재 이화여자대학교 컴퓨터학과 교수. 1999년~현재 이화여자대학교 컴퓨터 그래픽스/가상현실 연구센터 센터장. 관심분야는 영상가시화, 시뮬레이션, 컴퓨터 그래픽스, 가상현실 등



김 민 정

2000년 이화여자대학교 컴퓨터학과 졸업(학사). 2002년 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과(공학석사). 2002년~현재 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정. 관심분야는 영상가시화, 영상정합, 가상현실 등



박 지 영

2002년 이화여자대학교 컴퓨터학과 졸업(학사). 2002년~현재 이화여자대학교 대학원 컴퓨터학과 석사과정. 관심분야는 의료영상처리, 컴퓨터 그래픽스, 가상현실 등



윤 현 주

1997년 홍익대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2002년 서강대학교 영상대학원 미디어공학과(공학석사). 2002년~현재 이화여자대학교 컴퓨터그래픽스/가상현실 연구센터 연구원. 관심분야는 의료영상 프로세싱, 영상분할, 영상가시화 등



정 명 진

2000년 이화여자대학교 컴퓨터학과 졸업(학사). 2002년 이화여자대학교 과학기술대학원 컴퓨터학과(공학석사). 2002년~현재 삼성전자 소프트웨어센터 연구원 관심분야는 영상가시화, 의료영상정합, 가상현실 등



홍 승 봉

1983년 서울대학교 의과대학 의학과 졸업(학사). 1987년 서울대학교 대학원 의학과(의학석사). 1992년 서울대학교 대학원 의학과(의학박사). 1994년~현재 삼성서울병원 신경과 staff. 1997년~현재 성대의대 신경과 교수. 관심분야는 간질,