

# 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 PET-CT 뇌 영상정합

(Co-registration of PET-CT Brain Images using a Gaussian Weighted Distance Map)

이 호<sup>†</sup>    홍 헬렌<sup>\*\*</sup>    신 영 길<sup>\*\*\*</sup>  
(Ho Lee)    (Helen Hong)    (Yeong Gil Shin)

**요약** 본 논문에서는 PET-CT 뇌 영상융합을 위해 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 표면기반 영상정합을 제안한다. 제안방법은 중요 세 단계로 표면 특징점 추출, 가우시안 가중치 거리지도 생성, 가중치기반 유사도 평가로 구성된다. 첫째, PET 영상과 CT 영상에서 삼차원 역 영역성장법을 이용하여 머리 영역을 분할하고 머리 영역과 같이 분할된 잡음 영역을 영역성장법기반 레이블링을 이용한 영역 크기 비교를 통해 제거한 후 선명화 처리 필터를 적용하여 머리 표면 특징점을 추출한다. 둘째, CT 영상에서 추출한 표면 특징점에 가우시안 가중치 거리지도를 생성하여 큰 변위에서도 최적의 위치로 견고하게 수렴하도록 한다. 셋째, 가중치기반 상호상관관계는 PET 영상에서 추출한 표면 특징점과 대응되는 CT 영상의 가우시안 가중치 거리지도를 이용하여 최적 위치를 탐색한다. 본 논문에서는 제안방법의 정확성과 견고성 검사를 위해 인공데이터를 이용하고, 수행시간과 육안평가를 위해 임상데이터를 이용한다. 정확성 검사는 임의로 변환된 인공데이터에 제안방법을 적용한 후 추출된 최적화 변환벡터와의 오차를 제곱근평균제곱오차를 이용하여 평가한다. 견고성 검사는 큰 변위와 잡음을 가지는 인공데이터에서 가중치기반 상호상관관계가 최적의 위치에서 최대를 이루는지를 평가한다. 실험 결과 제안한 표면기반 영상정합이 기존 표면기반 영상정합보다 정확하고 견고하게 수렴됨을 알 수 있다.

**키워드** : 전산화단층촬영영상, 양전자방출단층촬영영상, 영상정합, 영상융합, 표면기반정합, 영역성장법, 거리지도, 상호상관관계

**Abstract** In this paper, we propose a surface-based registration using a gaussian weighted distance map for PET-CT brain image fusion. Our method is composed of three main steps: the extraction of feature points, the generation of gaussian weighted distance map, and the measure of similarities based on weight. First, we segment head using the inverse region growing and remove noise segmented with head using region growing-based labeling in PET and CT images, respectively. And then, we extract the feature points of the head using sharpening filter. Second, a gaussian weighted distance map is generated from the feature points in CT images. Thus it leads feature points to robustly converge on the optimal location in a large geometrical displacement. Third, weight-based cross-correlation searches for the optimal location using a gaussian weighted distance map of CT images corresponding to the feature points extracted from PET images. In our experiment, we generate software phantom dataset for evaluating accuracy and robustness of our method, and use clinical dataset for computation time and visual inspection. The accuracy test is performed by evaluating root-mean-square-error using arbitrary transformed software phantom dataset. The robustness test is evaluated whether weight-based cross-correlation achieves maximum at optimal location in software phantom dataset with a large geometrical displacement and noise. Experimental results showed that our method gives more accuracy and robust convergence than the conventional surface-based registration.

**Key words** : CT image, PET image, Image registration, Image fusion, Surface-based registration, Region growing, Distance map, Cross-correlation

† 비 회 원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부  
holee@cglab.snu.ac.kr

\*\* 정 회 원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수  
hlhong@cse.snu.ac.kr  
(Corresponding author 임)

\*\*\* 종 신 회 원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수  
yshin@cglab.snu.ac.kr

논문접수 : 2005년 1월 26일  
심사완료 : 2005년 4월 28일

1. 서론

영상융합(image fusion)[1,2]은 서로 다른 공간좌표를 가진 영상을 동일 좌표로 결합하여 가시화함으로써 상호보완적인 정보 제공이 가능하다. 특히, 의료분야에서의 영상융합은 해부학적 정보와 기능 정보를 서로 결합하여 전문의에게 보여줌으로써 병변의 정확한 위치 파악뿐 아니라 조기진단에 매우 유용하다. 예를 들어, 기능 정보를 제공하는 양전자방출단층촬영(PET: Positron Emission Tomography) 영상은 형태적으로 이상이 나타나기 이전에 신체 내부 조직의 기능과 생화학적 대사 상태를 관찰할 수 있어 병변의 조기진단이 가능하지만 해상력이 떨어지는 단점이 있어 병변의 정확한 위치를 확인하기 어렵다. 반면, 해부학적 정보를 제공하는 전산화단층촬영(CT: Computed Tomography) 영상은 해상도가 높아 해부학적 구조를 이해하기 용이하여 병변의 정확한 위치 파악이 가능하지만 대사상태 등의 기능 정보를 제공하지 못하기 때문에 조기 진단에 어려움이 있다. 따라서 PET-CT 영상융합을 통하여 두 영상을 겹쳐서 판독함으로써 병변의 위치와 범위에 대한 정확한 해석이 가능하다. 이와 같은 PET-CT 영상융합을 위하여 영상촬영기기 및 환자위치의 상이함을 공간적으로 보정할 수 있는 영상정합(image registration)이 필수적이다.

기존 영상정합 관련연구는 표식기반 영상정합(landmark-based registration)[1,2], 모멘트기반 영상정합(moment-based registration)[3,4], 표면기반 영상정합(surface-based registration)[5-12], 복셀기반 영상정합(voxel-based registration)[13-19]이 있다.

표식기반 영상정합[1,2]은 인체 내에 삽입한 표식도구를 이용한 영상정합과 사용자의 표식 지정을 통한 영상정합으로 구분한다. 표식도구를 이용한 영상정합은 영상 내 표식도구를 바탕으로 정합하는 기법으로 비교적 정확한 정합 결과를 제공하는 반면, 인체 침습적이며 적용하는데 한계가 있다. 표식 지정을 통한 영상정합은 적합한 위치에 표식 지정을 위하여 사용자와의 빈번한 상호작용(interaction)이 필요하다. 따라서 사용자의 정확한 지정에 따라 정확도가 비례한다. 모멘트기반 영상정합[3,4]은 각 영상에서 동일 관심영역을 분할하고 이의 무게중심을 계산한다. 각 영상에서 계산한 무게중심이 분할영역의 원점이 되고, 세 개의 고유벡터(eigenvector)는 각각 새로운 축을 형성한다. 두 영상에서 계산된 무게중심을 일치시키고 각 축의 회전 벡터 차이만큼 회전시켜 두 영상을 정합하는 기법이다. 이 기법은 주축만을 기준으로 정합하기 때문에 변위가 큰 경우에 오 정합을 일으킬 수 있고 두 영상에서 계산한 무게중심이 잡음

등에 영향을 받을 수 있기 때문에 정확한 정합보다는 대략적인 초기 정합 시 사용된다.

표면기반 영상정합[5-12]은 두 영상에서 각각 표면 영역을 분할하고 이의 경계를 가지고 유사도 평가를 수행하기 때문에 정합시간이 빠른 대신에 표면 영역이 얼마나 정확하게 분할되었는지가 정합결과에 큰 영향을 준다. Y. Hata등[10]은 서로 다른 복셀 크기를 일치시키기 위해 먼저 삼차원 재구성(reconstruction)을 수행하였다. 복셀 크기가 동일해진 두 영상에서 자동 분할 기법[20]을 통해 표면 특징점을 추출한 후 이의 표면 특징점간의 상관관계(correlation)가 최대가 되는 위치로 영상정합을 수행하였다. 그러나 PET 영상은 영상특성상 표면 경계가 열화(blurring)되었기 때문에 추출한 표면 특징점이 CT 영상에서 추출한 표면 특징점과 상이할 수 있으므로 변위가 큰 경우 견고한 정합이 어렵다. 또한 보간(interpolation)에 의한 삼차원 재구성에 많은 계산시간이 소요된다. L.Y.Hsu등[11]은 삼차원 케니(canny) 경계 검출 기법[21]을 이용하여 경계를 추출하고 이의 경계에서 표면 특징점만을 연결화소군 레이블링(connected component labeling)[21-23]과 기하학적 위치를 이용하여 자동으로 추출하였다. 추출한 두 영상의 표면 특징점간 거리가 가장 가까운 쌍을 찾고, 그 거리오차가 최소화될 때까지 반복하여 정합시킨다. 그러나 케니 경계 검출기법을 이용하여 추출한 경계에서 표면 특징점만을 추출하기 위한 계산시간과 두 영상에서 추출한 경계점 간의 가까운 쌍을 찾는 데 계산시간이 추가적으로 소요된다. J.Cai[12]는 두 영상에서 서로 대응되는 영역을 임계값 기법을 적용하여 분할하고 분할 영역의 표면 특징점을 추출해 이 표면 특징점간의 거리가 최소로 되는 위치로 정합하기 위해 챔퍼 매칭(chamfer matching)을 이용하였다. 그러나 챔퍼 매칭은 정방향 마스크(forward mask)와 역방향 마스크(backward mask)를 사용하여 전체 볼륨 데이터를 두 차례 검색하며 거리 값을 계산하기 때문에 거리지도 생성 시간이 오래 걸린다.

복셀기반 영상정합[13-19]은 전체 영역을 전 처리(preprocessing) 과정 없이 두 영상의 복셀 간 상관도를 측정하기 때문에 상대적으로 정확도가 높은 대신에 모든 복셀들을 가지고 유사도 평가를 하기 때문에 수행시간이 오래 걸린다. F.Maes등[13]은 관심영역의 분할 없이 전체영역을 바로 적용하는 상호정보량(mutual information) 기법을 제안하였다. 이 기법은 두 영상이 중첩되는 위치의 밝기값을 이용하여 조인트 히스토그램(joint histogram)을 생성하고 이를 가지고 두 확률변수 간의 관계를 확률밀도 계산을 통해 주변 엔트로피(marginal entropy)와 조인트 엔트로피(joint entropy)를 계산하여

상호정보량이 최대가 되는 위치를 측정하는 기법이다. 그러나 매 변환 시 조인트 히스토그램을 생성하여 엔트로피(entropy)를 계산하기 때문에 이로 인한 추가적인 연산시간이 걸린다. E.A.Firle등[20]은 상호정보량기법의 수행시간을 개선하기 위해 삼차원 십자가 모델(3D cross model)을 이용하여 전체 영역이 아닌 십자가 모델에 포함되는 영역만을 고려한 상호정보량 기법을 제안하였다. 그러나 이 기법은 관심 영역이 삼차원 십자가 모델에 포함되지 않은 경우에 적용하기 어렵다.

본 논문에서는 이차원 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 표면기반 영상정합 방법을 제안한다. 제안방법은 두 영상에서 추출한 표면 특징점이 상이한 경우 오 정합을 발생하는 기존 표면기반 영상정합에 가우시안 가중치 거리지도를 적용하여 최적의 위치로 정합하도록 한다. 특히 PET 영상은 머리 영역과 주변영역 간 경계가 열화되었기 때문에 명확한 경계 구분이 쉽지 않으므로 PET 영상에서 추출한 표면 특징점과 CT 영상에서 추출한 표면 특징점이 상이할 수 있으므로 제안한 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 가중치기반 상호상관관계 유사도 측정을 통해 최적의 위치를 탐색할 수 있다. 따라서 제안한 방법은 기존 표면 영상정합보다 정확하고 견고하게 최적의 위치로 수렴된다. 실험에서는 인공데이터를 사용하여 정확성 및 견고성을 평가하고, 임상데이터를 사용하여 육안평가 및 수행시간을 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안한 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 영상정합에 대하여 삼차원 역 영역성장법(region growing)[23]을 이용한 머리 영역 분할 및 영역성장법기반 레이블링(region growing-based labeling)을 이용한 잡음 제거, 가우시안 가중치 거리지도(gaussian weighted distance map) 생성, 가중치기반 상호상관관계(weight-based cross-correlation) 유사도 평가에 대해 자세히 설명하고 3장에서는 PET-CT 뇌 영상에 대해 실험 및 분석 결과를 제시하며, 4장에서 결론을 맺는다.

## 2. 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 영상 정합

본 논문에서 제안한 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 영상정합은 기존 표면기반 영상정합에 이차원 가우시안 가중치 거리지도를 적용함으로써 기존 표면기반 영상정합의 빠른 수행시간을 유지하면서 잡음이나 큰 변위를 가진 데이터에서도 최적의 위치로 견고하게 수렴하도록 한다. 그림 1은 제안 영상정합 순서도이다. 먼저, CT 영상이 PET 영상에 비해 경계가 보다 명확히 추출되므로 CT 영상을 기준영상(reference image)으로 하고 기준영상으로 변환하는 영상인 부유영상(floating

image)을 PET 영상으로 한다. 제안방법은 PET 영상과 CT 영상에서 각각 제안한 삼차원 역 영역성장법을 이용하여 머리 영역을 분할하고, 머리 영역과 함께 분할된 잡음을 영역성장법기반 레이블링을 이용한 영역 크기 비교로 제거한 후, 분할된 머리 영역에 선명화 처리 필터(sharpening filter)[23]를 적용하여 머리 표면 특징점을 추출한다. CT 영상에서 추출한 머리 표면 특징점에 가우시안 가중치 거리지도를 생성하며, PET 영상에서 추출한 머리 표면 특징점을 CT 영상으로 강제변환(rigid transformation)[1,2]하고 이 때 대응되는 CT 영상의 가우시안 가중치 거리지도를 가지고 가중치기반 상호상관관계 유사도 평가를 수행한다. 변환한 위치에서 가중치기반 상호상관관계가 이전 위치보다 크면 최적화 변환 벡터를 갱신하고 최적화(optimization) 과정[16]을 반복한다.

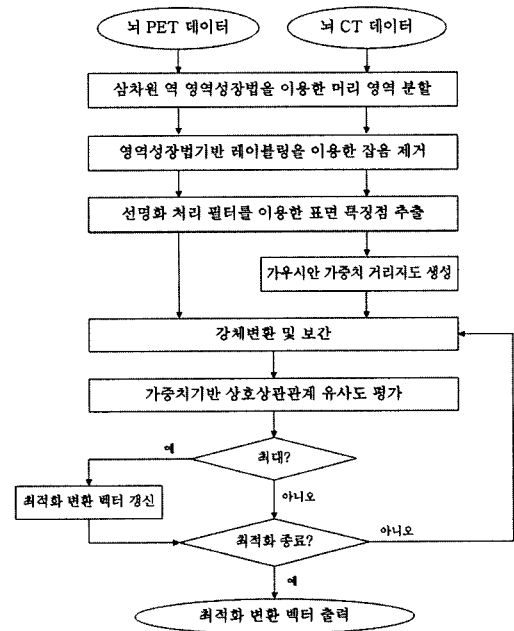


그림 1 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 영상정합 순서도

### 2.1 삼차원 역 영역성장법을 이용한 머리 영역 분할

PET 영상과 CT 영상은 머리 영역이 어두운 배경 영역과 인접해 있기 때문에 임계값(thresholding) 기반 기법[23]으로 머리 영역을 분할하는 것이 용이하다. 그러나 임계값을 이용하여 머리 영역을 분할하면 머리 내부에 배경 영역과 유사한 밝기값을 가지고 있는 영역에 홀(hole)들이 생기게 되므로 형태학적 필터(morphological filter)[21-23]를 통해 홀을 채워주는 과정이 필

요하다. 그러나 형태학적 필터는 홀의 크기에 따라 반복 횟수를 결정해야 하고, 반복횟수는 연산시간에 비례하여 증가할 뿐 아니라 반복 연산에 의해 머리 영역이 왜곡될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 삼차원 역 영역성장법을 통하여 한 번의 연산으로 빠르고 내부 홀 발생 없이 자동으로 머리 영역 분할이 가능하다.

삼차원 역 영역성장법은 삼차원 영상의 배경 영역인 각 x, y, z축의 (0, 0, 0)인 좌표의 화소를 씨앗점으로 시작하여 역역성장법을 수행하고 역역성장이 종료되면 역연산을 수행하여 영역이 성장되는 않은 영역을 자동으로 분할하는 기법이다. 역역성장법[22]은 씨앗점을 시작으로 하여 해당 좌표의 화소와 이웃 화소들을 비교하여 설정한 임계값 이내에 포함되면 동일 영역으로 간주하고, 그렇지 않으면 다른 영역으로 간주함으로써 더 이상 동일 영역이 존재 하지 않을 때까지 반복해 나간다. 이 때, 임계값은 초기 씨앗점 밝기값으로 부터 허용 오차율(tolerance)을 두어 최소, 최대 범위를 설정한다. 따라서 역역성장이 종료되면 역역성장된 영역이 배경 영역이 되고 이의 결과를 역 연산을 수행하면 역역성장이 되지 않은 머리 영역을 자동으로 분할할 수 있다. 본 논문에서 허용 오차율의 설정은 배경영역과 머리영역을 구분 짓기 위한 것으로 일반적으로 의료영상은 배경영역이 상대적으로 머리영역에 비해 매우 어둡기 때문에 데이터에 따라 허용 오차율이 민감하지 않다. 실험적으로 PET 영상의 허용 오차율은 300, CT 영상의 허용 오차율은 600으로 설정하면 배경영역과 머리영역을 구분할 수 있다. 이 때 분할영역은 1, 나머지 영역은 0인

이진영상으로 저장된다. 그림 2는 임계값 기반 분할기법을 적용한 것으로 머리 내부에 배경 영역과 밝기값이 유사한 영역이 있어 홀들이 존재함을 확인할 수 있다. 그림 3은 제안한 삼차원 역 영역성장법을 적용한 것으로 내부의 홀들이 존재 하지 않는다.

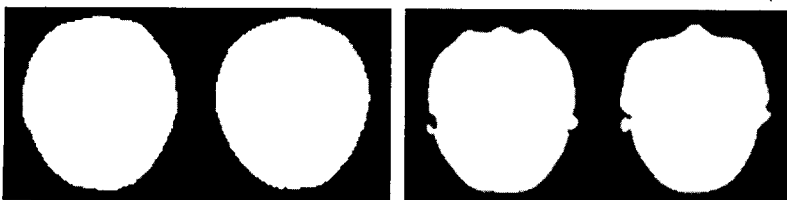
**2.2 역역성장법기반 레이블링을 이용한 잡음 제거**

삼차원 역 역역성장법을 PET 영상과 CT 영상에 적용하면 배경 영역에 머리 영역과 유사한 밝기값을 가진 잡음 영역들이 같이 분할되므로 이러한 잡음 영역들을 제거하기 위한 처리가 필요하다. 잡음 영역들은 머리 영역에 비해 상대적으로 작은 영역이기 때문에 레이블링을 수행한 후에 가장 큰 영역을 가진 레이블(label)을 제외한 나머지 레이블을 제거함으로써 잡음 영역을 제거할 수 있다. 본 논문에서는 레이블링을 수행하기 위해 역역성장법기반 레이블링을 제안한다. 기존 연결화소군 기반 레이블링[23]은 현 화소에 레이블을 하기 위해 이웃 화소에 부여된 레이블과 등가테이블(equivalence table)을 참조하여 동일 레이블임을 판별한다. 그러나 등가테이블에 등록된 레이블 개수만큼 부가적인 메모리 사용이 요구되고, 또한 동일영역에 다른 레이블이 부여된 경우 등가테이블을 이용한 레이블 재부여를 위한 추가적인 계산시간이 소요된다. 반면 제안한 역역성장법기반 레이블링은 분할영역에 씨앗점을 주어 역역성장을 하고 역역성장된 영역에 새로운 레이블을 부여해 줌으로써 등가테이블로 인한 부가적인 메모리 사용이 요구되지 않고 레이블 재부여 처리가 필요 없기 때문에 빠른 레이블링이 가능하다.

먼저, 역역성장법기반 레이블링은 0으로 저장된 영역



(a) PET 단면영상 (b) CT 단면영상  
그림 2 임계값 기반 분할기법을 통한 머리 영역 분할



(a) PET 단면영상 (b) CT 단면영상  
그림 3 삼차원 역 역역성장법을 통한 머리 영역 분할

은 무시하고 1로 저장된 분할영역만을 고려한다. 1로 저장된 영역에 포함된 화소를 씨앗점으로 하여 삼차원 영역성장법을 수행한다. 영역성장이 종료되면 영역성장된 영역의 크기 계산이 가능하고 이 영역에 새로운 레이블을 부여함으로써 처리된 영역과 그렇지 않은 영역을 구분한다. 1로 저장된 영역 중에 레이블이 부여되지 않은 영역을 같은 방법으로 영역성장법을 통해 영역크기를 계산하고 새로운 레이블을 부여한다. 레이블이 모두 부여되면 이 중 크기가 가장 큰 영역의 레이블을 머리 영역으로 하고 나머지 영역은 제거한다. 그림 4는 제안한 삼차원 역 영역성장법을 PET 영상과 CT 영상에 적용하면 머리 영역뿐만 아니라 잡음 영역 및 침대 영역이 같이 분할됨을 가시화 볼륨영상으로 확인할 수 있다. 그림 5는 제안한 영역성장법기반 레이블링을 이용한 영역 크기 비교를 적용하여 잡음 영역 및 침대 영역을 제거한 것이다.

분할된 머리 영역은 내부의 홀들이 채워진 상태로 이진 영상으로 저장되기 때문에 경계 검출(edge detection)기법을 적용하면 머리 표면 특징점을 명확히 추출할 수 있다. 따라서 표면 특징점을 간단하면서도 날카롭게 추출하기 위해 각 단면영상별로 선명화 처리 필터 [23]를 적용해 머리 표면 특징점을 추출한다.

2.3 가우시안 가중치 거리지도 생성

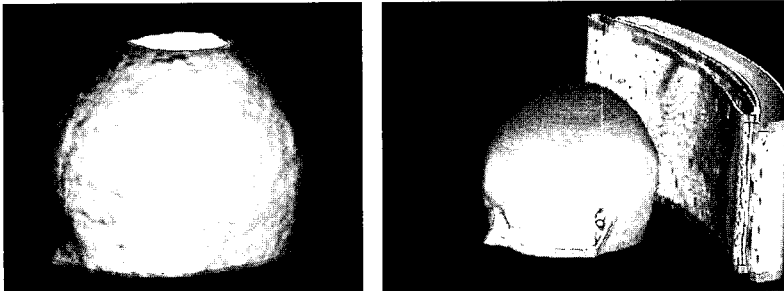
표면기반 영상정합은 표면 특징점간 대응관계를 가지고 정합하는 방법으로 각 영상에서 추출한 표면 특징점이 상이하게 추출되거나 변위가 큰 경우 오 정합을 일으킬 수 있다. 특히 PET 영상은 영상특성상 경계가 열화 되었기 때문에 명확한 경계 구분이 쉽지 않으므로 PET 영상에서 추출한 표면 특징점과 CT 영상에서 추출한 표면 특징점이 상이할 수 있어 최적의 위치에서 수렴하지 않고 국부 최대인 위치에서 수렴할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 표면 특징점이 상이하고 변위가 큰 위치에서도 최적의 위치로 견고한 수렴이 가능하도록 가우시안 가중치 거리지도를 제안한다. 이 때, 가우시안 가중치 거리지도는 기준영상에 한해 각 단면영상에 적용한다.

먼저 가우시안 가중치 거리지도를 생성하기 위해서는 가우시안 가중치 마스크를 생성한다. 이 때 가우시안 가중치 마스크는 식 (1)을 이용하여 생성할 수 있다 [21-23].

$$G_z(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-c_x)^2}{2\sigma^2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(y-c_y)^2}{2\sigma^2}}$$

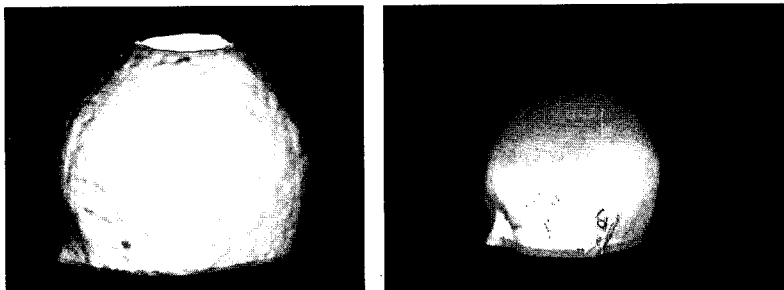
$$= \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\{(x-c_x)^2+(y-c_y)^2\}}$$

$$\approx \lambda e^{-\frac{1}{2\sigma^2}\{(x-c_x)^2+(y-c_y)^2\}} \tag{1}$$



(a) PET 가시화 볼륨 영상 (b) CT 가시화 볼륨 영상

그림 4 분할된 머리 영역과 잡음 영역 및 침대 영역



(a) PET 가시화 볼륨 영상 (b) CT 가시화 볼륨 영상

그림 5 영역 크기 비교를 통한 잡음 영역 및 침대 영역 제거

이 때  $\sigma$ 는 표준편차로 마스크의 크기에 비례해서 설정한다.  $\lambda$ 는 크기 매개 변수이고,  $c_x$ 와  $c_y$ 는 가우시안 가중치 마스크의 중심이다. 가우시안 가중치 마스크는 중심이 가장 크고, 중심으로부터 떨어진 거리에 비례해서 감소하게 된다. 가우시안 가중치 거리지도의 마스크 크기는 표준편차에 비례하여 설정한다. 표준편차와 가우시안 가중치 거리지도를 너무 작게 설정하면 최적화시 국부 최대인 위치로 수렴할 수 있고 크게 설정하면 최적의 위치와 주변 위치의 가중치 간 차이가 거의 없어 최적의 위치를 벗어 날 수 있다. 따라서 실험적으로 마스크 크기는  $25 \times 25$ ,  $\lambda$ 는 255,  $\sigma$ 는 5로 설정하면 최적의 위치를 탐색할 수 있다.

CT 영상에서 추출된 표면 특징점에 가우시안 가중치 마스크 중심을 일치시키고 그 이웃 화소들에게 마스크와 대응되는 위치의 가중치를 할당한다. 이 때, 현재 가중치가 이미 할당된 이전 이웃 표면 특징점으로부터 계산된 가중치보다 크면 현재의 가중치로 갱신한다. 이를 통하여 연속적인 가우시안 가중치 거리지도가 생성된다. 그림 6은 CT 영상에 적용한 예로 그림 6(a)는 CT 영상에서 추출한 표면 특징점을 나타내며 그림 6(b)는 그림 6(a)의 표면 특징점을 가우시안 가중치 거리지도로 변환한 것으로 임의의 단면영상이다. 그림 6(c)는 그림 6(b)의 가우시안 가중치 거리지도의 일부분을 확대한 영상으로 가중치를 밝기값으로 나타낸 것이다. 표면 특징점이 가장 밝고 표면 특징점으로부터 멀어짐에 따라 어두워진다.

2.4 가중치기반 상호상관관계를 이용한 유사도 평가

머리 영역은 심장처럼 일정한 리듬으로 수축과 이완을 반복하는 성질이 없는 강체 성질을 지니고 있기 때문에 강체 변환으로 영상정합이 가능하다. 이러한 강체 변환을 이용하여 부유영상을 기준영상으로 변환시키고 변환된 위치에서 유사도 평가가 필요하다. 또한, 각 변환에 따라 유사도 평가를 수행하면서 최적의 위치로 빠

르게 수렴하는 최적화 공간탐색 기법이 필요하다. 본 논문에서는 PET 영상에서 추출한 머리 표면 특징점과 대응되는 CT 영상의 가우시안 가중치 거리지도를 가지고 계산하는 가중치기반 상호상관관계 유사도 평가를 제안한다. 식 (2)는 제안한 가중치기반 상호상관관계 유사도 평가이다.

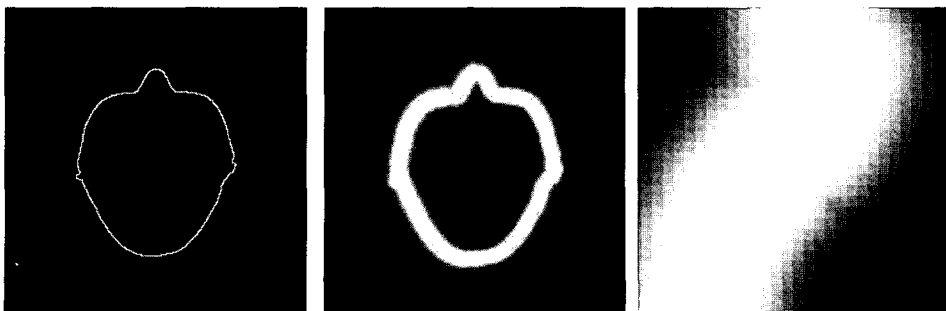
$$WCC = \frac{1}{N_F} \sum_i^{N_F} G_R(Tr(P_F(i))) \quad (2)$$

이 때,  $N_F$ 는 부유영상에 추출한 표면 특징점 개수를 의미하고  $P_F(i)$ 는 부유영상에서 추출한  $i$ 번째 표면 특징점이고,  $Tr$ 은 표면 특징점을 기준영상으로 변환시키는 강제 변환,  $G_R$ 은 좌표변환 후에 대응되는 기준영상의 가중치 값이다.  $WCC$ 는 가중치기반 상호상관관계를 이용한 유사도를 나타낸다. 식 (3)은 강제 변환에 따라 측정된 가중치기반 상호상관관계 중에 최대가 되는 위치로 변환되는 최적화 변환 벡터  $T_x', T_y', T_z', R_x', R_y', R_z'$  을 계산한다.

$$(T_x', T_y', T_z', R_x', R_y', R_z') = \max(WCC) \quad (3)$$

본 논문에서 영상정합을 위한 변환 벡터는  $S_x, S_y, S_z$ 의 확대·축소 벡터,  $T_x, T_y, T_z$ 의 이동 벡터와  $R_x, R_y, R_z$ 의 회전 벡터로 이루어진다[1]. 먼저, 부유영상과 기준영상의 복셀 크기가 다르기 때문에 두 영상을 공간적으로 일치시키기 위해 확대·축소 벡터의 계산이 필요하다. 확대·축소 벡터는 부유영상의  $x, y, z$ 축의 복셀 크기에 기준영상의  $x, y, z$ 축의 복셀 크기를 각각 나누어 계산되고 고정된 채 사용된다. 다음으로 부유영상의 중심점을 원점으로 평행 이동시키고 계산된 확대·축소 벡터를 부유영상에 적용하여 기준영상과 공간적으로 크기를 일치시킨다. 끝으로, 회전 벡터와 이동 벡터만큼 변환한 후 기준영상의 중심점으로 평행 이동시켜 기준영상으로 변환을 수행한다.

변환 시에 부유영상의 표면 특징점이 기준영상의 격



(a) 표면 특징점 (b) 가우시안 가중치 거리지도 (c) 거리지도 확대영상

그림 6 CT 영상에 가우시안 가중치 거리지도 생성

자(grid) 위치로 정확히 변환되지 않으므로 보간(interpolation)이 필요하다. 본 논문에서는 삼각선형(tri-linear) 보간[13]을 사용한다. 또한, 공간탐색을 위하여 파워 방향 기법(powell's direction method)[13,16]을 적용하여 빠른 시간 안에 최적의 위치로 수렴하도록 한다. 탐색순서는  $T_x, T_y, R_z, R_x, R_y, T_z$ 이고 일정 횟수 이상 반복시켜 더 이상 변화가 없으면 종료시킨다 [13]. 최종적으로 계산된 최적화 변환 벡터를 이용하여 부유영상을 변환시켜 영상정합을 한다. 본 논문에서는 5 회 이상부터 최적화 변환 벡터 갱신 없이 수렴하여 반복횟수를 5회로 고정하고 횟수가 거듭될수록 이동 및 회전벡터를 이전 벡터 크기의 0.5배 크기로 줄여 보다 세밀한 탐색을 시도한다.

**3. 실험 및 결과분석**

본 실험은 3.2GHz CPU와 2.0GB 메모리를 장착한

펜티엄IV PC에서 수행하였다. 실험데이터는 육안평가, 정확성과 견고성 검사, 수행시간 분석을 위해 표 1과 같이 임상데이터 4쌍과 인공데이터 2쌍을 사용하였다.

그림 7은 실험에서 사용한 임상데이터로 뇌 PET 영상과 뇌 CT 영상이다. 상단은 뇌 PET 영상으로 포도당 유도체인 F-18 FDG(fluorodeoxyglucose) 약물주입을 통해 활성화된 부분을 영상화한 것으로 포도당 대사를 평가할 수 있다. 하단은 뇌 CT 영상으로 X선이 인체에 투과된 정도를 컴퓨터로 분석하여 내부 장기의 밀도를 결정하고 이를 통하여 내부의 자세한 단면을 재구성해서 영상화한다. 따라서 내부 장기 중에 밀도가 큰 장기에 대해서는 투과량이 적어지게 됨으로 가장 밝은 값을 나타내고 반면, 밀도가 낮은 장기 또는 공기영역은 어둡게 나타난다.

그림 8은 정확성 및 견고성 검사를 위해 생성한 인공 데이터이다. 그림 8(a)와 그림 8(c)는 인공데이터1과 인

표 1 실험데이터

영상종류	영상크기	영상개수	복셀크기(mm)	밝기값 범위	
임상데이터1	CT	512×512	34	1.17×1.17×5.00	48~2857
	PET	128×128	45	4.00×4.00×4.00	0~4095
임상데이터2	CT	512×512	28	1.17×1.17×5.00	-976~1933
	PET	128×128	80	2.00×2.00×2.00	0~4095
임상데이터3	CT	512×512	37	1.17×1.17×5.00	48~4048
	PET	128×128	53	4.00×4.00×4.00	0~4095
임상데이터4	CT	512×512	35	1.17×1.17×5.00	-976~1642
	PET	128×128	82	2.00×2.00×2.00	0~4095
인공데이터1	CT	128×128	40	1.95×1.95×3.33	0~2224
	PET	128×128	40	1.95×1.95×3.33	0~4095
인공데이터2	CT	128×128	40	1.95×1.95×3.33	498~2721
	PET	128×128	40	1.95×1.95×3.33	0~4095

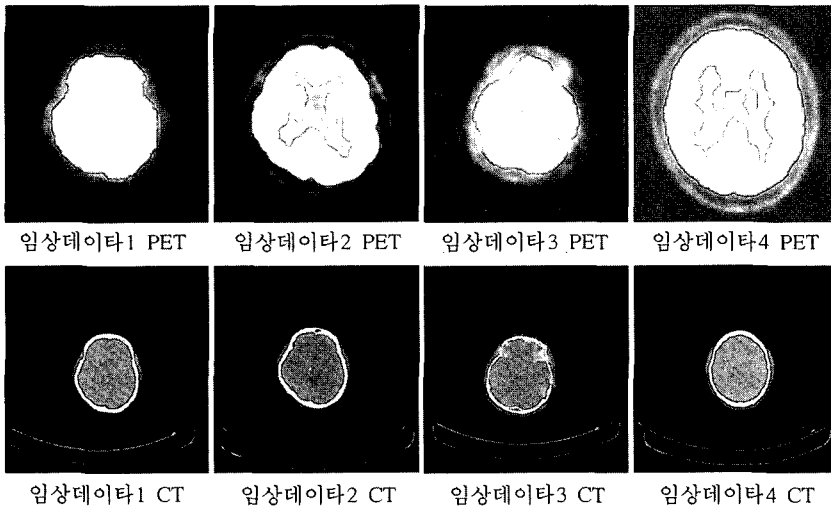


그림 7 PET-CT 임상데이터

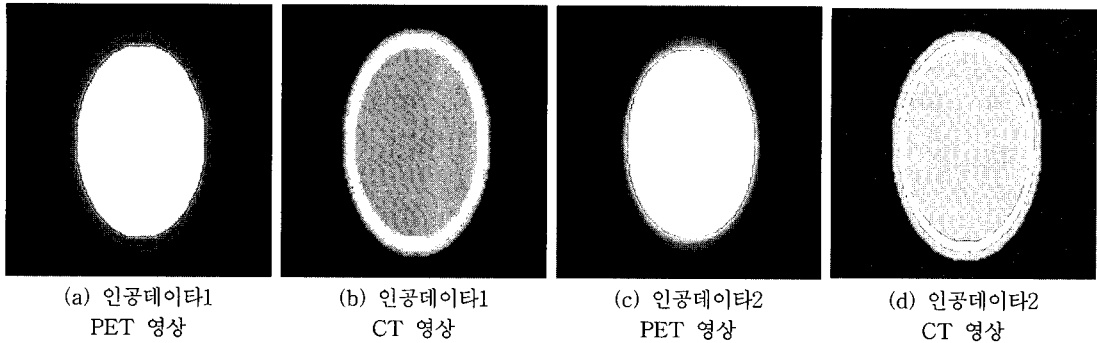


그림 8 PET-CT 인공데이터

공데이터2의 PET 영상 중 임의의 단면영상을 나타낸 것으로 배경 영역, 조직 영역, 뇌 영역 세 부분으로 나누고, 각 영역에 해당되는 밝기값은 표 2의 PET 밝기값 범위를 참고하여 각 영역에 해당되는 밝기값 범위 내에서 임의(random)로 선택하여 생성하였다. 특히 경계가 선명하지 않은 PET 영상특성과 유사하게 생성하기 위해 가우시안 평활화(gaussian smoothing)[23]를 통해 열화효과를 추가하였다. 이 때, 가우시안 평활화의 표준편차는 인공데이터1은 1로 설정하고 인공데이터2는 2로 설정하여 인공데이터2가 인공데이터1보다 열화효과를 더 주었다. 그림 8(b)는 인공데이터1의 CT 영상으로 배경 영역, 조직 영역, 근육 영역, 두개골 영역 네 부분으로 나누고, 각 영역에 해당되는 밝기값은 임상데이터 CT 영상을 기준으로 하였다. 표 2의 CT 영상 밝기값 범위를 참고하여 각 영역별로 범위 내에서 임의로 선택하여 생성하였다. 그림 8(d)는 인공데이터2의 CT 영상으로 그림 8(b)와 같은 방법으로 생성한 후에 가우시안 잡음(gaussian noise)[21-23]을 첨가한 것이다. 이 때, 가우시안 잡음의 표준편차는 20으로 설정하였다.

표 2는 인공데이터 생성을 위한 각 영역별 해당되는 밝기값 범위를 나타낸 것으로 임상데이터를 기준으로 하여 최소, 최대 범위를 설정한 것이다. 이 때, CT 영상의 임상데이터의 밝기값 범위는 -1024~3091 범위 내에 결정되지만 구현의 편리성을 위해 0~4095의 범위로 수정하였다.

그림 9는 임상데이터를 이용한 육안평가로 PET-CT 이차원 뇌 영상융합을 축상면(axial plane), 관상면

(coronal plane), 시상면(sagittal plane)으로 나타낸 것이다. 그림 9의 상단은 영상정합 이전 각 영상의 중심점을 일치시키고 확대·축소벡터를 적용한 결과이고, 하단은 제안 영상정합을 통하여 추출한 최적화 변환벡터를 PET 영상에 적용한 결과이다. 그림 9에서 알 수 있듯이 제안 영상정합 결과가 확대·축소벡터만 적용한 결과에 비해 PET 영상의 뇌 영역이 CT 영상의 뇌 영역에 잘 정렬됨을 확인할 수 있다.

그림 10은 영상정합을 수행한 후에 임의의 공간좌표상에서 PET-CT 영상 간 삼차원 뇌 영상융합이다.

정확성 검사는 인공데이터의 PET 영상을 임의로 설정한 이동벡터와 회전벡터 크기만큼 변환한 후 제안한 가우시안 거리지도를 이용한 표면기반 영상정합과 기존 표면기반 영상정합을 비교 평가하였다. 식 (4)와 식 (5)는 최적화 변환벡터  $(T_x', T_y', T_z', R_x', R_y', R_z')$ 와 임의 변환벡터  $(T_x, T_y, T_z, R_x, R_y, R_z)$ 간 제곱근평균제곱오차(RMSE: root mean square error) 수식으로 이동벡터간 제곱근평균제곱오차( $T-RMSE$ )와 회전벡터간 제곱근평균제곱오차( $R-RMSE$ )로 구분하여 나타내었다[24].

$$\begin{aligned}
 T-RMSE &= \sqrt{\frac{1}{3}(\Delta T_x^2 + \Delta T_y^2 + \Delta T_z^2)} \\
 &= \sqrt{\frac{1}{3}\{(T_x - T_x')^2 + (T_y - T_y')^2 + (T_z - T_z')^2\}}
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

$$\begin{aligned}
 R-RMSE &= \sqrt{\frac{1}{3}(\Delta R_x^2 + \Delta R_y^2 + \Delta R_z^2)} \\
 &= \sqrt{\frac{1}{3}\{(R_x - R_x')^2 + (R_y - R_y')^2 + (R_z - R_z')^2\}}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

표 2 인공데이터 생성을 위한 각 영역별 밝기값 범위

	PET 영상	CT 영상
배경 영역	0~50	-1024~900
두개골 영역	없음	1000~1200
조직 영역	1000~1100	0~150
뇌 영역	4000~4095	50~100

표 3은 인공데이터1과 인공데이터2를 이용하여 임의의 크기만큼 이동 및 회전을 수행한 임의의 변환벡터와 제안한 표면기반 영상정합과 기존 표면기반 영상정합을 통해 획득한 최적화 변환벡터, 식 (4)와 식 (5)를 이용하여 계산한 RMSE를 나타낸다. 기존 표면기반 영상정



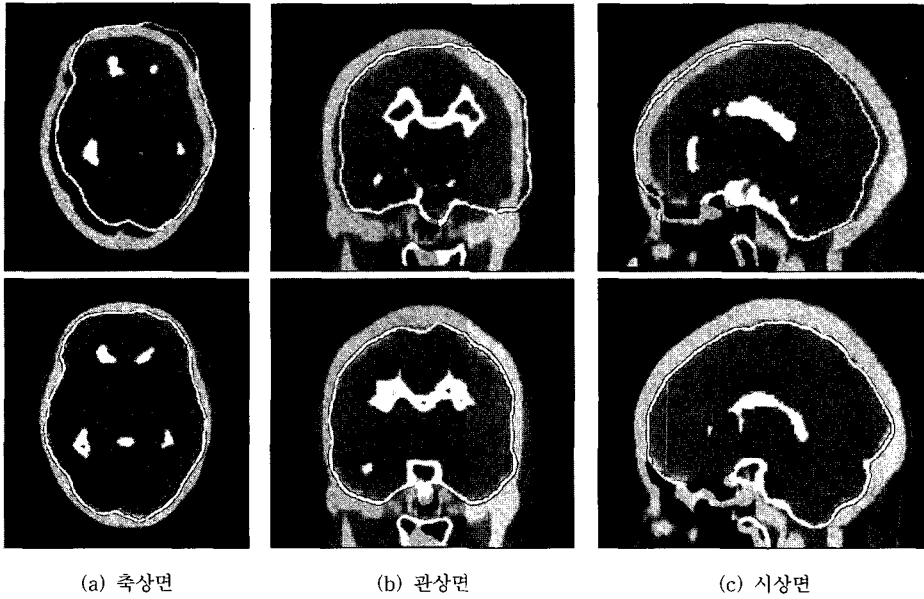


그림 9 임상데이터 이차원 육안평가

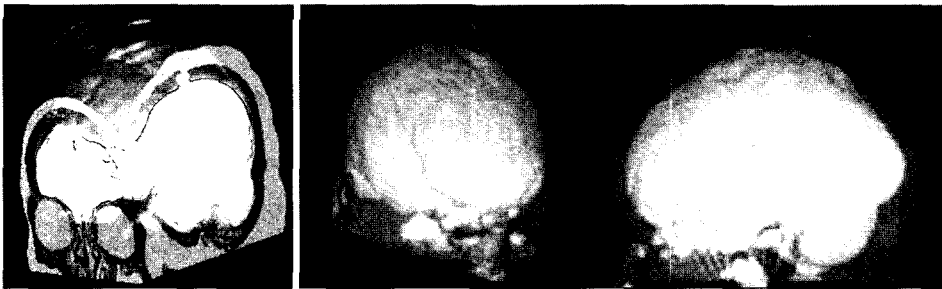


그림 10 PET-CT 삼차원 뇌 영상융합

표 3 제안 영상정합과 기존 표면기반 영상정합의 정확성 비교

			인공데이터1		인공데이터2	
			제안	기존	제안	기존
임의의 변환벡터	이동벡터 (mm)	$T_x$	10.72		-6.82	
		$T_y$	12.48		-8.58	
		$T_z$	-10.14		6.24	
	회전벡터 (°)	$R_x$	-4.80		4.80	
		$R_y$	-5.20		-3.20	
		$R_z$	7.30		-6.30	
최적화 변환벡터	이동벡터 (mm)	$T_x$	10.71	7.87	-6.74	0.72
		$T_y$	12.45	8.72	-8.58	-7.36
		$T_z$	-10.18	-9.09	6.38	1.71
	회전벡터 (°)	$R_x$	-4.73	-5.691	4.42	3.05
		$R_y$	-5.01	0.671	-2.69	8.82
		$R_z$	7.21	4.042	-6.18	-7.51
$T$ -RMSE (mm)			0.03093	2.79325	0.0964	5.99934
$R$ -RMSE (°)			0.12418	3.91055	0.37058	6.38118

합은 경계기반 상관관계(edge-based correlation) 기법을 적용하였다. 경계기반 상관관계 기법은 두 영상에서 서로 대응되는 관심영역의 경계 또는 특징점을 각각 추출하여 추출된 특징점간 개수가 최대로 일치하는 위치의 변환벡터를 탐색하여 정합한다. 본 논문에서는 기존 표면기반 영상정합을 제안 영상정합과 동일한 조건에서 평가하기 위해 제안한 분할 기법을 이용하여 머리영역을 분할하고 이의 표면 특징점을 추출하였다.

그림 11은 표 3의 결과를 각 변환벡터간의 오차와  $T-RMSE$ 와  $R-RMSE$ 를 그래프로 나타낸 것이다. 그림 11(a)의 인공데이터1을 가지고 수행한 평가는 기존 표면기반 영상정합은 약 2.8mm의  $T-RMSE$ 와 약 4°의  $R-RMSE$ 로 큰 오차를 보임을 확인할 수 있다. 이런 이유는 인공데이터의 PET영상이 가우시안 평활화로 인해 열화되었기 때문에 CT 영상에서 추출한 표면 특징점과 대응되지 않는다. 따라서 최적의 위치로 수렴하지 않고 국부 최대인 위치로 수렴을 함으로 오 정합을 이루게 된다. 반면 제안 영상정합은 약 0.03mm의  $T-RMSE$ 와 약 0.12°의  $R-RMSE$ 를 보여 추출한 표면 특징점이 정확히 대응되지 않더라도 가우시안 거리지도를 이용하여 국부 최대인 위치를 극복할 수 있음을 확인할 수 있다. 또한 이처럼 약간의 오차가 생기는 이유는 임의의 변환벡터를 부유영상에 적용할 때 격자

(grid) 크기만큼 변환하지 않게 됨에 따라 보간을 수행하게 된다. 따라서 최적화 과정을 통해 획득한 최적화 변환벡터는 임의의 변환벡터와 정확하게 대응되기 어렵기 때문에 오차가 발생할 수 있다. 또한 이 정도 수치의 오차는 1 복셀 크기내의 오차로 육안으로는 정확한 결과를 보인다. 그림 11(b)의 인공데이터2를 가지고 수행한 평가는 제안 영상정합이 보다 더 열화된 PET 영상과 잡음이 추가된 CT 영상에서도 정확하게 최적의 위치를 탐색하는지를 평가한 것이다. 제안 영상정합은 약 0.09mm의  $T-RMSE$ 와 약 0.37°의  $R-RMSE$ 를 보여 비록 인공데이터1을 사용했을 때보다 오차가 크나 이 정도 수치의 오차도 1 복셀 크기내로 육안으로는 정확한 결과를 보인다. 기존 표면기반 영상정합은 보다 추가된 열화와 잡음에 영향을 받아 인공데이터1의 결과에 비해 오차가 더 크게 나타났다.

표 4는 4개의 임상데이터를 이용하여 제안한 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 표면기반 영상정합과 기존 표면기반 영상정합 수행시간을 비교 분석한 것이다. 수행시간은 전 처리 시간과 유사도 평가 및 최적화, 총 수행시간으로 구분하였다. 표 4에 볼 수 있듯이 기존 표면기반 영상정합이 제안 영상정합에 비해 전 처리 시간은 빠르나 영상정합을 위한 유사도 평가 및 최적화 수행시간이 좀 더 걸린다. 이 같은 결과는 기존 표면기반

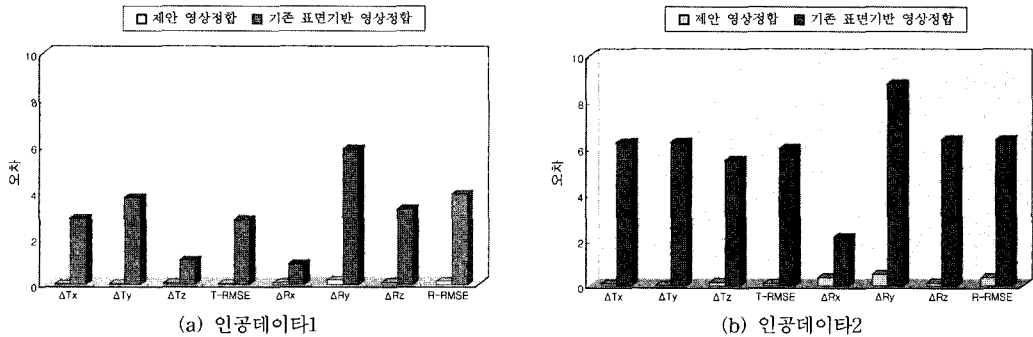


그림 11 제안 영상정합과 기존 표면기반 영상정합간 RMSE 비교

표 4 제안 영상정합과 기존 표면기반 영상정합의 수행시간 비교

		표면 특징점 개수		수행시간 (초)		
		부유영상	기준영상	전 처리	유사도 평가 및 최적화	총 시간
임상데이터1	가중치 거리지도	6892	17691	0.375	2.125	2.5
	기존 표면기반			0.359	3.125	
임상데이터2	가중치 거리지도	24267	14338	0.437	7.016	7.453
	기존 표면기반			0.328	9.938	
임상데이터3	가중치 거리지도	7583	20511	0.422	2.391	2.813
	기존 표면기반			0.391	3.703	
임상데이터4	가중치 거리지도	24980	16794	0.422	7.078	7.5
	기존 표면기반			0.406	10.735	

영상정합은 가우시안 가중치 거리지도 생성하는 시간이 소요되지 않기 때문에 빠른 전 처리를 보이나 추출된 표면 특징점간에 최대로 일치되는 위치를 탐색하기 때문에 최적화 수행 시 간격을 크게 주면 국부 최대에 수렴할 수 있으므로 간격을 제한 영상정합에 비해 조밀하게 설정해야 한다. 따라서 제한 영상정합이 기존 표면기반 영상정합에 비해 총 수행시간이 빠르게 된다. 그리고 제한 영상정합의 유사도 평가 및 최적화 수행시간은 부유 영상에서 추출한 표면 특징점 개수에 비례해서 증가되는 데 평균적으로 부유 영상에서 추출한 표면 특징점 개수가 10000개 일 때 3초정도의 시간이 걸렸다. 모든 임상데이터에서 제안한 가우시안 가중치 거리지도 표면기반 영상정합의 총 수행시간은 기존 표면기반 영상정합에 비해 평균 30% 정도의 시간 감소를 보이므로 임상적으로 적용하기에 용이함을 알 수 있다.

견고성 검사를 위해 제한 영상정합이 변위가 크고 잡음이 추가된 영상에서도 최적의 위치로 수렴할 수 있는지를 인공데이터를 사용하여 수행하였다. 그림 12는 제안한 가우시안 가중치 거리지도를 적용했을 때와 적용하지 않고 기존 표면기반 영상정합을 적용했을 때를 비교하기 위한 방법으로 인공데이터의 PET 영상을 각각

x축 이동벡터와 z축 회전벡터 크기만큼 변환시킨 후 각 위치에서 가중치기반 상호상관관계를 측정하였다. 이때, 이동벡터는 -60mm부터 60mm 범위 내에서 2mm 씩 이동시켰고, 회전벡터는 -30°에서 30° 범위 내에서 1° 씩 회전시켰다. 그림 12(a)는 인공데이터1을 사용하여 평가한 것으로 x축 이동벡터, z축 회전벡터에서 제안 방법은 최적의 위치(0mm 또는 0°)에서 최대를 이루고 있음을 알 수 있다. 또한 최적의 위치로부터 멀리 떨어져 있을 때에는 점차적으로 증가하다가 최적의 위치에 가까워지면 보다 경사가 커지면서 최적의 위치로 도달함으로써 큰 범위에서도 견고하게 최적의 위치에 도달할 수 있다. 반면 기존 표면기반 영상정합은 x축 이동벡터와 z축 회전벡터에서 모두 최적의 위치에서 모두 국부 최소를 이뤄 오 정합을 일으킨다. 이 처럼 기존 표면기반 영상정합이 최적의 위치에서 국부최소를 이루는 이유는 가우시안 평활화로 인해 열화된 PET 영상에서 추출한 표면 특징점과 CT 영상에서 추출한 표면 특징점이 정확히 대응되지 않기 때문이다. 그러나 제안방법은 추출한 표면 특징점이 정확히 대응되지 않아도 가우시안 가중치 거리지도로 인하여 최적의 위치에서 최대를 이루게 유도할 수 있다. 그림 12(b)는 인공데이터2를 사

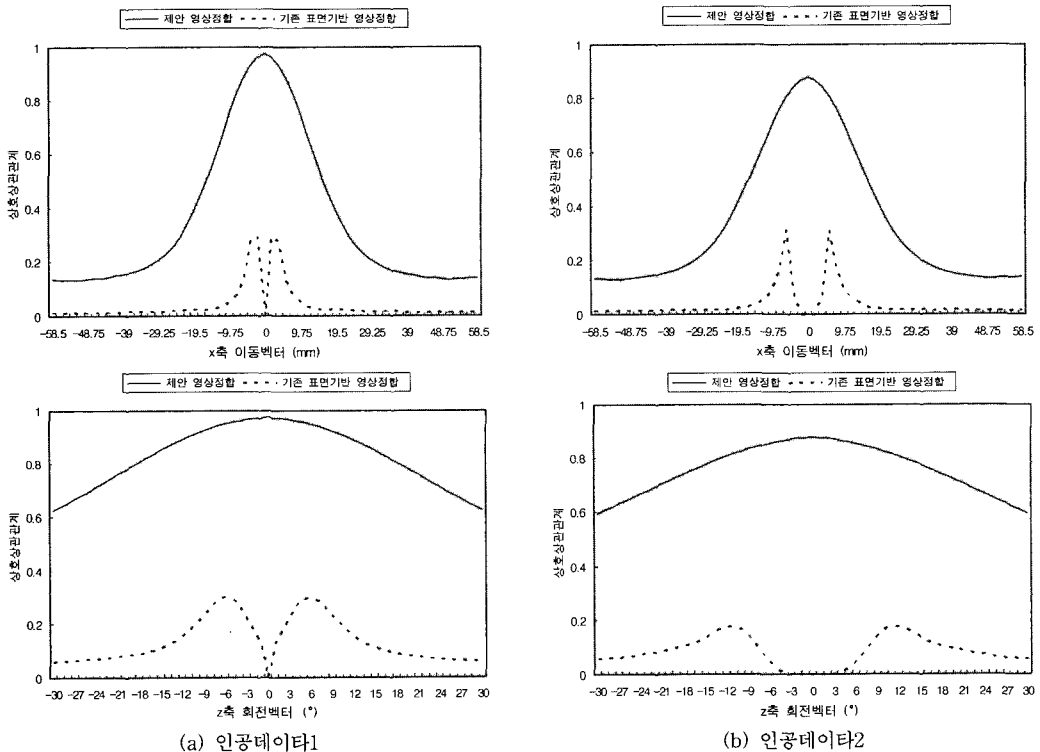


그림 12 인공데이터를 사용한 견고성 검사

용하여 평가한 것으로 제안방법은 보다 더 열화된 PET 영상과 가우시안 잡음이 추가된 CT 영상에서도 견고하게 최적의 위치에서 최대를 보임을 확인할 수 있다. 그러나 기존 표면기반 영상정합은 x축 이동벡터와 z축 회전벡터에서 모두 최적의 위치에서 인공데이터1의 결과에 비해 최적의 위치로부터 보다 더 떨어진 위치에서 최대를 이룬다. 이는 인공데이터2의 각 영상에서 추출한 표면 특징점이 열화성질과 가우시안 잡음에 의해 인공데이터1에서 추출한 표면 특징점에 비해 대응위치가 보다 더 멀리 떨어져 있기 때문이다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 PET-CT 뇌 영상융합을 위해 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 표면기반 영상정합을 제안하였다. CT 영상과 PET 영상 각각에서 머리 영역 분할을 위해 제안한 삼차원 영역성장법은 내부의 홀과 경계의 왜곡 없이 정확하게 분할할 수 있었고, 잡음을 제거하기 위해 제안한 영역성장법기반 레이블링은 기존의 연결화소군 레이블링에 비해 고속으로 잡음 영역을 제거할 수 있었다. 또한, 가우시안 가중치 거리지도는 큰 변위와 열화된 영상에서도 국부 최대인 위치에 수렴하지 않고 최적의 위치로 견고하게 수렴될 수 있도록 유도하고 가중치기반 상호상관관계는 전체 볼륨이 아니라 부유영상에서 추출한 표면 특징점과 대응되는 기준영상의 가중치만을 비교함으로써 빠른 수행이 가능하였다. 실험에서는 정확성과 견고성 검사를 위하여 인공데이터를 생성하였고, 수행시간 분석 및 육안평가를 위하여 임상데이터를 사용하였다. 실험 결과 제안방법은 큰 변위와 잡음이 추가된 인공데이터에서 최적의 위치로 견고하게 수렴하였고, 임의로 변환된 인공데이터를 이용하여 정확성 검사를 수행하여 1 복셀 이하의 오차를 보였다. 또한 임상데이터를 이용하여 기존 표면기반 영상정합에 비해 평균 30% 정도의 시간 감소와 육안평가를 통해 좋은 정합결과를 보였다.

#### 참고 문헌

[1] J.B.A.Maintz, M.A.Viergever, "A survey of medical image registration," *Medical Image Analysis*, Vol.2, Iss.1, pp. 1-36, Mar. 1998.  
 [2] B.Zitova, J.Flusser, "Image registration methods : a survey," *Image and Vision Computing*, Vol.21, pp. 977-1000, 2003.  
 [3] A.P.Dhawan, L.K.Arata, Alejandro V.Levy, and Joseph Mantil, "Iterative Principal Axes Registration Method for Analysis of MR-PET Brain Images," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.42, No.11, pp. 1079-1087, Nov. 1995.

[4] L.K.Arata, A.P.Dhawan, "Iterative Principal Axes Registration : A New Algorithm for Retrospective Correlation of MR-PET Brain Images," *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol.14, pp. 2776-2778, Nov. 1992.  
 [5] 이호, 홍헬렌, 신영길, "지역적 가중치 거리맵을 이용한 3차원 영상정합", *정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용*, 제31권, 제7호, pp. 939-948, Jul. 2004.  
 [6] H.Hong, H.Lee, S.H.Kim and Y.G.Shin, "Cerebral Vessel Enhancement using Rigid Registration in Three-Dimensional CT Angiography," *Progress in Pattern Recognition Image Analysis and Application: CIARP2004, LNCS*, Vol.3287, pp. 541-549, Oct. 2004.  
 [7] 이호, 김동성, 강홍식, "다중 모달 정합에 의한 Visible Human의 뼈 분할 방법", *정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용*, 제30권, 제8호, pp. 719-726, Aug. 2003.  
 [8] A.Collignon, D.Vandermeulen, P.Suetens, G.Marchal, "3D multi-modality medical image registration using feature space clustering," *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, Vol.905, pp. 195-204, Apr. 1995.  
 [9] J.B.A.Maintz, P.A.van den Elsen, and M.A.Viergever, "3D multimodality medical image registration using morphological tools," *Image and Vision Computing*, Vol.19, pp. 53-62, 2001.  
 [10] Y.Hata, S.Kobashi, S.Hirano, and M.Ishikawa, "Registration of Multi-Modality Medical Images by Soft Computing Approach," *ICONIP 6th International Conference on Neural Information Processing*, Vol.3, pp. 878-883, 1999.  
 [11] L.Y.Hsu, M.H.Loew, "Fully automatic 3D feature-based registration of multi-modality medical images," *Image and Vision Computing* Vol.19, pp. 75-85, 2001.  
 [12] J.Cai, J.C.H.Chu, D.Recine, M.Sharma, C.Nguyen, R.Rodebaugh, V.A.Saxena, A.Ali, "CT and PET lung image registration and fusion in radiotherapy treatment planning using the chamfer-matching method," *International Journal Radiation Oncology Biology Physics*, Vol.43, No.4, pp. 883-891, 1999.  
 [13] F.Maes, A.Collignon, G.Marchal, P.Suetens, "Multimodality Image Registration by maximization of Mutual Information," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.16, No.2, pp. 187-198, Apr. 1997.  
 [14] J.P.W.Pluim, J.B.A.Maintz, M.A.Viergever, "Mutual information based registration of medical images : a survey," *IEEE Transactions on medical imaging*, Vol.22, No.8, pp. 986-1004, Aug. 2003.  
 [15] J.P.W.Pluim, J.B.A.Maintz, M.A.Viergever, "Image Registration by Maximization of Combined Mutual Information and Gradient Information," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.19, No.8, pp.

809-814, Aug. 2000.

- [16] F.Maes, D.Vandermeulen, P.Suetens, "Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximization of mutual information," *Medical Image Analysis*, Vol.3, No.4, pp. 373-386, 1999.
- [17] G.Rizzo, R.Arienti, I.Castiglioni, M.Cattaneo, P.Castellone, C.Landoni, G.Ceresoli, C.Messa, M.C.Gilardi, S.Cerutti, F.Fazio, "Automatic integration of PET/CT images for clinical use in radiotherapy," *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 17-21, Sep. 2003.
- [18] J.J.Vaquero, M.Desco, J.Pascau, A.Santos, I.Lee, M.V.Green, "PET, CT, and MR Image Registration of the Rat Brain and Skull," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, Vol.48, No.4, pp. 1440-1445, Aug. 2001.
- [19] E.A.Firle, S.Wesarg, C.Dold, "Fast CT/PET registration based on partial volume matching," *International Congress Series Vol.1268*, pp. 31-36, 2004.
- [20] H.Kitagaki, E.Mori, S.Yamaji, K.Ishii, S.Kobashi, Y.Hata, "Frontotemporal dementia and Alzheimer disease : evaluation of cortical atrophy with automated hemispheric surface display generated with MR images," *Radiology*, Vol.208, No.2, pp. 431-439, Aug. 1998.
- [21] J.R.Parker, *Algorithms for image processing and computer vision*, 1st Ed., p.432, John Wiley & Sons, Inc., U.S.A., 1997.
- [22] I.Pitas, *Digital image processing algorithms and applications*, 1st Ed., p.419, John Wiley & Sons, Inc., New York, 2000.
- [23] R.G.Gonzalez, R.E.Woods, *Digital Image Processing*, 1st Ed., p.729, Addison Welsey, U.S.A., 1993.
- [24] J.Masumoto, Y.Sato, M.Hori, T.Murakami, T.Johkoh, H.Nakamura, S.Tamura, "A similarity measure for nonrigid volume registration using Known joint distribution of targeted tissue : Application to dynamic CT data of the liver," *Medical Image Analysis*, Vol.7, Iss.4, pp. 553-564, Dec. 2003.



홍 헬 렌

1994년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 학사. 1996년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 석사. 2001년 8월 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사. 2001년 9월~2003년 7월 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 박사후연구원. 2002년 12월~2003년 4월 (주)인피니트테크놀로지 책임연구원. 2003년 5월~현재 (주)인피니트테크놀로지 기술자문위원. 2003년 8월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 계약조교수. 관심분야는 영상 정합, 의료영상처리, 볼륨가시화, 컴퓨터그래픽스



신 영 길

1982년 2월 서울대학교 계산통계학과 학사. 1984년 2월 서울대학교 계산통계학과 석사. 1990년 2월 미국 USC 전산학과 박사. 1990년 2월~1992년 2월 경북대학교 전자계산학과 전임강사. 1992년 3월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 교수. 관심분야는 볼륨 렌더링, 의료영상처리, 하드웨어기반 렌더링



이 호

2000년 8월 숭실대학교 전자전기정보통신공학부 학사. 2002년 8월 숭실대학교 정보통신공학과 석사. 2002년 5월~2003년 2월 (주)인피니트테크놀로지 연구원. 2005년 2월 서울대학교 전기 및 컴퓨터공학부 박사과정 수료. 관심분야는 영상 정합, 영상분할, 의료영상처리, 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스