

# 상호정보 최적화를 통한 영상정합

홍 헬 렌<sup>†</sup> · 김 명 희<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 다중 모달리티 영상으로부터 의미 있는 정보를 제공하기 위하여 상호정보 최적화를 통한 영상정합 방법을 제안한다. 본 방법은 두 영상이 기하학적으로 정합되면 상호정보가 최대화된다는 가정 하에 두 영상에서 대응되는 위치의 명암도간 통계적 의존관계나 정보중복성을 계산하는 상호정보를 통하여 영상간 변형관계를 추정함으로써 영상을 정합한다. 실험결과로는 뇌 자기공명영상과 뇌 컴퓨터단층촬영영상의 상호정보를 최적화한 정합결과와 가우시안형 잡음 첨가에 따른 정합 비교 결과를 제시한다. 본 방법은 기존 정합방법에서 사용하는 영상분할이나 특징점 추출에 의한 정합이 아닌 영상 자체 정보를 사용함으로써 사용자와의 상호작용이 불필요하며 정합의 정확도를 향상시킬 수 있고 잡음에도 견고하다.

## Image Registration by Optimization of Mutual Information

Helen Hong<sup>†</sup> · Myoung-Hee Kim<sup>††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we propose an image registration method by optimization of mutual information to provide a significant information from multimodality images. The method applies mutual information to measure the statistical dependency or information redundancy between the image intensities of corresponding pixels in both images, which is assumed to be maximal if the images are geometrically aligned. We show the registration results optimizing mutual information between brain MR image and brain CT image and the comparison results with additive gaussian noise. Since our method uses the native image rather than prior segmentation or feature extraction, no user interaction is required and the accuracy of registration is improved. In addition, it shows the robustness against the noise.

**키워드 :** 영상정합(Image registration), 상호정보(Mutual information), 최적화(Optimization), 의료영상(Medical imaging)

### 1. 서 론

방사선 치료계획(radiotherapy treatment)이나 사전수술계획(preoperative planning) 등에 컴퓨터 사용이 늘어남에 따라 의료영상별 특성에 따른 복합적 처리를 필요로 한다. 방사선 치료계획의 경우, 컴퓨터단층촬영영상(CT)은 방사선 투여량을 조사하는데 주로 사용되는 반면, 자기공명영상(MRI)은 연조직 부위를 잘 나타내는 영상 특성상 암부위를 판별하는데 주로 사용된다. 뇌 사전수술계획의 경우, 자기공명영상은 해부학적 정보를 제공하는 반면 양전자방출단층촬영영상(PET)은 기능적 정보를 제공한다. 따라서 다중 모달리티 영상의 기하학적 정렬(alignment)이나 정합(registration)은 2, 3차원 영상처리에 있어서 두 가지 모달리티 영상의 특성 정보를 추출하여 복합적으로 가시화하는 역할을 한다.

영상정합 관련연구로는 프레임기반 정합, 표식기반 정합, 표면정보기반 정합, 영상정보기반 정합이 있다[1-3]. 프레임기반 정합은 인체 내 표식도구 삽입 후 촬영한 영상을 바탕으로 정합하는 방법으로 비교적 정확한 정합 결과를 제시하는 반면, 인체에 침습적이며 적용하는데 한계가 있다[4, 5]. 표식기반 정합은 표식 지정을 위한 사용자와의 빈번한 상호작용이 필요하다[6, 7]. 표면정보기반 정합은 각 영상으로부터 대응되는 표면 추출 과정을 필요로 하며 영상종류에 따라 표면추출이 어려운 경우가 있다[8, 9]. 또한 정합의 정확성이 표면추출의 정확성에 많은 영향을 받게 된다. 영상정보기반 정합은 최근에 연구되어지고 있는 방법으로 영상 내 명암도(intensity) 정보를 사용하는 방법으로 영상 특성에 따라 대응되는 화소의 기하학적 위치 유사성을 측정함으로써 최적화할 수 있다[10-13].

영상정보기반 정합방법 중 최적화를 위한 평가함수로 정규화된 상관계수(normalized correlation coefficient)를 사용하는 방법은 서로 겹쳐지는 부위나 관심부위 내에서 대응되는 화소들의 명암도 차이를 최적화하는 것으로 동일 영

\* 본 논문은 과학기술부 국가지정연구실사업 연구비 지원에 의하여 연구된 것임.

† 준 회원 : 이화여자대학교 과학기술대학원 컴퓨터학과

†† 동심회원 : 이화여자대학교 컴퓨터학과 교수

논문접수 : 2000년 11월 29일, 심사완료 : 2001년 4월 9일

공간 정합(intramodality registration)을 위하여 두 영상의 명암도간 선형적 연관관계가 있다는 가정 하에 수행되므로 서로 다른 영상간 정합(intermodality registration)의 경우 적용하기 어렵다[14, 15]. 경계선(edge)이나 골곡선(ridge)과 같은 기하학적 특성 정보들 간의 정규화된 상관계수를 사용하는 방법은 특성 정보 추출 과정에서 새로운 오류를 생성할 수 있으며, 이를 생성하기 위한 부가적인 시간을 요구한다[16, 17]. 또한 경계선이나 골곡선이 아닌 부분의 상관관계를 제대로 계산하지 못하는 문제점이 있다. Wood와 Hill 등은 정합상의 오류를 대응되는 화소 명암도의 이변량 히스토그램(bivariate histogram)으로 측정하고자 하였다[18, 19]. Wood 방법은 서로 다른 모달리티 영상의 명암도 관계에 대한 부가적인 가정을 바탕으로 진행하기 때문에 해부학적 영상과 기능적 영상과 같이 두 영상간 명암도 간의 관계가 없는 경우 적용하기 어려우며, Hill 방법은 정합을 수행하기 위하여 영상을 분할하거나 특정 히스토그램 영역을 분리하는 전처리 과정을 필요로 한다.

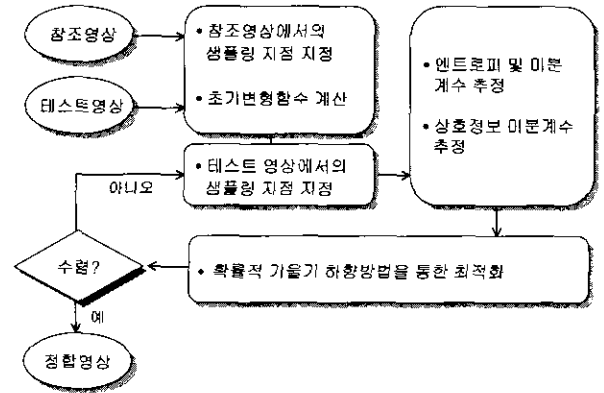
따라서 본 논문에서는 다중 모달리티 영상으로부터 의미 있는 정보를 제공하기 위하여 확률적 기울기 하향방법(stochastic gradient descent method)에 따른 상호정보 최적화를 통한 영상정합 방법을 제안한다. 본 방법은 두 영상에서 대응되는 위치의 명암도간 통계적 의존관계나 정보중복성을 평가하는 상호정보(mutual information) 최적화를 통해 영상간 변형관계를 추정함으로써 서로 다른 두 영상을 정합하고자 한다. 실험 결과로는 연조직을 주로 나타내는 뇌 자기공명영상과 골조직을 주로 나타내는 뇌 컴퓨터단층촬영영상의 상호정보를 최적화한 정합 결과 영상을 제시한다. 본 방법은 기존 정합 방법에서 사용하는 영상분할이나 특징점 추출 등의 전처리 과정 없이 영상 자체 정보를 기반으로 수행함으로써 사용자와의 상호작용이 불필요할 뿐 아니라 정합의 정확도를 향상시킬 수 있으며 잡음에도 견고하다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 본 논문에서 제안하는 상호정보 최적화를 통한 영상정합 방법을 살펴보

고, 제3장에서는 제안 방법에 대한 실험 및 분석 결과를 제시한다. 마지막으로 제4장에서는 본 논문에서 제안한 정합 방법에 대한 결론을 맺는다.

2. 상호정보 최적화를 통한 영상정합

본 논문에서 사용하는 두 가지 모달리티 영상을 각각 참조영상과 테스트 영상이라 정의하고, 두 영상이 기하학적으로 완전히 정렬되었을 때, 대응되는 두 화소간 명암도 상호정보가 최대화된다는 가정 하에 최적화 평가함수인 상호정보 최적화를 통한 영상정합을 수행한다. <표 1>은 본 제안방법과 기존 영상정보기반 정합방법의 연산 및 장단점을 간단히 비교·정리한 표이며, (그림 1)은 본 논문에서 제안한 상호정보 최적화를 통한 영상정합 단계를 다이어그램으로 나타낸 것이다.



(그림 1) 상호정보 최적화를 통한 영상정합 단계

참조영상 내 화소 명암도를  $u(x)$ , 테스트 영상 내 화소 명암도를  $v(x)$ , 참조영상으로 정합되는 테스트 영상의 기하학적 변화를 계산하기 위하여 이동(translation), 확대·축소(scaling), 회전(rotation)을 포함하는 기하학적 변형 매개변수를  $T_{br}$ 이라 표기하고,  $v(T(x))$ 를 참조영상의 화소  $u(x)$ 와

<표 1> 기존 영상정보기반 정합방법과의 비교표

평가함수	정규화된 상관계수	Wood 함수	상호정보	제안방법
기본연산	$NCC = \frac{Var(XY)}{\sqrt{(Var(X) \times Var(Y))}}$	$W = \sum_i \frac{StdDev(S_i)}{Mean(S_i)}$	$MI = H(X) + H(Y) - H(X, Y)$ $H(i) = \sum_j (-p_j \log(p_j))$	
방법	• 겹쳐지는 부위나 관심부위 내에서 대응되는 화소들의 명암도 차이 NCC를 최소화하는 방향으로 최적화	• 두 영상의 화소 명암도간 정규화된 표준편차 W를 최소화하는 방향으로 최적화	• 두 영상에서 대응되는 위치의 명암도간 통계적 의존관계 평가 • 평가함수 MI를 최대화하는 방향으로 최적화 • 히스토그램에 의한 엔트로피 측정	• 평가함수 MI의 미분계수를 최소화하는 방향으로 최적화 • 비모수화 확률밀도추정 및 엔트로피 추정
장단점	(-)명암도간 선형적 연관관계 가정 (-)특성정보 추출 과정에서 새로운 오류 생성 및 부가적 시간 요구 (-)특성정보 이외 부분의 상관관계를 제대로 계산하지 못함	(-)서로 다른 모달리티 영상의 명암도 관계에 대한 부가적 가정	(+)영상 명암도간 관계 가정 없음 (+)영상 자체 정보 사용으로 정확도 향상 (-)히스토그램 간격 선택의 어려움 (-)최적화 과정 중 지역적 오류로 빠질 수 있음	(+)확률밀도추정에 의한 엔트로피 측정으로 히스토그램 간격 설정 불필요 (+)확률적 최적화로 견고한 수렴유도

연관되는 테스트 영상의 화소 명암도로 정의하면, 영상정합은 식 (1)과 같이 평가함수인 상호정보를 최대화함으로써 참조영상  $u$ 와 테스트 영상  $v$ 를 정렬하는 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 을 찾는 문제로 정의된다.

$$T_{br} = \arg \max I(u(x); v(T(x))) \quad (1)$$

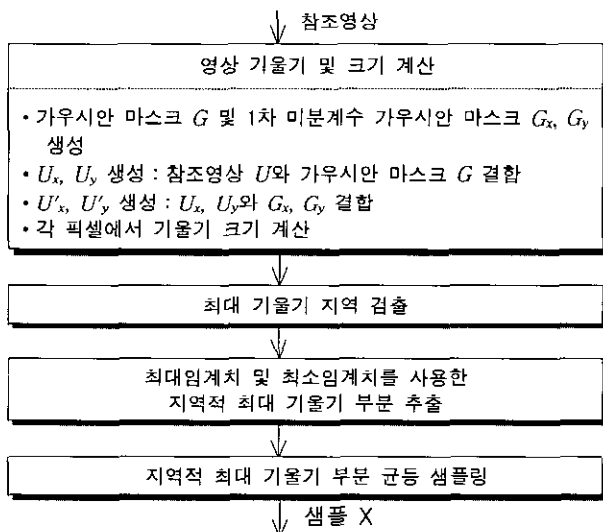
$x$ 는 참조영상과 참조영상으로 정합되는 테스트 영상 내 위치를 나타내는 확률변수로서 상호정보  $I$ 와 상호정보 미분 계수를 추정하기 위하여 지역적 최대 기울기 부분으로부터 추출된 샘플링 지점을 나타낸다. 이 때, 상호정보  $I$ 는 식 (2)와 같이 엔트로피 및 조인트 엔트로피 항으로 구성된다.

$$I(u(x); v(T(x))) \equiv H(u(x)) + H(v(T(x))) - H(u(x), v(T(x))) \quad (2)$$

상호정보의 첫 번째 항은 참조영상의 엔트로피를 나타내며 추정하고자 하는 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 과 관계없는 항이다. 두 번째 항은 참조영상으로 정합되는 테스트 영상의 엔트로피를 나타낸다. 세 번째 항은 참조영상과 테스트 영상간 관계를 나타내는 조인트 엔트로피를 나타낸다.

2.1 지역적 최대 기울기 추출을 통한 자동 샘플링

대부분의 기존 영상정합 연구에서는 최적화된 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 를 찾기 위하여 영상 내 모든 화소에 대하여 평가함수를 추정하거나 균등 또는 임의적으로 추출한 샘플링 지점에 대하여 평가함수를 추정한다. 이와 같은 방법은 영상에서 배경과 같은 무의미한 부분까지도 고려함으로써 평가함수의 최적화를 어렵게 만든다. 본 논문에서는 자동 샘플링을 통하여 참조영상에서 의미 있는 부분을 추출한 샘플링 지점  $X$ 와 최적화 과정 중 추정된 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$  및 인접평균보간을 샘플링 지점  $X$ 에 적용하여 얻은



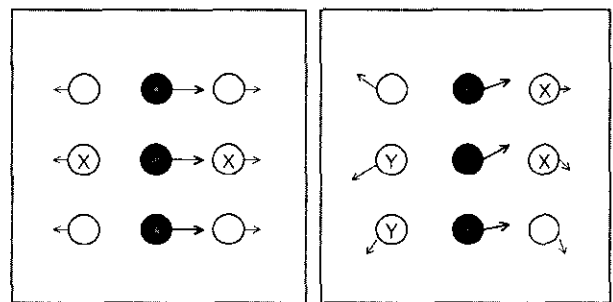
(그림 2) 자동 샘플링 단계

테스트 영상에서 대응되는 샘플링 지점  $Y$ 를 생성한 후, 명암도 상호정보를 추정함으로써 보다 정확한 정합을 유도하고자 한다. 이를 위한 참조영상에서의 자동 샘플링 단계는 (그림 2)와 같다.

영상 기울기 계산을 위한 가우시안 마스크  $G$ 는 가우시안 함수의 분산값에 따라 자동 생성된다. 분산이 작은 경우 빠르게 0에 수렴하여 크기가 작은 가우시안 마스크를 생성하고 반대의 경우 크기가 큰 가우시안 마스크를 생성한다.  $x$ 방향과  $y$ 방향 각각에 대한 기울기값은 식 (3)에 의해 기울기의 크기  $M(x, y)$  계산시 사용된다[20, 21].

$$M(x, y) = \sqrt{I_x(x, y)^2 + I_y(x, y)^2} \quad (3)$$

정합하고자 하는 객체의 경계선 부위는 기울기가 크며 반대로 배경부위는 기울기가 상대적으로 작으므로 기울기 방향 및 임계값에 따라 최대 기울기 지역 검출이 가능하다. 이 때, 최대 기울기 지역은 기울기 방향에 있어서 주변 화소보다 기울기 크기가 상대적으로 커야하므로 주변 화소의 기울기를 고려하여야 한다. (그림 3)은 최대 기울기 화소 검출시 기울기 방향에 따른 주변 화소 설정을 그림으로 나타낸 것이다. (그림 3) (a)는 가장 이상적인 경우로  $X$ 로 표시한 부분은 주변 화소가 되고 기울기 방향은 수평방향이 된다. 만일 (그림 3) (b)와 같이 기울기 방향이 임의적이거나 주변 화소인  $x, y$  간 선형보간을 통해 근사치를 얻는다. 지역적 최대 기울기 부분 추출은 최대임계치  $T_h$ 와 최소임계치  $T_l$ 을 사용하여 최대 기울기 부분에서의 지역적 최대 기울기 부분을 추출한다. 이 때, 최대임계치와 최소임계치는 누적히스토그램(cumulative histogram)을 통하여 영상에 따라 지정된다.



(그림 3) 기울기 방향에 따른 주변 화소 설정

2.2 엔트로피 및 엔트로피 미분계수 추정

엔트로피는 변수의 임의성을 측정하는 통계적 수치로 변수가 임의성을 많이 가지면 가질수록 엔트로피 수치는 높아진다. 영상에서의 엔트로피와 조인트 엔트로피를 계산하기 위하여 본 논문에서는 윈도우 함수로 가우시안 함수를 사용하는 파즌윈도우함수(Parzen window function)를 통하

여 샘플  $X$ 와 샘플  $Y$ 로부터 얻어지는 확률변수의 엔트로피와 엔트로피 미분계수를 추정한다. 밀도추정을 위한 파준윈도우함수는 비모수화 밀도추정방법(non-parametric density estimation)으로 영상으로부터 얻어진 샘플로부터 직접 계산이 가능하며, 파준윈도우함수로부터 계산된 추정치의 미분계수를 비교적 간단하게 계산할 수 있다는 이점이 있다. 식 (4)는 샘플  $X$ 의 밀도를 추정하기 위한 파준윈도우함수를 나타낸다[22]. 이 때,  $N_X$ 는 샘플  $X$ 의 크기를 나타내며,  $R$  함수는 윈도우 함수 또는 평활화 함수로 본 논문에서는 일차원 가우시안 함수나 다차원 가우시안 함수를 사용한다.

$$p(Z) \approx P^*(z, X) \equiv \frac{1}{N_X} \sum_{z_i \in X} R(z - z_i) \quad (4)$$

$$G_\phi(z - z_i) \equiv \frac{1}{\sqrt{2\pi}\phi} \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(z - z_i)^2}{\phi}\right]$$

$$G_\phi(z - z_i) \equiv (2\pi)^{-\frac{1}{2}} |\phi|^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (z - z_i)^T \phi^{-1} (z - z_i)\right)$$

$z_i$ 는 샘플  $X$ 에서의 한 점을 나타내며  $\phi$ 는 가우시안 함수의 분산을 나타낸다. 만일  $z$ 가  $d$ -벡터로 표현되는 경우 분산은  $d \times d$  크기의 공분산 메트릭스로 표현된다. 따라서 상호정보와 밀접한 관련이 있는 조인트 엔트로피는 두 확률변수간 상관관계를 나타내며 식 (5), 식 (6)과 같이 기대치(expectation)로 정의된다.

$$H(X) = -E_B[\log(P^*(x, A))] = -\frac{1}{N_B} \sum_{x_i \in B} \log(P^*(x_i, A)) \quad (5)$$

$$H(X, Y) = H(W) = -E_B[\log(P^*(w, A))] = -\frac{1}{N_B} \sum_{w_i \in B} \log(P^*(w_i, A)) \quad (6)$$

기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 을 구하기 위해서는 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 에 따라 상호정보가 최대가 되는 방향

$$H^*(v(T(x))) = -E_B[\log(P^*(v, A))] = -\frac{1}{N_B} \sum_{v_i \in B} \log(P^*(v_i, A)) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} & \frac{d}{dT_{br}} H^*(v(T(x))) \\ &= -\frac{1}{N_B} \sum_{v_i \in B} \frac{\sum_{v_j \in A} \frac{d}{dT_{br}} G_\phi(v_i - v_j)}{\sum_{v_j \in A} G_\phi(v_i - v_j)} \\ &= \frac{1}{N_B} \sum_{v_i \in B} \frac{\sum_{v_j \in A} G_\phi(v_i - v_j)(v_i - v_j)^T \phi^{-1} \frac{d}{dT_{br}} (v_i - v_j)}{\sum_{v_j \in A} G_\phi(v_i - v_j)} \\ &= \frac{1}{N_B} \sum_{v_i \in B} \sum_{v_j \in A} W_v(v_i, v_j)(v_i - v_j)^T \phi^{-1} \frac{d}{dT_{br}} (v_i - v_j) \quad (8) \end{aligned}$$

$$W_v(v_i, v_j) \equiv \frac{G_\phi(v_i - v_j)}{\sum_{v_k \in A} G_\phi(v_i - v_k)}$$

$$v_i \equiv v(T(x_i)), v_j \equiv v(T(x_j)), v_k \equiv v(T(x_k))$$

의 지역적 최대값을 찾아야 하므로 엔트로피 미분계수를 구한다. 식 (7), 식 (8)은 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 에 따른  $v(T(x))$  엔트로피 및 엔트로피 미분계수를 나타낸다.

이 때, 파준윈도우함수를 통한 밀도 추정과 엔트로피 추정을 위하여 샘플 A와 샘플 B가 사용된다. 본 논문에서는 두 개의 서로 다른 샘플 A와 샘플 B를 생성하는 것이 아니라 하나의 샘플에 대하여 두 개로 나누어 실험하는 교차 검증(cross-validation)을 수행한다. 따라서 밀도 추정시에는 샘플 크기가 큰 샘플을 사용하고 엔트로피 추정시에는 샘플 크기가 작은 샘플을 사용한다. 예를 들어, 샘플로  $\{x\}$ 를 가진다면 나머지 샘플은  $A - \{x\}$ 를 가지며, 파준윈도우함수를 통한 밀도 추정시에는  $N_A - 1$ 개의 샘플을 사용하고 엔트로피 추정시에는 나머지 샘플을 사용한다. 이 때, A는 샘플 A를 나타낸다.

가중치 함수  $W_v(v_i, v_j)$ 는 두 변수간의 밀접성을 나타내며 0과 1 사이의 값을 갖는다. 따라서  $v_i$ 와  $v_j$ 가 다른 값보다 가까울 경우 가중치는 1에 가까우며,  $v_k$ 가  $v_j$ 보다  $v_i$ 에 가까울 경우 가중치는 0에 가깝게 된다.

### 2.3 상호정보 미분계수 추정

상호정보 최대값을 찾기 위하여 식 (9)와 같이 상호정보 미분계수를 추정할 수 있다. 이 때, 참조영상은 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 와 관계없으므로 미분계수는 항상 0이 되며, 상호정보 미분계수 추정치는 식 (8)에 따라 식 (10)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dT_{br}} I(T_{br}) &\approx \frac{d}{dT_{br}} H^*(u(x)) + \frac{d}{dT_{br}} H^*(v(T(x))) \\ &\quad - \frac{d}{dT_{br}} H^*(u(x), v(T(x))) \quad (9) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{dI}{dT_{br}} &= \frac{1}{N_B} \sum_{v_i \in B} \sum_{v_j \in A} (v_i - v_j)^T [W_v(v_i, v_j) \phi_v^{-1} \\ &\quad - W_w(w_i, w_j) \phi_w^{-1}] \frac{d}{dT_{br}} (v_i - v_j) \quad (10) \end{aligned}$$

$$W_v(v_i, v_j) \equiv \frac{G_\phi(v_i - v_j)}{\sum_{v_k \in A} G_\phi(v_i - v_k)}$$

$$W_w(w_i, w_j) \equiv \frac{G_\phi(w_i - w_j)}{\sum_{v_k \in A} G_\phi(w_i - w_k)}$$

$$u_i \equiv u(x_i), u_j \equiv u(x_j), u_k \equiv u(x_k)$$

$$v_i \equiv v(T(x_i)), v_j \equiv v(T(x_j)), v_k \equiv v(T(x_k))$$

$$w_i \equiv [u_i, v_i]^T, w_j \equiv [u_j, v_j]^T, w_k \equiv [u_k, v_k]^T$$

식 (10)에 따라 상호정보를 최대화하기 위해서는 테스트 영상 내에서 샘플링된 화소간의 거리는 멀고, 참조영상과 테스트영상 내에서 샘플링된 화소들간의 거리는 가까워야함을 알 수 있다. 이 때, 화소들간의 거리는 좌표계 상에서의 거리가 아닌 명암도 간의 차이를 나타낸다.

2.4 확률적 기울기 하향방법을 통한 최적화

최적화 평가함수인 상호정보를 최대화하는 기하학적 변형 매개변수  $T_{sr}$ 를 찾기 위한 방법으로 확률적 기울기 하향 방법(stochastic gradient descent method)을 제안한다. 확률적 최적화는 기존의 최적화 방법이 실제 기울기 계산시 범할 수 있는 좁은 지역적 최적화(narrow local optimum)를 확률적 경우로 인해 효과적으로 통과할 수 있다. 본 방법은 식 (11)과 같이 초기화된 기하학적 변형 매개변수  $T_{sr}$ 로부터 시작하여 상호정보 미분계수 추정치를 반복적으로 적용하고 누적시킴으로써 최적화된 기하학적 변형 매개변수  $T_{sr}$ 를 찾는다.

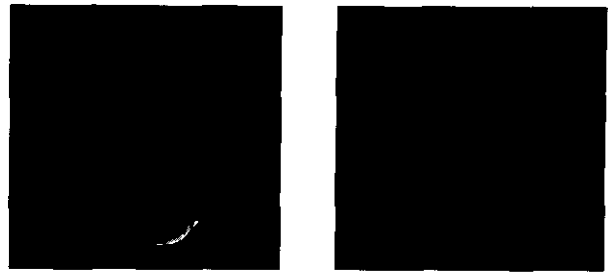
$$T_{sr} \leftarrow T_{sr} + \lambda \frac{dI}{dT_{sr}} \quad (11)$$

$\lambda$ 는 기하학적 변형 매개변수  $T_{sr}$ 의 적합을 조절하는 매개변수로 본 논문에서 사용하는 전역적 리스케일 변형(global rescale transformation)을 위하여 이동, 회전, 확대·축소를 조절하기 위한 각각의 매개변수  $\lambda_T, \lambda_R, \lambda_S$ 를 각각 갖는다. 적합조절 매개변수는 기하학적 변형 매개변수  $T_{sr}$ 이 수렴되어 감에 따라 점차적으로 작아지면서 수렴을 조절한다. 또한 정합시점에서 최적화 반복을 중단하기 위하여 본 논문에서는 일정 횟수 반복에 의한 수렴과 기하학적 변형 매개변수 변화 범위에 따른 자동수렴을 제공한다. 일정횟수 반복에 의한 수렴은 사용자가 지정한 반복횟수만큼 최적화 과정을 진행하는 것으로 반복과정에서 엔트로피, 조인트 엔트로피 및 상호정보 측정으로 정합시점을 유추할 수 있다. 기하학적 변형 매개변수 변화 범위에 따른 자동수렴은 기하학적 변형 매개변수  $T_{sr}$ 의 변화가 일정 범위인  $P_{min}$  내에서 반복적으로 발생하는 경우 최적화 과정을 중단하도록 한다.

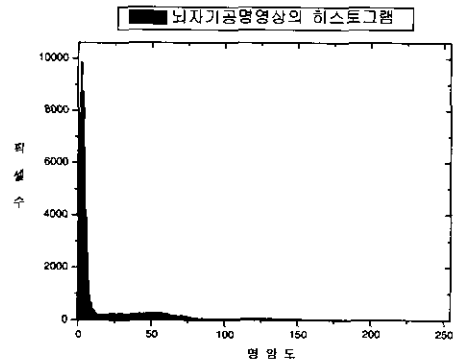
3. 실험 및 결과분석

본 논문에서 제안한 영상정합방법은 SGI Octane/MXE R12000 300MHz CPU와 512MB 주기억장치를 가지는 워크스테이션에서 C 언어로 구현되었다. 실험에서 사용한 영상은 뇌 자기공명영상과 뇌 컴퓨터단층촬영영상으로 뇌 자기공명영상은 256 x 256 크기에 1.02mm<sup>2</sup>의 화소크기를 가지며, 뇌 컴퓨터단층촬영영상은 256 x 256 크기에 1.33mm<sup>2</sup>의 화소크기를 가진다. (그림 4)는 본 실험에서 사용한 뇌 자기공명영상과 뇌 컴퓨터단층촬영영상 및 각각의 명암도 분포를 나타내는 히스토그램이다.

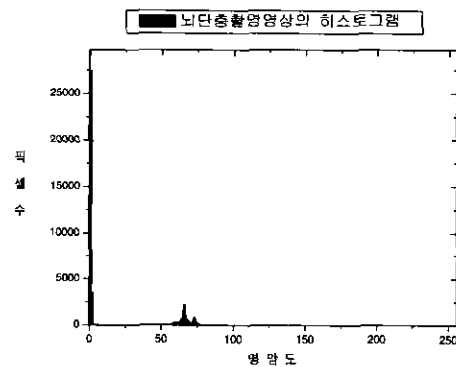
본 실험에서 사용하는 샘플 A와 샘플 B의 크기  $N_A$ 와  $N_B$ 는 각각 50이며, 샘플링 위치를 설정하기 위하여 참조영상 내 지역적 최대 기울기 부위를 균등하게 자동샘플링하였다. 샘플 크기는  $N_A$ 와  $N_B$ 가 각각 30, 50, 70, 100인 경우를 실험하여 계산시간 대비 영상정합 결과를 분석한 결과 50인 경우 안정된 정합 결과를 보였다. (그림 5)는 지역적 최대 기울기 부



(a) 뇌 자기공명영상 (b) 뇌 컴퓨터단층촬영영상



(c) 뇌 자기공명영상의 히스토그램

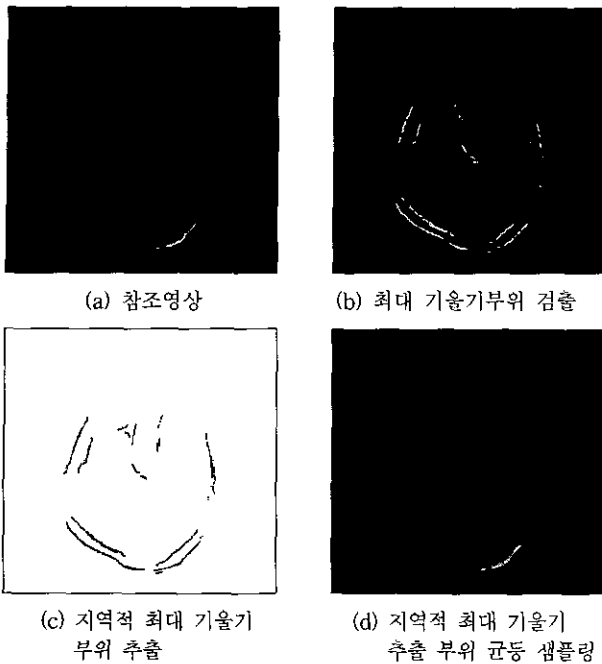


(d) 뇌 컴퓨터단층촬영영상의 히스토그램

(그림 4) 실험영상 및 히스토그램

위 추출을 통한 샘플링 결과를 나타낸 것으로 (a)는 자동 샘플링을 적용할 참조영상을 나타내며, (b)는 참조영상에서 기울기가 최대인 지역을 검출한 결과이다. (c)는 참조영상에서 기울기가 최대인 지역 중 지역적 최대 기울기 부분 추출 결과이며, (d)는 지역적 최대 기울기 부분 중 균등하게 50개의 샘플링 지점을 흰점으로 표시한 결과이다. 이 때, 가우시안 함수의 분산값은 5.0이며, 지역적 최대 기울기 부분 추출시 사용한 최대임계치와 최소임계치는 250과 200이다. 최대임계치와 최소임계치는 누적 히스토그램에 의해 상위 99.7%, 하위 97.5에 해당하는 값을 통하여 생성하였다.

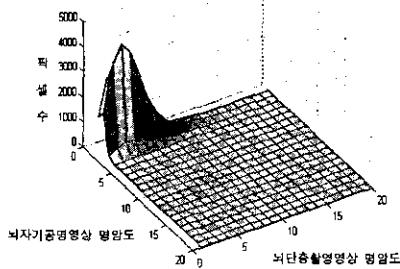
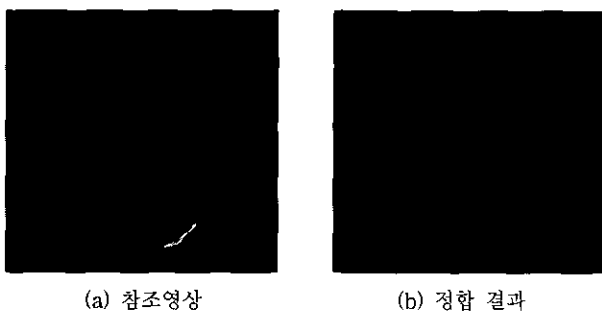
본 논문에서는 정합의 정확성과 견고함을 제시하기 위하여 질적 측면과 수치적 측면으로 실험 및 분석을 수행하였다. 질적 측면에서는 반복횟수에 따른 영상정합 결과 및 매개변수를 제시하였으며, 수치적 측면에서는 참조영상과 테스트 영상 간 정합 결과와 잡음을 첨가한 참조영상과 테스트



(그림 5) 지역적 최대 기울기 부위 추출을 통한 자동 샘플링 결과

트 영상 간 정합 결과를 이변량 히스토그램과 엔트로피, 조인트 엔트로피, 상호정보로 비교·분석하였다.

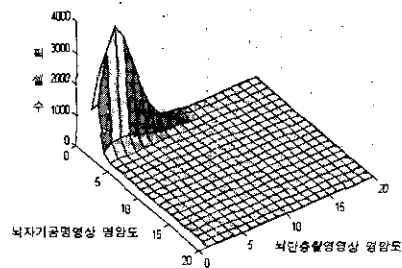
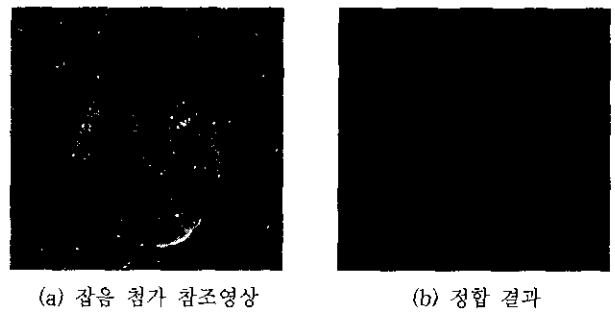
(그림 6)은 참조영상과 테스트 영상 간 상호정보 최적화를 통한 영상정합 결과로써 (그림 6) (a)는 참조영상을 나타내고, (b)는 참조영상과 테스트 영상의 정합 결과로 정합위치 판별을 용이하게 하기 위하여 참조영상 일부와 합성한 결



(그림 6) 참조영상과 테스트 영상간 상호정보 최적화를 통한 정합결과

과영상이다. 영상정합시 테스트 영상은  $x$ 축으로 -46 화소,  $y$ 축으로 -21화소 이동하였으며, 1.3배 확대되었고 반시계방향으로 5도 회전되었다. 이 때, 상호정보 미분계수 추정을 위하여 사용된 분산  $\phi_b$ ,  $\phi_{uv}$ ,  $\phi_m$ 는 각각 4.0, 2.0, 2.0이며 적합조절 매개변수  $\lambda_T$ ,  $\lambda_S$ ,  $\lambda_R$ 는 각각 0.1, 0.1, 0.0001으로 반복실험 과정에서 수렴되어가는 과정 분석을 통하여 가장 정합한 수치를 적용하였다. 적합조절 매개변수 중 회전을 조절하는 매개변수  $\lambda_R$ 의 값을 0.1로 설정하는 경우 최적화 반복과정마다 높은 수치의 회전 매개변수를 추정함으로써 정합을 어렵게 하기 때문에 낮은 수치를 사용하였다. (그림 6) (c)는 정합시 참조영상과 참조영상으로 정합된 테스트 영상간 이변량 히스토그램을 나타낸다. 상호정보가 최대화된 경우 이변량 히스토그램의 분포가 퍼져있지 않고 한쪽으로 몰려있는 형태를 나타낸다.

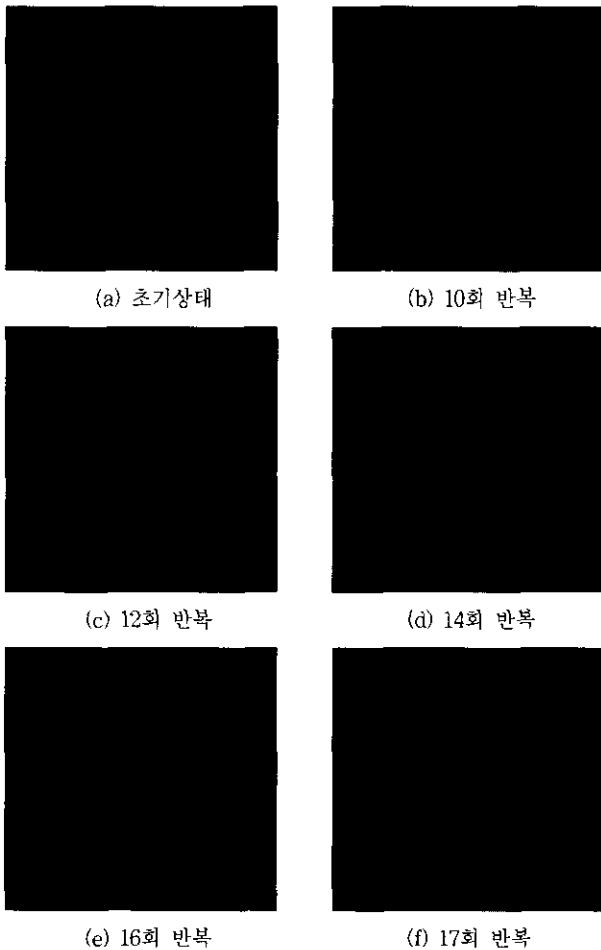
(그림 7)은 본 논문에서 제안한 방법이 잡음에 견고함을 보이기 위한 실험으로 가우시안형 잡음을 첨가한 참조영상과 테스트 영상 간 상호정보 최적화를 통한 영상정합 결과이다. (그림 7) (a)는 가우시안형 잡음을 첨가한 참조영상을 나타내고, (b)는 잡음을 첨가한 참조영상과 테스트 영상의 정합 결과로 정합 위치 판별을 용이하게 하기 위하여 참조영상 일부와 합성하여 나타낸 결과이며, (그림 7) (c)는 정합시 가우시안형 잡음 첨가 참조영상과 참조영상으로 정합된 테스트 영상 간 이변량 히스토그램을 나타낸다. 가우시안형 잡음을 첨가한 경우, 마찬가지로 상호정보가 최대화된 경우, 이변량 히스토그램의 분포가 퍼져있지 않고 한쪽



(그림 7) 잡음첨가 참조영상과 테스트 영상간 상호정보 최적화를 통한 정합결과

으로 물려있는 형태를 보임을 알 수 있으며 잡음 첨가에 관계없이 견고하게 정합됨을 알 수 있다.

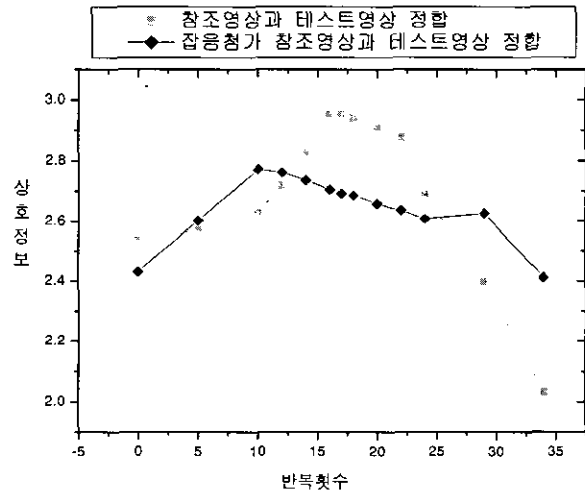
(그림 8)은 확률적 기술기 하향방법에 따라 최적화된 기하학적 변형 매개변수  $T_{br}$ 를 찾아가는 과정을 나타낸 것으로 17회 반복수행시 참조영상과 테스트 영상이 서로 정합된 결과를 보임을 알 수 있다.



(그림 8) 반복횟수에 따른 영상정합 과정

<표 2>는 참조영상과 테스트 영상간 정합시 엔트로피  $H(u(x))$ ,  $H(v(T(x)))$ 와 조인트 엔트로피  $H(u(x), v(T(x)))$  상호정보  $I(u(x);v(T(x)))$  수치 계산 결과 및 잡음을 첨가한 참조영상과 테스트영상간 정합시 엔트로피  $H(u'(x))$ ,  $H(v'(T(x)))$ 와 조인트 엔트로피  $H(u'(x), v'(T(x)))$  상호정보  $I(u'(x);v'(T(x)))$  수치 계산 결과이다. 본 실험에서는 정합시점 이후의 수치를 함께 제시하기 위하여  $P_{min}$ 에 의한 자동수렴이 아닌 일정 횟수 반복 시 측정 결과이다. 참조영상과 테스트 영상간 정합 시도시 17회 반복 지점에서 참조영상으로 정합되는 테스트 영상의 엔트로피와 상호정보 수치가 가장 높음을 알 수 있으며, 반대로 조인트 엔트로피는 가장 낮음을 알 수 있다. 마찬가지로 잡음을 첨가한 참조영상과 테스트 영상간 정합 시도시 10회 반복지점에서 참조영상으로 정합되는 테스트 영상의 엔트로피와 상호정보 수치가 가장 높음을 알 수 있으며 반대로 조인트 엔트로피는 가장 낮음을 알 수 있다.

(그림 9)는 반복횟수에 따른 상호정보와의 관계를 그래프로 표현한 것으로 참조영상과 테스트 영상간 정합 수행시



(그림 9) 반복횟수에 따른 상호정보

<표 2> 반복횟수에 따른 엔트로피 및 상호정보

수치정보 반복횟수	참조영상과 테스트영상간 정합				잡음첨가 참조영상과 테스트영상간 정합			
	$H(u(x))$	$H(v(T(x)))$	$H(u(x),v(T(x)))$	$I(u(x);v(T(x)))$	$H(u'(x))$	$H(v'(T(x)))$	$H(u'(x),v'(T(x)))$	$I(u'(x);v'(T(x)))$
초기상태	3.4165	2.6990	3.5772	2.5383	3.4263	2.7237	3.7196	2.4303
5회	3.4165	2.7237	3.5700	2.5702	3.4263	2.9010	3.7242	2.6031
10회	3.4165	2.7974	3.5870	2.6269	3.4263	3.0019	3.6570	2.7712
12회	3.4165	2.8777	3.5759	2.7183	3.4263	3.0018	3.6666	2.7613
14회	3.4165	2.9503	3.5381	2.8287	3.4263	2.9907	3.6810	2.7360
16회	3.4165	2.9669	3.5009	2.9529	3.4263	2.9884	3.7095	2.7052
17회	3.4165	3.0069	3.4705	2.9529	3.4263	2.9869	3.7216	2.6916
18회	3.4165	2.9897	3.4643	2.9419	3.4263	2.9888	3.7292	2.6858
20회	3.4165	2.9753	3.4801	2.9117	3.4263	2.9839	3.7524	2.6578
22회	3.4165	2.9701	3.6003	2.7863	3.4263	2.9803	3.7714	2.6352
24회	3.4165	2.9168	3.6421	2.6912	3.4263	2.9664	3.7833	2.6075
29회	3.4165	2.4969	3.5139	2.3995	3.4263	2.8777	3.7772	2.6268
34회	3.4165	1.8510	3.2339	2.0336	3.4263	2.7312	3.7453	2.4121

17회 반복 지점에서 상호정보 최대값을 갖으며, 잡음첨가 참조영상과 테스트 영상간 정합 수행시에는 10회 반복 지점에서 상호정보 최대값을 갖는다. 따라서 상호정보 최대값을 갖는 지점에서 정합된 결과를 보임을 알 수 있으며 수렴시점을 판별할 수 있다

#### 4. 결 론

본 논문에서는 다중 모달리티 영상으로부터 의미 있는 정보를 제공하기 위하여 상호정보 최적화를 통한 영상정합 방법을 제안하였다. 본 방법은 두 영상이 기하학적으로 정합되면 상호정보가 최대화된다는 가정 하에 두 영상에서 대응되는 위치의 명암도간 통계적 의존관계나 정보중복성을 계산하는 상호정보를 통하여 변형관계를 추정함으로써 영상을 정합하였다. 실험결과로는 뇌 자기공명영상과 뇌 컴퓨터단층촬영영상의 상호정보를 최적화한 정합 결과와 가우시안형 잡음 첨가에 따른 정합 비교 결과를 제시하였다. 또한 최적화 과정 반복횟수에 따른 엔트로피, 조인트 엔트로피 및 상호정보를 수치적으로 분석한 결과를 제시하였다.

본 논문에서 제안한 영상정합 방법은 기존 정합방법에서 사용하는 영상분할이나 특징점 추출 등의 과정 없이 영상 자체 정보를 기반으로 계산함으로써 사용자와의 상호작용 없이 정합의 정확도를 높힐 수 있었으며, 가우시안형 잡음 첨가에 따른 정합 실험 결과를 제시함으로써 잡음에도 견고함을 알 수 있었다. 또한 영상에서 의미 있는 지역을 샘플링 위치로 추출함으로써 샘플링 지점을 자동 생성할 수 있었으며 수렴을 위한 반복횟수를 줄일 수 있었다. 향후연구방향으로는 상호정보 최적화를 통한 3차원 영상에서의 영상정합으로 확장하고자 한다.

#### 참 고 문 헌

- [1] J. B. A. Maintz, 'Retrospective Registration of Tomographic Brain Images', Ph.D Thesis, 1996.
- [2] J. B. A. Maintz, and M.A. Viergever, "A Survey of Medical Image Registration," *Medical Image Analysis*, Vol.2, No.1, pp.1-37, 1996.
- [3] P. A. van den Elsen, E-J.D. Pol, and M. A. Viergever, "Medical Image Matching - A Review with Classification," *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp.26-39, March, 1993.
- [4] D. Vandermeulen, 'Methods for Registration, Interpolation and Interpretation of Three-Dimensional Medical Image Data for Use in 3D Display, 3D Modeling and Therapy Planning', Ph. D. Thesis, University of Leuven, Belgium, 1991.
- [5] L. Lemieux, N. D. Kitchen, S. W. Hughes, and D. G. T. Thomas, "Voxel-based Localization in Frame-based and Frameless Stereotaxy and its Accuracy," *Medical Physics*, Vol.21, No.8, pp.1301-1310, 1994.
- [6] C. S. Chua, and R. Jarvis, "3D Free-Form Surface Registration and Object Recognition," *International Journal of Computer Vision*, Vol.17, pp.77-99, 1996.
- [7] J. Thirion, "New Feature Points based on Geometric Invariants for 3D Image Registration," *International Journal of Computer Vision*, Vol.18, No.2, pp.121-137, 1996.
- [8] X. Wang, Y. Cheng, R. T. Collins, and A. R. Hanson, "Determining Correspondences and Rigid Motion of 3D Points Sets with Missing Data," *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.252-257, Los Alamitos, CA. IEEE Computer Society Press.
- [9] T. McInerney, and D. Terzopoulos, "Deformable Models in Medical Image Analysis," *Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, pp.171-180, Los Alamitos, CA, IEEE Computer Society Press.
- [10] J. Y. Chiang, and B. J. Sullivan, "Coincident Bit Counting - A New Criterion for Image Registration," *IEEE Trans. on Medical Image*, Vol.12, No.1, pp.30-38, 1993.
- [11] T. Lehmann, C. Goerke, W. Schnitt, A. Kaupp, and R. Regges, "A Rotation-Extended Cepstrum Technique Optimized by Systematic Analysis of Various Sets of X-Ray Images," *SPIE Medical Imaging : Image Processing*, Vol.2710, pp.390-401, 1996.
- [12] J. Wang, L. E. Reinstein, J. Hanley, and A. G. Meek, "Investigation of a Phase-Only Correlation Technique for Anatomical Alignment of Portal Images in Radiation Therapy," *Physics in Medicine and Biology*, Vol.41, pp.1045-1058, 1996.
- [13] A. Venot, J. F. Lebruchec, and J. C. Roucaÿrol, "A New Class of Similarity Measures for Robust Image Registration," *Computer Vision Graphics Image Processing*, Vol.18, No.2, pp.176-184, 1984.
- [14] P. Gerlot-Chiron, and Y. Bizais, "Registration of Multimodality Medical Images using Region Overlap Criterion," *CVGIP : Graphical Models and Image Processing*, Vol.54, No.5, pp.396-406, Sept. 1992.
- [15] T. Radcliffe, R. Rajapakshe, and S. Shalev, "Pseudocorrelation : A Fast, Robust, Absolute, Gray-Level Image Alignment Algorithm," *Medical Physics*, Vol.21, No.6, pp.761-769, 1994.
- [16] J. B. A. Maintz, P. A. van den Elsen and M. A. Viergever, "Comparison of Feature-based Matching of CT and MR Brain Images," *Proc. 1st International Conference of Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine; Lecture Notes in Computer Science 905*, N.Ayache, Ed. New York : Springer-Verlag, pp.219-228, Apr. 1995.



- [17] P. A. van den Elsen, J. B. A. Maintz, E.-J. D. Pol, and M. A. Viergever, "Automatic Registration of CT and MR Brain Images using Correlation of Geometrical Features," IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol.14, No.2, June, 1995.
- [18] R. P. Woods, J. C. Mazziotta, and S. R. Cherry, "MRI-PET Registration with Automated Algorithm," Journal of Computer Assisted Tomography, Vol.17, No.4, pp.536-546, July/Aug, 1993.
- [19] D. L. G. Hill, C. Studholme, and D. J. Hawks, "Voxel Similarity Measures for Automated Image Registration," Proc. Visualization in Biomedical Computing 1994, SPIE, Vol.2359, pp.205-216, 1994.
- [20] J. R. Parker, Algorithms for Image Processing and Computer Vision, Wiley.
- [21] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice Hall.
- [22] J. W. Barnes, Statistical Analysis for Engineers and Scientists - A Computer-Based Approach, McGrawHill.



### 홍 헬렌

e-mail : hlhong@mm.ewha.ac.kr  
1994년 이화여자대학교 전자계산학과 졸업  
(이학사)  
1996년 이화여자대학교 대학원 전자계산학과  
(이학석사)  
1996년~현재 이화여자대학교 과학기술대  
학원 컴퓨터학과 박사과정

관심분야 : 영상정합 및 영상가시화



### 김 명 희

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

관심분야 : 영상가시화, 시뮬레이션 및 가상현실