

# 표면거리 및 표면곡률 최적화 기반 다중모달리티 뇌영상 정합

박지영<sup>\*</sup>·최유주<sup>\*</sup>·김민정<sup>\*</sup>·태우석<sup>\*\*</sup>·홍승봉<sup>\*\*\*</sup>·김명희<sup>\*\*\*\*</sup>

## 요약

서로 다른 종류의 영상을 정확하게 연관시켜 복합적인 정보를 제공하는 다중모달리티 의료 영상정합기법 중 표면정보 기반 영상정합에서는 일반적으로 동일 대상에 대한 서로 다른 모달리티에서 추출된 표면 윤곽정보 사이의 거리를 최소화함으로써 매칭이 이루어진다. 그런데 동일 대상에 대해 취득되는 서로 다른 두 모달리티는 관심 영역 상의 표면 특성이 서로 유사하다. 그러므로 다중모달리티 영상정합에서 표면거리와 함께 표면의 형태 특성을 고려하여 두 영상을 매칭하는 방법이 정합결과의 정확도를 향상시킬 수 있다. 본 연구에서는 동일 대상의 서로 다른 두 모달리티 뇌영상 간의 표면거리와 표면곡률을 최적화하는 정합기법을 제안한다. 영상정합은 참조영상과 테스트영상에 대한 표면정보 생성과 이 두 개의 표면정보를 최적화하는 단계로 구성된다. 표면정보 생성 단계에서는 두 모달리티로부터 관심영역의 윤곽선을 추출하고, 이 중 참조블륨의 윤곽선에 대해서는 표면거리맵과 표면곡률맵을 구성하게 된다. 최적화 단계에서는 표면거리맵과 표면곡률맵을 참조하는 최적화 평가함수(cost function)에 의해 두 객체의 표면거리 차이와 표면곡률 차이를 최소화하는 정합 변환값이 결정되고, 이것이 테스트영상의 변환에 적용되어 결과적으로 두 영상이 정합되게 된다. 제안된 최적화 평가함수는 표면거리 정보만을 사용하는 평가함수에 비해 보다 견고한 정합 정확도를 보였으며 또한 본 연구는 정합결과의 볼륨 가시화를 통해 효율적인 영상 분석 수단을 제공하고자 하였다.

## Multimodal Brain Image Registration based on Surface Distance and Surface Curvature Optimization

Ji-Young Park<sup>\*</sup> · Yoo-Joo Choi<sup>\*</sup> · Min-Jeong Kim<sup>\*</sup>  
Woo-Suk Tae<sup>\*\*</sup> · Seung-Bong Hong<sup>\*\*\*</sup> · Myoung-Hee Kim<sup>\*\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

Within multimodal medical image registration techniques, which correlate different images and provide integrated information, surface registration methods generally minimize the surface distance between two modalities. However, the features of two modalities acquired from one subject are similar. So, it can improve the accuracy of registration result to match two images based on optimization of both surface distance and shape feature. This research proposes a registration method which optimizes surface distance and surface curvature of two brain modalities. The registration process has two steps. First, surface information is extracted from the reference images and the test images. Next, the optimization process is performed. In the former step, the surface boundaries of regions of interest are extracted from the two modalities. And for the boundary of reference volume image, distance map and curvature map are generated. In the optimization step, a transformation minimizing both surface distance and surface curvature difference is determined by a cost function referring to the distance map and curvature map. The applying of the result transformation makes test volume be registered to reference volume. The suggested cost function makes possible a more robust and accurate registration result than that of the cost function using the surface distance only. Also, this research provides an efficient means for image analysis through volume visualization of the registration result.

**키워드 :** 표면정합(Surface Registration), 다중모달리티 뇌영상(Multimodal Brain Image), 최적화(Optimization)

### 1. 서론

의료영상은 의료 분야에서 진단, 치료계획, 치료보조, 질병

진행 모니터링 등을 위해 활발히 사용되고 있다[1]. 많은 의료 연구에서 영상 데이터는 대상으로부터 서로 다른 시간에 다양한 모달리티(modality)의 형태로 취득된다. 또한 의료영상 획득장비의 발전으로 영상의 질이 높아지면서 처리해야 할 데이터의 크기도 커지게 되었다. 이로 인해 다수의 서로 다른 영상 데이터들을 비교하고 혼합하여 임상에 제공하는 것에 대한 요구가 증가되고 실제로 이렇게 공급된 정보가

\* 본 연구는 부분적으로 과학기술부 국가지정연구실 지원사업(NRL)과 정보통신부 대학 정보통신 연구센터 육성·지원사업(ITRC)에 의해 수행되었습니다.  
† 준회원 : 이화여자대학교 과학기술대학원 컴퓨터학과  
‡ 정회원 : 한양대학교 대학원 의용생체공학과  
\*\*\* 정회원 : 성대의대 신경과 교수  
\*\*\*\* 종신회원 : 이화여자대학교 컴퓨터 그래픽스/가상현실 연구센터 센터장  
논문접수 : 2004년 2월 23일, 심사완료 : 2004년 9월 13일

진단과 치료를 용이하게 하고 있다. 현재 임상에서는 영상을 취득하여 디스플레이하고 단순히 관찰하는 것이 일반적이다. 이와는 달리 전산화된 시도는 서로 다른 영상의 정보들을 정렬시키고, 영상을 혼합 가시화하는 도구를 제공함으로써 다양한 편리를 제공한다. 이러한 작업에서 핵심이 되는 단계가 바로 영상정합이다.

영상정합이란 영상들을 배열하여 대응되는 특성을 연관시키는 과정이다[2]. 영상정합을 통해 서로 다른 영상의 정보가 결합될 수 있고 복합적인 새로운 정보를 생성할 수 있다. 실제로 영상정합은 현재 영상분석, 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스, 가상/증강 현실 분야와 의료, 국방 분야, 지도 작성 분야에서 다양하게 응용되고 있다[3, 4]. 특히 의료 분야에서는 다양한 모달리티가 사용되고 이 영상들은 각기 다른 정보를 제공한다. 전산화단층촬영영상(CT : Computed Tomography)은 뼈와 같은 골조직 부위를 잘 나타내며 자기공명영상(MRI : Magnetic Resonance Imaging)은 지방, 근육과 같은 연조직 부위를 잘 나타내는 등 해부학적 정보를 제공하는 반면, 광자방출촬영영상(PET : Positron Emission Tomography)과 단일광자방출단층촬영영상(SPECT : Single Positron Emission Computed Tomography)은 혈류정보와 같은 기능적 정보를 제공한다[3]. 서로 다른 모달리티의 영상을 정합하여 혼합된 영상의 정보를 제시하는 다중모달리티 영상정합은 환자 인체의 해부학적 구조정보를 병변의 기능정보와 함께 제공할 수 있다는 점에서 중요한 의미를 갖는다. 실제로 의료영상정합은 종양이나 뼈의 성장 모니터링, 발작 전후의 상태 비교, 처치 전후의 치료 평가, 간질 시술, 수술 시뮬레이션 등 다양한 어플리케이션에서 사용되며 상당한 비중을 차지하는 작업이다. 따라서 서로 다른 종류의 영상을 보다 정확하게 연관시켜 실질적인 결과를 제공하기 위한 신뢰도 높은 영상정합기법에 대한 연구가 요구된다.

현재 영상정합기법에서 일반적으로 사용되고 있는 표면정보 기반 영상정합기법은 대상이 되는 두 객체로부터 대응시킬 표면을 추출하여 그 사이의 거리를 최소화하는 것에 기반한다. 이 방법은 빠른 시간에 비교적 정확도 높은 정합결과를 보여준다는 장점이 있으나 대상표면의 형태특성이 고려되지 않은 채 두 표면의 거리만을 최소화함으로써 정합이 수행되므로 이 과정에서 지역적 오류에 빠질 가능성이 높다는 문제점을 가지고 있다.

본 연구의 목적은 이처럼 대상객체의 표면거리만을 최적화하는 기존의 표면정합기법을 개선하여 표면 형태특성을 함께 고려하고 결과적으로 정합결과와 정확도를 향상시키는 데 있다. 이를 위해 본 연구에서는 표면거리와 표면곡률 최적화에 기반하는 표면정보 기반 다중모달리티 영상정합기법을 제안한다.

제안된 정합기법은 두개의 서로 다른 영상을 정합대상으로 하는데 이것을 해상도가 상대적으로 높은 참조영상과 해상도가 낮은 테스트영상으로 구분한다. 영상정합은 참조영상과 테스트영상에 대한 표면정보 생성과 이 두 개의 표면정보를 최적화하는 단계로 구성된다. 표면정보 생성 단계에서는 두 영상으로부터 관심영역의 윤곽선을 추출하고, 이 중 참조영상의 윤곽선에 대해서는 표면거리맵과 표면곡률맵을 구성하게 된다. 이 작업은 최적화 단계의 계산량을 줄임으로써 최적화 수행시간을 감소시킨다. 최적화 단계에서는 사전에 생성된 표면거리맵과 표면곡률맵을 참조하는 최적화 평가함수(cost function)를 제시한다. 이 평가함수를 이용하여 두 객체의 표면거리 차이와 표면곡률 차이를 최소화하는 정합 변환값이 결정되고 이 변환이 테스트영상에 적용되어 결과적으로 두 영상이 정합되게 된다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 강체의 표면정보에 기반하여 정합을 수행하는 표면정보 기반 강체 정합기법에 대한 기존연구에 대해 살펴보고, 3장에서는 정합대상인 참조 영상과 테스트 영상에 대해 전처리를 수행하여 표면 윤곽선을 추출하고 표면거리맵과 표면곡률맵을 생성하는 것에 대해 설명한다. 4장에서는 추출된 표면정보에 기반하여 표면거리 및 표면곡률을 최적화하는 본 연구의 정합방법에 대해 기술하고 5장에서는 실험영상 및 구현환경에 대하여 설명하고 구현 및 실험결과를 제시한다. 마지막으로 6장에서는 결론 및 향후 연구방향을 기술한다.

## 2. 관련 연구

다중모달리티 뇌영상 정합에 적용되는 표면정합기법의 연구는 head-and-hat 기법, 거리변환 기법, ICP(Iterative Closest Point) 기법을 중심으로 다양한 시도가 이루어지고 있다.

Head-and-hat 기법은 Pelizzari 등[5]이 뇌의 다중모달리티 영상정합을 위해 제안한 것으로서, 우선 두 영상으로부터 대응하는 두개의 표면을 식별해낸다. 다음으로 두 영상 중에서 고해상도인 모달리티를 대상으로 일련의 단층영상에서 윤곽선이 추출되고 그것으로 대표되는 표면정보를 'head'로 정의한다. 두 번째 표면정보인 'hat'는 상대적으로 해상도가 낮은 모달리티에서 추출된 삼차원 표면점들의 집합으로 표현된다. 정합 변환은 head 표면에 대해 hat 표면을 반복적으로 변환시켜 최적위치를 추적함으로써 결정된다. 'head'의 중심을 지나면서 그와 가장 가까운 'hat' 상의 점을 구하고, 그 대응점들 간의 제곱거리 합을 최소화함으로써 'head'에 'hat'이 가장 적절하게 맞춰질 때의 변환 요소값을 찾아내는 것이다. head-and-hat 정합기법은 변환 매개변수를 탐색하는 것으로, 거리계산을 효율적으로 수행하기 위하여 표면형

태를 대부분 구 형태로 제한하며, 거리 최소화 과정에서 지역적 오류에 빠질 가능성이 높으므로 초기 기하학적 변환정의가 중요하다[3].

Borgefors[6]는 챔퍼매칭(Chamfer matching)이라는 거리 변환을 이용한 정합기법을 제안하였다. 거리변환(distance transform) 기법은 head-and-hat 기법을 변형한 것으로, head 영상의 전처리를 위하여 거리변환을 사용한다. 이 기법에서 영상내의 모든 픽셀은 객체 표면으로부터의 거리값을 가지게 되고 그 결과가 바로 거리맵(distance map)이다. 최적화 단계에서는 강체변환의 6 자유도에 대해 주어진 변환값에 의해 hat 상의 점들이 반복적으로 변환되고, 그 위치의 거리맵이 참조되면서 변환된 점들과 head 표면 사이의 거리가 계산된다. 표면간 제곱거리의 총합이 현재 변환에 대한 평가값이 되고 이 값이 최소가 될 때의 변환값을 최종 결과 정합변환값으로 결정한다. 거리변환에 기반한 정합기법은 head-and-hat 기법과 같이 초기 기하학적 변환정의가 요구되기는 하나 빠르고 정확도 높은 정합결과를 보장하기 때문에 현재 활발히 사용되고 있다.

Besl과 McKay[7]는 3차원 형태의 정합을 위하여 ICP(Iterative Closest Point) 기법을 제안하였다. 이 기법은 두 영상 중 하나를 추출된 데이터(collected data), 다른 하나를 모델 데이터(model data)라 정의한 후, 추출된 데이터 상의 점들과 가장 가까운 모델 데이터 내의 점들을 반복적으로 찾아내고, 이렇게 대응된 포인트쌍들로부터 최소 강체변환을 계산함으로써 두 데이터를 정합시킨다. 일반적으로 ICP 기법 관련 정합기법들은 반복 수행으로 인한 높은 계산비용을 요구한다는 단점을 가지고 있다.

거리기반 정합기법을 개선하기위한 연구는 다음과 같다. Turkington[8, 9]은 대상객체의 표면을 자동분할하여 이에 head-and-hat 기법을 적용하였고, Tsui[10]는 같은 기법을 사용하되 2차원 상의 거리를 보다 효율적으로 계산하였다. 거리변환을 이용한 정합기법의 다른 시도로서 Huang과 Mitchell[11]은 챔퍼변환 대신에 유클리드 거리변환을 사용하였고 Jiang[12]은 반자동 분할된 표면에 다해상도 챔퍼 매칭을 적용하였다. Kruggel[13]은 챔퍼 변환과 최적이동을 지역적으로 찾는 탄성적인 기법을 함께 사용하여 정합을 수행하였다. Zhang[14]은 Besl과 구별되는 목적함수를 채택하고 2중의 4원수(dual quaternion)를 사용하여 점집합으로부터 강체변환값을 추출하였으며, k-D 트리를 사용하여 대응 포인트쌍 탐색시 효율성을 높였다. Feldmar와 Ayache[15, 16]는 두 객체로부터 서로 가장 가까운 특징벡터(feature vector)들을 추출하였다. Lavallee[17]는 전처리로서 거리맵을 생성하여 탐색비용을 줄였으나, 이것은 포인트쌍들을 명시하지 못하므로 최적 변환 매개변수의 조사를 여전히 요구한다. Paragios[18]

는 유클리드 거리맵을 이용한 비강체(non-rigid) 정합기법을 제안하였으며 Mäkelä[19]는 심장의 MR-PET 영상정합에 거리변환 기법을 사용하였는데, 변형모델에 기반하는 분할기법으로 흉곽구조 추출의 정확도를 높임으로써 정합결과와 정확도를 개선하였다. Cool[20]은 뇌혈관 분포의 해부학적 아틀라스 생성을 위해 유클리드 거리맵과 상호정보(mutual information)를 함께 사용하는 정합기법을 제안하였다.

살펴본 바와 같이 표면거리 기반 정합기법을 개선하기 위한 현재까지의 기법들은 크게 두가지로 분류될 수 있다. 즉, 표면거리 계산의 정확도를 높임으로써 정합오류를 개선한 시도와 정확도 보다는 효율성을 높여 수행속도를 개선한 시도이다. 또한 보다 정확한 표면거리를 얻기 위해서 객체분할결과를 개선하거나 유클리드 거리를 사용하는 방식이 대부분이며 형태적 특성은 중시되지 않았다. 그러나 표면이 유사한 다중모달리티 영상을 정합하는데 있어 보다 높은 정확도의 정합결과를 얻기 위해서는 두 표면의 형태적 유사성을 고려하면서 정합이 수행되어야 할 필요성이 있고, 또한 이러한 개선을 통해 정합 변환값을 탐색하는 과정에서 지역적 오류에 빠지는 상황을 방지할 수 있다. 이에 Putjarupong[21]은 객체 표면에서 기하학적 고유 랜드마크(geometric intrinsic landmark)를 추출하고 그것의 불변 특성(invariant property)을 이용한 정합기법을 제안하였으나 이는 2차원 영상으로 적용이 한정되었다.

본 연구에서는 3차원 객체 간의 표면 형태특성을 고려하여 정확한 정합결과를 제공하는 표면거리와 표면곡률 최적화 기반 정합기법을 제안한다. 대상의 표면거리와 표면곡률은 표면분할 후에 맵의 형태로 구성하고 최적화 단계에서 변환 평가값 계산시 이것을 참조하도록 하는데, 이러한 전처리는 최적화 수행시간을 단축시킴으로써 정합수행의 효율성을 높인다. 또한 제안된 정합기법에서의 표면곡률 계산방법과 최적화 평가함수는 구현이 용이하고 높은 계산비용을 요구하지 않는다는 장점을 가진다.

### 3. 표면정보 생성

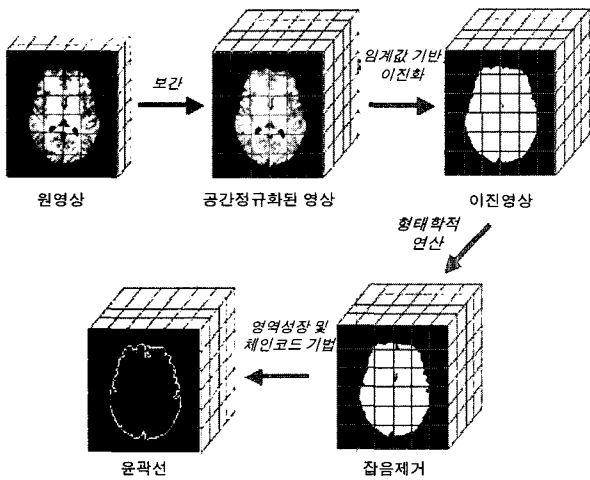
표면정보 기반 영상정합은 참조영상과 테스트영상의 두 볼륨으로부터 각각 3차원 표면 윤곽정보를 추출하는 것에 기초를 둔다. 또한 참조영상의 표면 윤곽선에 기반하여 표면 거리맵과 표면곡률맵을 생성하게 되는데 이것은 최적화 단계에서 최적화 평가함수에 의해 참조됨으로써 두 볼륨 표면 사이의 거리차이와 곡률차이를 측정하는 자료가 된다.

#### 3.1 표면 윤곽정보 추출

대상객체의 표면 윤곽선을 추출하기 전에 영상에서 관심

영역을 분할해내기 위한 전처리 작업이 수행되게 되는데 본 연구에서의 볼륨영상 전처리 단계는 다음과 같다. 우선 대상 볼륨영상의 해상도와 복셀크기가 서로 다르므로, 복셀의 선형보간 단계를 통하여 참조영상과 테스트영상의 복셀크기를 정방형으로 조정한다. 다음으로 임계값을 기반으로 대상 영상을 이진영상으로 변환한 후, 관심영역에 대해 형태학적 연산인 팽창(dilation) 및 침식(erosion)을 수행하여 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 이진영상에 대해 영역 확장(region growing) 알고리즘을 적용하여 뇌영역을 정의하고 이 뇌영역을 대상으로 경계선 추출작업이 수행되게 된다. 경계선 분할에는 8방향성의 체인 코드(chain code) 알고리즘[22]을 사용하였다.

이 과정을 전체 볼륨영상에 대해 수행함으로써 참조영상과 테스트영상의 3차원 표면 윤곽정보가 추출된다. (그림 1)은 볼륨영상 전처리에서 경계선 분할까지의 과정을 보여주고 있다.



(그림 1) 뇌영역의 경계선 추출 단계

3.2 참조영상에 대한 표면거리맵 생성

참조영상에서 추출된 표면 윤곽선을 대상으로 3차원 거리맵을 생성한다. 참조볼륨의 거리맵은 참조볼륨과 동일한 크기이며, 윤곽선 상의 복셀은 값 1을 가지고 다른 복셀은 가장 가까운 윤곽선 상의 점으로부터의 계산된 거리값을 가진다.

초기에 3차원 거리맵의 각 복셀은 윤곽선 상의 복셀은 1, 그 외의 복셀은 임의의 큰 값을 가지고 다음으로 한 복셀씩 거리계산을 수행하여 그 값을 갱신하게 된다. 거리맵은 전체 복셀을 대상으로 그것을 포함하는 총 27개의 복셀의 값을 참조하여 계산되며, 값의 변화가 없을 때까지 반복적으로 갱신된다. 거리맵 생성시 l번째 반복에서 (k, i, j)에 위치한 맵상의 복셀값은 다음 식 (1)과 같이 계산된다. 윤곽선에서 멀어질수록 복셀의 거리값은 한 복셀당 1씩 증가하게 된다.

[참조볼륨 거리맵의 (k, i, j) 위치에서 복셀값 v<sub>k,i,j</sub> 정의]

$$v_{k,i,j} = \text{minimum}(v_{k-1,i-1,j-1}+1, v_{k-1,i-1,j}+1, v_{k-1,i-1,j+1}+1, v_{k-1,i,j-1}+1, v_{k-1,i,j}+1, v_{k-1,i,j+1}+1, v_{k-1,i+1,j-1}+1, v_{k-1,i+1,j}+1, v_{k-1,i+1,j+1}+1, v_{k,i-1,j-1}+1, v_{k,i-1,j}+1, v_{k,i-1,j+1}+1, v_{k,i,j-1}+1, v_{k,i,j}+1, v_{k,i,j+1}+1, v_{k,i+1,j-1}+1, v_{k,i+1,j}+1, v_{k,i+1,j+1}+1, v_{k+1,i-1,j-1}+1, v_{k+1,i-1,j}+1, v_{k+1,i-1,j+1}+1, v_{k+1,i,j-1}+1, v_{k+1,i,j}+1, v_{k+1,i,j+1}+1, v_{k+1,i+1,j-1}+1, v_{k+1,i+1,j}+1, v_{k+1,i+1,j+1}+1)$$

본 연구에서는 전진(forward)과 후진(backward)의 두 단계에 걸쳐 순차적인 거리계산을 수행하였다. 전진은 볼륨의 왼쪽에서 오른쪽, 상단에서 하단으로 한 복셀씩 진행하고 후진은 볼륨의 오른쪽에서 왼쪽, 하단에서 상단으로 한 복셀씩 진행한다. 거리계산 알고리즘은 다음 (그림 2)와 같이 정리될 수 있다.

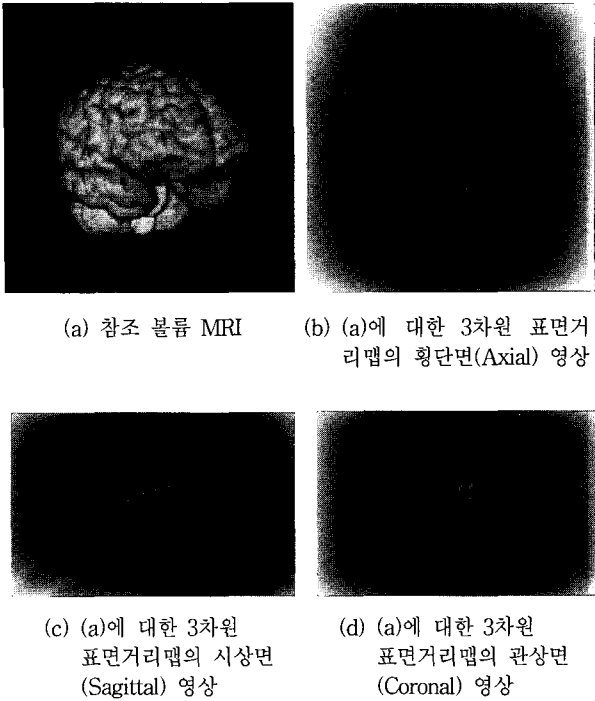
```

Forward :
For k = 1, ..., depth do
  For i = 1, ..., height do
    For j = 1, ..., width do
      vk,i,j = minimum(vk-1,i-1,j-1+1, vk-1,i-1,j+1, vk-1,i-1,j+1+1,
                    vk-1,i,j-1+1, vk-1,i,j+1, vk-1,i,j+1+1,
                    vk-1,i+1,j-1+1, vk-1,i+1,j+1, vk-1,i+1,j+1+1,
                    vk,i-1,j-1+1, vk,i-1,j+1, vk,i-1,j+1+1,
                    vk,i,j-1+1, vk,i,j)

Backward :
For k = depth - 1, ..., 1 do
  For i = height - 1, ..., 1 do
    For j = width - 1, ..., 1 do
      vk,i,j = minimum(vk,i,j, vk,i,i+1+1,
                    vk,i+1,j-1+1, vk,i+1,j+1, vk,i+1,j+1+1,
                    vk+1,i-1,j-1+1, vk+1,i-1,j+1, vk+1,i-1,j+1+1,
                    vk+1,i,j-1+1, vk+1,i,j+1, vk+1,i,j+1+1,
                    vk+1,i+1,j-1+1, vk+1,i+1,j+1, vk+1,i+1,j+1+1)
    
```

(그림 2) 거리변환 알고리즘

(그림 3)은 참조영상에서 추출된 표면 윤곽정보에 의하여 표면거리맵을 생성하고 그 결과를 가시화한 것이다. (그림 3(a))는 MRI의 3차원 볼륨영상이고 (그림 3(b))는 (그림 3(a))의 표면 윤곽선에 기반하여 생성된 3차원 거리맵의 횡단면(Axial) 영상을 가시화한 것으로서, 윤곽선과의 거리에 따라 복셀의 명암 변화가 나타나는 것을 볼 수 있다. (그림 3(c))와 (그림 3(d))는 각각 3차원 거리맵의 시상면(Sagittal) 영상과 관상면(Coronal) 영상을 보여주고 있다.



(그림 3) 참조영상 MRI에 대한 표면거리맵

### 3.3 참조영상에 대한 표면곡률맵 생성

표면곡률맵은 참조볼륨의 각 슬라이스를 대상으로 윤곽선상의 모든 표면점의 표면곡률을 계산하여 해당 복셀값으로 정의한다. 윤곽선에 해당하지 않는 복셀의 값은 임의의 최대값으로 정의된다.

표면곡률 계산에는 Freeman과 Davis의 코너 추출 알고리즘[23]을 부분적으로 사용하였다. 참조영상 각 슬라이스의 모든 표면점에서는 s개의 연속된 체인 링크를 가지는 직선 세그먼트  $L_i^s$ 가 식 (2)와 같이 정의된다. 이 식에서  $X_i^s$ 와  $Y_i^s$ 는  $L_i^s$ 의 x와 y 성분이고,  $a_{ix}$ 와  $a_{iy}$ 는 각각 체인링크  $a_j$ 의 x, y 성분이다.

[볼륨 표면상의 직선 세그먼트  $L_i^s$  정의]

$$L_i^s = \{a_j, j = i - s + 1, \dots, i\}$$

$$X_i^s = \sum_{j=i-s+1}^i a_{jx}, \quad Y_i^s = \sum_{j=i-s+1}^i a_{jy}, \quad (2)$$

$$a_{jx}, a_{jy} \in \{-1, 0, 1\}$$

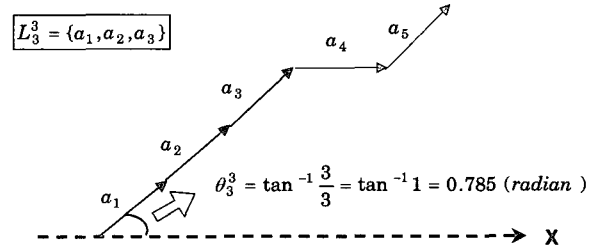
세그먼트  $L_i^s$ 와 X축이 이루는 각  $\theta_i^s$ 을 해당 표면점에 대한 곡률이라고 정의하고  $\theta_i^s$  계산 방법은 식 (3)과 같다. 또한 거리맵의 복셀이 윤곽선에 해당하지 않으면 복셀의 값은 곡률값이 아닌 최대값 3.14159×2로 정의된다. (그림 4)는 길이가 3인 직선 세그먼트와 X축이 이루는 각을 계산하

는 예를 보여준다.

[표면곡률  $\theta_i^s$ 의 계산식]

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

$$= \cot^{-1} \frac{X_i^s}{Y_i^s}, \text{ if } |X_i^s| < |Y_i^s| \quad (3)$$



(그림 4) 표면 상에서의 직선 세그먼트  $L_i^s$ 와 X축이 이루는 각  $\theta_i^s$ 의 계산 예

참조영상과 테스트영상의 표면곡률 계산에서 표면 세그먼트 길이 s는 두 영상의 복셀크기 비율에 따라 정의된다. 두 모달리티의 해상도가 서로 다르기 때문에 상대적으로 해상도가 낮은 테스트영상의 복셀크기에 참조영상의 복셀크기를 비교하여 그 비율에 따라 참조영상의 세그먼트 길이를 설정해야 이를 기준으로 두 영상에서 유사한 표면 형태 특성을 잡아낼 수 있다. 결과적으로 참조영상의 표면 세그먼트 길이는 테스트영상의 표면 세그먼트 길이와 두 영상의 복셀크기 비율을 고려하여 다음 식 (4)와 같이 정의된다.  $s_T$ 와  $s_R$ 은 각각 테스트볼륨과 참조볼륨의 세그먼트 길이이며  $v_T$ 와  $v_R$ 은 각각 두 볼륨의 복셀크기를 나타낸다.

$$s_R = s_T \times \frac{v_T}{v_R} \quad (4)$$

## 4. 표면정보 기반 최적화를 통한 영상정합

참조볼륨과 테스트볼륨을 정합하기 위해서는 참조볼륨과 의 표면 간 거리가 최소가 되는 테스트볼륨의 최적위치 (Optimal Position)를 찾아내야 하고 이 최적위치는 반복적인 탐색으로 결정되게 된다. 테스트볼륨의 표면점은 일정값에 의해 반복적으로 변환되어 참조볼륨 상에 매핑되는데, 이때 매 반복마다 두 객체의 표면거리와 표면곡률 차이가 평가함수(Cost Function)에 대입되면서 해당 변환값에 대한 정합오차가 계산된다. 정합오차가 가장 작은 위치가 바로 테스트볼륨의 최적위치이며, 이 때의 변환값을 최종적으로 두 영상을 정합시킬 변환식에 적용시킨다.

• 표면거리 및 표면곡률 최적화

참조볼륨과 테스트볼륨의 복셀크기의 비율을 적용한 확대/축소 변환에 의해 테스트볼륨이 변환된 상태를 초기위치로 하여 최적화가 수행되게 된다. 식 (5)와 같이 테스트볼륨의 표면점은 변환 행렬 M에 의해 일정 단위만큼 이동, 회전, 확대/축소 변환되어 위치가 변경되고 참조볼륨의 표면과 비교하여 유사성을 판단하게 된다. 식 (5)에서 (X, Y, Z)는 참조볼륨의 거리맵 상의 좌표로서, 테스트볼륨 상의 표면점 (x, y, z)가 M에 의해 변환되어 매핑된 위치이다. 이 때 객체의 회전 및 확대/축소 변환은 원점을 중심으로 적용되어야 하므로 식 (6)와 같이 객체의 중심이동이 변환에 포함된다. 즉, 먼저 테스트볼륨의 중심점을 원점으로 이동한 후 회전 및 확대/축소 변환을 수행하고, 참조볼륨의 중심점으로 이동하여 평행이동 변환을 수행하도록 하는 것이다. 각 볼륨의 중심점 C(C<sub>x</sub>, C<sub>y</sub>, C<sub>z</sub>)는 전체 표면점의 개수 n과 표면점의 x, y, z 좌표를 이용하여 식 (7)과 같이 정의된다.

[테스트 볼륨에서 참조 볼륨으로의 매핑]

$$[X, Y, Z] = [x, y, z] M \tag{5}$$

[변환 행렬 M 정의]

$$M = T(-C_T)S(\alpha)R_x(\theta_x)R_y(\theta_y)R_z(\theta_z)T(C_R)T(\beta)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -C_{Tx} & -C_{Ty} & -C_{Tz} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \alpha_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \alpha_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta_x) & \sin(\theta_x) & 0 \\ 0 & -\sin(\theta_x) & \cos(\theta_x) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_y) & 0 & \sin(\theta_y) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\theta_y) & 0 & \cos(\theta_y) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta_z) & \sin(\theta_z) & 0 & 0 \\ -\sin(\theta_z) & \cos(\theta_z) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ C_{Rx} & C_{Ry} & C_{Rz} & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \beta_x & \beta_y & \beta_z & 1 \end{bmatrix} \tag{6}$$

[볼륨의 중심점 C의 좌표 계산]

$$C(C_x, C_y, C_z)$$

$$C_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, C_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, C_z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \tag{7}$$

이렇게 변환된 새로운 위치에서 두 객체의 표면정합이 얼마나 잘 이루어졌는지 정합 정확도를 계산하여 판단한다. 최적화 평가함수는 해당 위치에서 두 객체 간의 표면거리와 표면곡률 차이를 미리 생성된 맵을 참조하여 알아내고 이를

이용, 정합오차를 측정한다. 일정한 임계값에 평가함수값이 도달하면 변환의 반복은 종료되고, 정합오차가 가장 작은, 즉 최적위치에 해당하는 변환을 최적 정합변환으로 최종 결정한다. 결과적으로 식 (8)의 최적화 평가함수의 값을 최소로 만드는 변환값이 바로 테스트볼륨을 최적위치로 변환시키는 최적 변환값이다.

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i^2 \times c_i)} \tag{8}$$

c<sub>i</sub> = |테스트영상의 표면곡률 - 참조영상의 표면곡률|

이 식에서 n은 테스트볼륨의 표면점의 총 개수이고 c<sub>i</sub>는 표면점 i에서 테스트볼륨 표면과 참조볼륨 표면의 곡률 차이를 뜻한다. d<sub>i</sub>는 테스트볼륨의 표면점 i와 참조볼륨 표면과의 거리차이이다. 표면점을 대상으로 계산된 최적 정합 변환값은 최종적으로 전체 테스트볼륨의 변환에 적용되어 테스트볼륨의 모든 복셀이 최적위치로 변환되고 그 결과, 테스트볼륨이 참조볼륨에 정합되게 된다.

5. 구현 및 결과

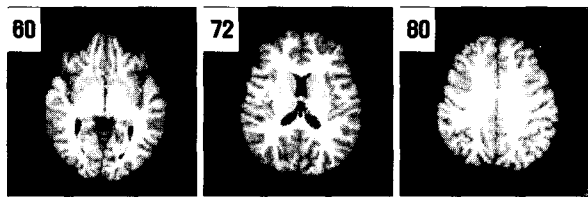
5.1 구현 환경 및 실험 영상

제안된 정합기법은 Pentium III[866MHz CPU, 768M Memory, Windows 2000 professional] 플랫폼 상에서 Visual C++ 언어를 사용하여 GUI로 동작하도록 구현되었다.

<표 1> 정합대상 영상 정보

번호	영상 종류	해상도	슬라이스수	복셀 크기
1	MRI	256×231	142	0.86×0.86×0.86
	PET	128×128	28	1.953×1.953×4.25
2	MRI	256×254	82	0.78×0.78×1.61
	PET	128×128	29	1.953×1.953×4.25
3	MRI	256×231	153	0.86×0.86×0.86
	PET	128×128	30	1.953×1.953×4.25
4	MRI	256×231	143	0.86×0.86×0.86
	PET	128×128	30	1.953×1.953×4.25
5	MRI	256×231	149	0.86×0.86×0.86
	PET	128×128	30	1.953×1.953×4.25
6	MRI	256×231	150	0.86×0.86×0.86
	PET	128×128	30	1.953×1.953×4.25
7	MRI	256×231	156	0.86×0.86×0.86
	PET	128×128	33	1.953×1.953×4.25
8	MRI	256×231	78	0.85×0.85×1.605
	PET	128×128	29	1.953×1.953×4.25
9	MRI	256×231	75	0.85×0.85×1.605
	PET	128×128	28	1.953×1.953×4.25
10	MRI	256×231	82	0.85×0.85×1.605
	PET	128×128	29	1.953×1.953×4.25

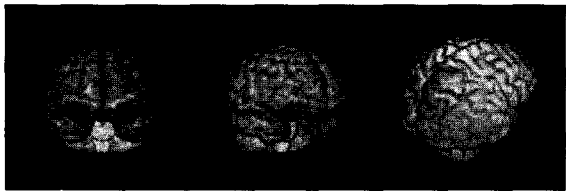
실험 데이터는 총 10세트로, 간질 환자 7명과 정상인 3명을 대상으로 획득되었다. 각 세트별로 참조영상인 횡단면(axial) 뇌 부위 자기 공명단층영상(MRI)과 테스트영상인 횡단면 양자방출단층촬영영상(PET)이 포함된다. 실험 영상의 해상도 및 복셀정보는 <표 1>과 같고, (그림 5)는 실제 실험영상 2번의 MRI와 PET의 2차원 단층영상을 나타낸 것이다. (그림 6)은 실험 영상을 3차원적으로 표면 가시화한 것으로서 PET는 컬러맵에 의해 처리하여 가시화하였다.



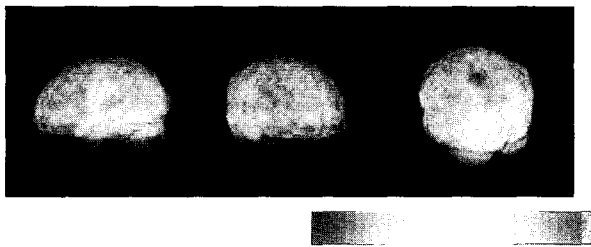
(a) 참조영상 MRI의 임의의 횡단면 영상



(b) 테스트영상 PET의 임의의 횡단면 영상  
(그림 5) 정합대상 MRI, PET의 2차원 단면 영상



(a) 참조영상 MRI의 3차원 볼륨영상



(b) 테스트 영상 PET의 3차원 볼륨영상  
(그림 6) 정합대상 MRI, PET의 3차원 볼륨영상

5.2 구현 및 실험 결과

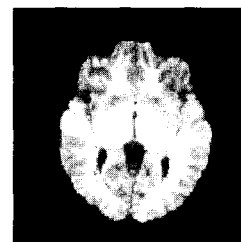
본 연구에서는 표면거리와 표면곡률을 최적화하는 정합기법을 제시하였다. 제시한 정합방법의 정확도를 평가하기 위하여 표면거리만을 최적화하는 정합기법과 정합오차를 비교하였다. 실험은 총 10세트의 MRI, PET를 대상으로 하고 테스트볼륨인 PET의 전체 표면에서 1000개 포인트를 추출하여 그를 대상으로 최적 정합 변환값을 계산하였다. 표면거

리를 최적화하는 정합기법을 실험하기 위해서는 기존 정합시스템인 Analyze 7.5를 사용하였다. 의료영상처리 프로그램인 Analyze는 미국의 Mayo clinic에서 개발되어 임상에서 실제 사용되는 제품이다. 두 가지 정합기법에 대해 실험한 정합결과 오차는 <표 2>와 같다. 정합오차는 복셀 거리단위의 평균 제곱근 오차(root mean square error)를 구하고, 이를 복셀크기 정보와 곱함으로써 계산되었다.

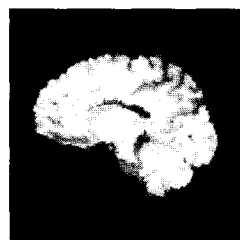
<표 2> 최적화 기법에 따른 정합오류 비교

정합기법 실험대상 (MRI-PET)	표면거리 최적화 Analyze 7.5 (mm)	표면거리 및 표면곡률 최적화(mm)	정합오류 감소율 (%)
1	1.806	1.288	28.682
2	2.496	1.417	43.229
3	1.479	1.283	13.233
4	1.892	1.321	30.178
5	1.634	1.342	17.898
6	1.634	1.318	19.323
7	1.634	1.306	20.066
8	1.955	1.710	12.548
9	1.785	1.543	13.538
10	1.870	1.646	11.965
평균	1.819	1.417	21.066

실험 결과, 두 개의 정합기법 중에서 표면거리 및 표면곡률을 최적화하는 정합기법의 정합 정확도가 더 우수한 것으로 나타났다. <표 2>를 살펴보면, 10세트의 실험대상 모두, 제안된 정합기법을 적용하여 정합한 결과 오차가 표면거리만을 최적화하는 정합기법을 적용한 결과보다 더 작으며, 정합오차가 평균 20퍼센트 이상 개선되었다.



(a) 횡단면(Axial) 영상

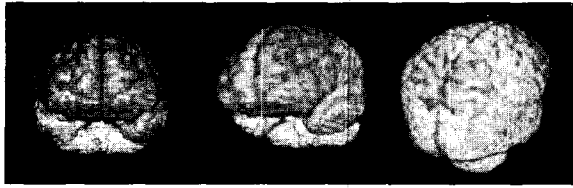


(b) 시상면(Sagittal) 영상

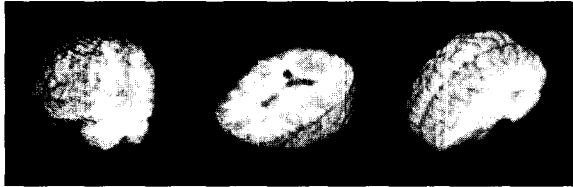


(c) 관상면(Coronal) 영상

(그림 7) MRI-PET 정합결과의 2차원적 가시화



(a) 정합결과 볼륨의 표면 가시화



(b) 정합결과 볼륨의 내부 단면 가시화

(그림 8) MRI-PET 정합결과의 3차원적 가시화

실험 영상 1번을 대상으로 제안기법에 의해 정합한 결과를 2차원적으로 가시화한 것이 (그림 7)이고 3차원적 가시화한 결과가 (그림 8)이다. PET은 컬러맵에 의해 처리하여 가시화하였고, MRI와 PET의 혼합비율은 6 : 4이다.

### 6. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 객체의 표면거리 및 표면곡률을 최적화하는 정합기법을 제안하여 기존의 표면거리만을 최적화하는 정합기법보다 결과 정확도를 향상시켰다. 실제 10세트의 MRI-PET에 대해 실험한 결과, 표면거리만을 최적화하여 정합하는 방법에 비해 표면곡률을 함께 최적화하는 정합기법이 평균 20% 이상 정합오류를 감소시켰다. 또한 삼성의료원 신경과 임상팀을 통하여 정합결과에 대한 2차원 및 3차원적 가시화에 의한 육안평가를 실시하여 그 정확성을 입증 받았다. 이는 다중모달리티 영상정합에 있어서 표면 형태 특성을 고려하는 것이 높은 정확도를 얻을 수 있음을 나타낸다.

현재 본 연구에서는 정합 수행을 위해 취득된 MRI와 PET의 원영상에서 정합대상 영역인 대뇌 부분을 수동으로 추출하였다. 이 전처리는 실험자와의 상호작용을 요구함과 동시에 추출 결과 또한 실험자에 의존적이라는 문제점을 가진다. 이를 개선하여 사전의 수동 분할 작업을 없애고 병소의 보다 정확한 위치 정보를 제공하기 위해 원영상을 입력으로 하여 정합을 수행하고 또한 이것이 정합결과 혼합영상에서 가시화 되도록 하는 향후 연구가 요구된다. 또한 본 연구가 제시하는 최적화 기법을 MRI-PET 정합 뿐만 아니라 MRI-SPECT 정합에 적용하고 결과를 평가하고자 한다. 이는 최종적으로 동일 대상에 대해 MRI를 매개로 한 SPECT-PET 또는 SPECT-SPECT 정합으로 확장될 수 있다. 마지막으로, 현재 대상객

체의 표면곡률 계산을 3차원적으로 확장하여 정합에 적용하는 연구가 필요할 것으로 보인다.

### 참 고 문 헌

- [1] Derek L. G. Hill, Philipp G. Batchelor, Mark Holden, David J. Hawkes, "Medical Image Registration," *Physics in Medicine and Biology*, Vol.46, No.3, pp.R1-R45, 2001.
- [2] Joseph V. Hjal, Derek L.G. Hill, David J. Hawkes, 'Medical Image Registration,' CRC Press, 2001.
- [3] 홍헬렌, "명암도 기반 정합과 복합적 가시화를 통한 단일 및 다중 모달리티 영상 퓨전", 이화여자대학교 과학기술대학원 박사학위 논문, 2001.
- [4] Barbara Zitova, Jan Flusser, "Image registration methods : a survey," *Image and Vision Computing*, Vol.21, No.11, pp.977-1000, 2003.
- [5] Pelizzari C. A., Chen G. T. Y., Spelbring D. R., Weichselbaum R. R. and Chen C-T, "Accurate three-dimensional registration of CT, PET, and/or MR images of the brain," *Journal of computer assisted tomography*, Vol.13, No.1, pp.20-26, 1989.
- [6] Gunilla Borgefors, "Hierarchical Chamfer Matching : A Parametric Edge Matching Algorithm," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.10, No.6, pp.849-865, 1988.
- [7] Besl P. J., McKay N. D., "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.
- [8] 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., "Accuracy of surface fit registration for PET and MR brain images using full and incomplete brain surfaces," *Journal of computer assisted tomography*, Vol. 19, No.1, pp.117-124, 1995.
- [9] Turkington, T. G., Jaszczak, R. J., Pelizzari, C. A., Harris, C., MacFall, J. R., M., Hoffman J. and Coleman, R. E., "Accuracy of registration of PET, SPECT and MR images of a brain phantom," *Journal of nuclear medicine*, Vol.34, No.9, pp.1587-1594, 1993.
- [10] Tsui, W., Rusinek, H., van Gelder, P. and Lebedev, S., "Fast surface-fitting algorithm for 3-D image registration," In Loew, M. H. (ed.), *Medical imaging : image processing*, Bellingham, WA. SPIE Press, Vol.1898, pp.14-23, 1993.
- [11] Huang C. T., Mitchell O. R., "A Euclidean distance transform using grayscale morphology decomposition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.16, No.4, pp.443-



448, 1994.

[12] Jiang, H., Robb, R. A. and Holton, K. S., "A new approach to 3-D registration of multimodality medical images by surface matching," In Visualization in biomedical computing, Bellingham, WA. SPIE press, Vol.1808, pp.196-213, 1992.

[13] Kruggel, F. and Bartenstein, P., "Automatic registration of brain volume datasets," In Bizais, Y., Barillot, C., and di Paola, R.(eds), Information processing in medical imaging, Kluwer, pp.389-390, 1995.

[14] Zhengyou Zhang, "Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves," Technical Report 1658, INRIA, 1992.

[15] Feldmar, J., Ayache, N., "Locally affine registration of free-form surfaces," In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.496-501, 1994.

[16] Feldmar, J., Ayache, N., "Rigid and affine registration of smooth surfaces using differential properties," In Proceedings of the third European conference on Computer Vision, Vol. II, pp.397-406, 1994.

[17] Lavalée, S., Szeliski, R., "Recovering the position and orientation of free-form objects from image contours using 3D distance maps," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol.17, No.4, pp.378-390, 1995.

[18] N. Paragios, M. Rousson, V. Ramesh, "Non-rigid registration using distance functions," Computer Vision and Image Understanding, Vol.89, Issue 2-3, pp.142-165, 2003.

[19] T. Mäkelä, P. Clarysse, J. Lötjönen, O. Sipilä, K. Lauerman, H. Hänninen, J. Nenonen, J. Knuutti, T. Katila, IE. Magnin, "A new method for the registration of cardiac PET and MR images using deformable model based segmentation of the main thorax structures," Lecture notes in computer science 2208 : Medical Image computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI 2001, W.J. Niessen and M.A. Viergever (Eds.), pp.557-564, 2001.

[20] D. Cool, D. Chillet, J. Kim, M. Foskey and S. Aylward, "Tissue-based affine registration of brain images to form a vascular density atlas," Proceedings of the Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Part II, pp.8-15, 2003.

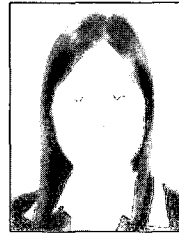
[21] P. Putjarupong, C. Pintavirooj, W. Withayachumnankul, M. Sangworasil, "Image Registration Exploiting Five-point Coplanar perspective Invariant and Maximum-Curvature point," Journal of WSCG, Vol.12, No.1-3, 2004.

[22] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods., 'Digital Image Processing,' Addison-Wesley, Publishing Company, Inc.,

1993.

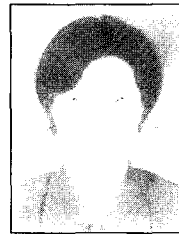
[23] H. Freeman and L. S. Davis, "A corner finding algorithm for chain-coded curves," IEEE Trans. Comput. Vol.26, No.3, pp.297-303, 1977.

[24] Analyze program, <http://www.mayo.edu/bir/Software/Analyze/Analyze.html>.



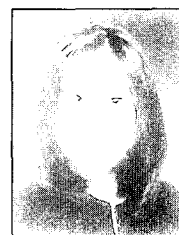
**박지영**

e-mail : lemie@ewha.ac.kr  
 2002년 이화여자대학교 컴퓨터학과(학사)  
 2004년 이화여자대학교 과학기술대학원  
 컴퓨터학과(공학석사)  
 2004년~현재 이화여자대학교 과학기술  
 대학원 컴퓨터학과 박사과정  
 관심분야 : 의료영상처리, 컴퓨터 그래픽스, 가상현실 등



**최유주**

e-mail : choirina@ewha.ac.kr  
 1989년 이화여자대학교 전자계산학과(학사)  
 1991년 이화여자대학교 대학원 전자계산  
 학과(이학석사)  
 1991년~1993년 (주)한국컴퓨터 기술연구소  
 주임연구원  
 1994년~1999년 포스데이타주식회사 기술연구소 주임연구원  
 1999년~현재 이화여자대학교 과학기술대학원 컴퓨터학과 박사  
 과정  
 관심분야 : 영상가시화, 형상복원, 물리기반 변형 모델링, 가상  
 현실 등



**김민정**

e-mail : kimmj@ewha.ac.kr  
 2000년 이화여자대학교 컴퓨터학과(학사)  
 2002년 이화여자대학교 과학기술대학원  
 컴퓨터학과(공학석사)  
 2002년~현재 이화여자대학교 과학기술대  
 학원 컴퓨터학과 박사과정  
 관심분야 : 영상가시화, 영상정합, 가상현실 등



**태우석**

e-mail : wstae@smc.samsung.co.kr  
 1996년 홍익대학교 컴퓨터공학과(학사)  
 2002년 홍익대학교 정보대학원 정보공학과  
 (공학석사)  
 1997년~현재 삼성서울병원 신경과 신경  
 영상연구실  
 2004년~현재 한양대학교 일반대학원 의용생체공학과 박사과정  
 관심분야 : 신경영상분석, 간질병소극소화



**홍 승 봉**

e-mail : sbhong@smc.samsung.co.kr  
1983년 서울대학교 의과대학 의학과(학사)  
1987년 서울대학교 대학원 의학과  
(의학석사)  
1992년 서울대학교 대학원 의학과  
(의학박사)

1994년~현재 삼성서울병원 신경과 staff  
1997년~현재 성대의대 신경과 교수  
관심분야 : 간질, 수면의학, 신경영상, 뇌파



**김 명 희**

e-mail : mt.kim@ewha.ac.kr  
1979년 서울대학교 계산통계학과 (석사)  
1986년 독일 괴팅겐대학교 전자계산학과  
(박사)  
1987년~현재 이화여자대학교 컴퓨터학과  
교수

1999년~현재 이화여자대학교 컴퓨터 그래픽스/가상현실 연구  
센터 센터장  
관심분야 : 영상가시화, 시뮬레이션, 컴퓨터 그래픽스, 가상현실 등