

기울기 벡터장과 조건부 엔트로피 결합에 의한 의료영상 정합

이 명 은[†] · 김 수 형^{††} · 김 선 월^{†††} · 임 준 식^{††††}

요 약

본 논문에서는 기울기 벡터장과 조건부 엔트로피를 결합한 의료영상 정합 방법을 제안한다. 정합 방법은 조건부 확률의 엔트로피에 기반한 측도를 수행한다. 먼저 공간적 정보를 얻기 위해 윤곽선 정보의 방향을 제공하는 기울기 정보인 기울기 벡터장을 계산한다. 다음으로 주어진 두 영상에서 픽셀의 밝기정보와 에지정보를 결합하여 조인트 히스토그램을 계산하여 조건부 엔트로피를 구하고, 이것을 두 영상의 정합측도로 사용한다. 제안된 방법의 성능평가를 위해 자기공명 영상과 변환된 컴퓨터단층촬영 영상에 기존 방법인 상호정보기반의 측도, 조건부 엔트로피만을 사용한 측도와 비교 실험을 수행한다. 실험결과로부터 제안한 방법이 기존의 최적화 방법들 보다 더 빠르고 정확한 정합임을 알 수 있다.

키워드 : 의료영상 정합, 조건부 엔트로피, 결합 확률, 기울기 벡터장 밝기, 상호정보

Medical Image Registration by Combining Gradient Vector Flow and Conditional Entropy Measure

Myung-Eun Lee[†] · Soo-Hyung Kim^{††} · Sun-Worl Kim^{†††} · Jun-Sik Lim^{††††}

ABSTRACT

In this paper, we propose a medical image registration technique combining the gradient vector flow and modified conditional entropy. The registration is conducted by the use of a measure based on the entropy of conditional probabilities. To achieve the registration, we first define a modified conditional entropy (MCE) computed from the joint histograms for the area intensities of two given images. In order to combine the spatial information into a traditional registration measure, we use the gradient vector flow field. Then the MCE is computed from the gradient vector flow intensity (GVFI) combining the gradient information and their intensity values of original images. To evaluate the performance of the proposed registration method, we conduct experiments with our method as well as existing method based on the mutual information (MI) criteria. We evaluate the precision of MI- and MCE-based measurements by comparing the registration obtained from MR images and transformed CT images. The experimental results show that the proposed method is faster and more accurate than other optimization methods.

Keywords : Medical Image Registration, Conditional Entropy, Joint Probability, Gradient Vector Flow Intensity, Mutual Information

1. 서 론

영상 정합(registration)은 공간좌표가 서로 다른 영상에서

연관관계를 쉽게 파악하기 위하여 동일 좌표계로 정렬하는 것으로 서로 중첩되는 기하학적 변환을 찾는 과정이다[1, 2]. 특히, 의료영상의 경우 해부학적 정보와 기능적 정보의 결합을 통하여 처치 전 병소의 위치를 정확하게 진단하기 위한 목적이나 병변의 진행과정 추적 및 환자 집단 간 특성 분석 등을 위하여 의료영상 정합이 활용되고 있다. 해부학적 정보를 가지는 의료영상 중 전산화단층촬영(CT) 영상은 뼈와 같은 골 조직 부위를 잘 나타내어 뇌, 폐, 신장 등 전신의 질병을 진단하는데 효과가 있으며, 자기공명(MR) 영상은 지방, 근육과 같은 연조직 부위를 잘 나타내는 특징이 있다. 반면에, 광자방출촬영(PET), 단일광자방출단층촬영

* 이 논문은 2007년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.R01-2007-000-20486-0).

† 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2010-C1090-1011-0008).

† 정 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 연구원(교신저자)

†† 중신회원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

††† 준 회 원 : 전남대학교 통계학과 박사과정

†††† 준 회 원 : 전남대학교 전자컴퓨터공학부 박사과정

논문접수 : 2010년 4월 19일

수정일 : 1차 2010년 5월 31일, 2차 2010년 6월 9일

심사완료 : 2010년 6월 10일

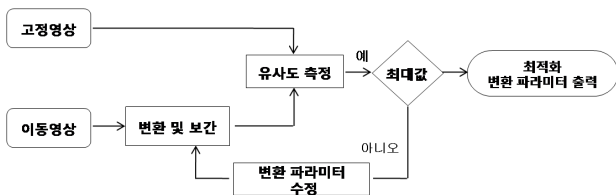
(SPECT)영상 등은 우리 몸의 해부학적 정보를 제공하지 못하지만 몸의 어느 조직에 기능이나 대사 이상 등의 기능적 정보를 제공한다. 다시 말해, 해부학적 영상으로 진단하기 어려운 질병에 대하여 기능영상을 촬영해 봄으로써 진단이 용이하게 할 수 있고, 기능영상에서 위치선정이 난해한 부위에 대하여 해부학적 영상을 이용함으로써 문제를 손쉽게 해결할 수 있다. 이처럼 해부학적 영상과 기능영상은 서로 보완적인 역할을 한다.

일반적으로, 기존 의료영상 정합 관련연구는 적용하는 기하학적 변환에 따라 뇌와 같이 정합하고자 하는 해부학적 관심부위가 변형이나 비틀림이 없다는 가정 하에 이루어지는 강체 영상정합과 박동이나 호흡에 따라 변형되는 심장, 폐 등의 부위에 적용하는 비강체 영상정합 연구로 나눌 수 있다[1-4]. 본 논문에서는 강체 영상정합 방법 중 영상의 공간정보와 밝기정보를 결합한 정합 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 방법은 기울기 벡터장에서의 공간정보와 개선된 조건부 엔트로피 방법에서의 밝기정보를 결합함으로써 더욱 안정적인 결과를 보여줄 수 있다.

논문의 구성은 다음과 같다. 1장 서론에 이어, 2장에서는 영상정합을 위한 기울기 벡터장(GVF: Gradient Vector Flow)과, 개선된 조건부 엔트로피(MCE: Modified Conditional Entropy) 방법을 기술한다. 3장에서는 제안한 방법을 이용한 실험 및 결과 분석에 관하여 기술하며, 4장에서 결론을 맺는다.

2. 제안 방법

논문에서 제안한 정합과정은 (그림 1)과 같은 방법으로 수행된다. 입력영상에 대하여 변환을 수행하고 최적화 값을 찾기 위한 유사도를 측정하여 최대값이 나올 때까지 반복 수행한다. 정합과정 중 유사도를 측정하는 부분에서 논문에서 제안하는 공간정보와 밝기정보를 결합한 GVFI-MCE 방법을 적용한다.



(그림 1) 영상정합 과정

2.1 영상정합을 위한 기울기 벡터장

영상의 기울기는 정합의 척도로서 매우 유용하게 사용되어왔다[5, 6]. 기울기 벡터장은 벡터가 에지로부터 멀리 떨어져 있는 곳에서도 벡터 성분을 갖도록 하기 위해 기울기 벡터의 확산 방정식을 적용해 새로운 외부 에너지를 정의했다[4-6].

기울기 벡터장을 구하기 위해서는 에지 이미지를 생성해

야하는데, 윤곽선 가까이에서 값을 갖는 영상의 픽셀 $I(x, y)$ 로부터 유도된 $f(x, y)$ 를 에지 맵(edge map)으로 정의한다. 에지 맵 ∇f 의 기울기는 윤곽선을 향하는 벡터를 갖고 이런 벡터들은 에지 근처에서 커다란 크기를 갖는다. 또한 동일한 영역에서는 ∇f 가 거의 0인 성질을 갖는다. 기울기 벡터장은 에너지함수로 정의된 식 (1)을 최소화하는 벡터장 $V(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ 로 정의할 수 있다[7, 8].

$$E = \iint \{ \mu(u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 \} dx dy \quad (1)$$

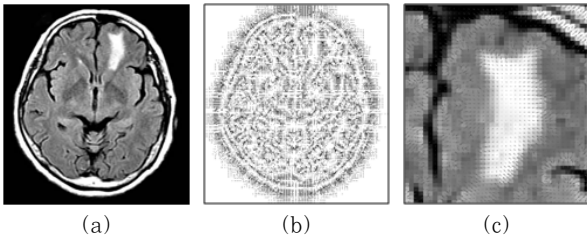
여기서 u_x, u_y, v_x, v_y 는 모든 장(x,y)의 공간구배(spatial derivative)이고 μ 는 블렌딩 모수(blending parameter)로 첫 번째 항과 두 번째 항과의 균형을 제어하는 조정변수이다. 이 변수는 영상에서의 잡음의 양에 따라 정해지는데 잡음이 많은 영상에서는 값을 크게 설정한다. ∇f 는 에지 맵의 기울기로 $|\nabla f|$ 가 작으면 에너지는 매끄러운 장을 야기하는 벡터장의 편도함수로 특징지어지고 벡터 영역에서의 오그라짐 현상이나 발산이 일어나지 못하게 한다. $|\nabla f|$ 가 크면 V 가 에지 맵의 기울기와 거의 같도록 V 를 유지시켜 준다. 에너지함수는 정규화항과 데이터구동(data driven)항으로 이루어지며, 구동 항은 물체의 경계에서 에너지함수가 가장 크고, 정규화항은 정보가 변함이 없는 지역에서 에너지함수에 영향을 준다. 기울기 벡터장 영역은 식 (2)와 같이 Euler 방정식을 해결함으로써 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) &= 0 \\ \mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) &= 0 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 ∇^2 는 라플라시안 연산자이고 초기 벡터는 $u^{(0)} = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x}, v^{(0)} = \frac{\partial f(x, y)}{\partial y}$ 이다. 영상의 픽셀 $I(x, y)$ 의 경사도가 일정한 영역에서는 $f(x, y)$ 의 기울기 값은 0이므로 u 와 v 는 라플라시안 방정식에 의해서 결정된다.

영상정합에 기울기를 사용한 기존의 방법으로는 상호정보 방법에 기울기를 결합한 연구가 있다. 그러나 기존의 방법인 공간적 특징에 기반한 상호정보 방법은 조인트 히스토그램에 민감하며, 전통적인 스나이크 알고리즘[7]이 가지고 있는 문제점(외부적인 힘의 범위가 매우 작은 것)과 유사한 단점이 있다.

따라서 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 기울기 벡터장 밝기(Gradient Vector Flow Intensity: GVFI) 기법을 공간적 정보로 사용한다. 에지 맵의 기울기로부터 계산된 GVF 필드는 에지 부근에서 큰 크기 값을 유지할 뿐만 아니라, 계산과정에서 균일한 영역으로 확장하는 특징을 가진다. 이 특성은 정합과정에서 영상 기울기의 범위를 증가시키는데 도움이 된다. 그러나 GVF 필드는 바운더리 정보 그 자체만을 강조하는 반면에 밝기 정보는 잃어버린다. 그러므로 논문에서는 원본 영상의 밝기정보와 GVF 필



(그림 2) MR 영상의 기울기 벡터장 예 (a) 원 영상, (b) 에지 맵 기울기, (c) (a)의 오른쪽 상단을 확대한 기울기 벡터장

드의 공간정보를 결합하는 방법을 제안하고자 한다.

영상 $I(x, y)$ 에서 $GVFI$ 는 다음 식 (3)과 같다.

$$GVFI(x, y) = (1 - \lambda)I(x, y) + \lambda GVF(x, y) \quad (3)$$

여기서 λ 는 영상 밝기와 GVF 필드에서 트레이드오프 (tradeoff)로써 정의된 가중치 파라미터이고, $GVF(x, y)$ 는 벡터 필드 v 로부터 유도된 정보이다. (그림 2)는 기울기 벡터장의 특징을 보여주기 위한 그림이다. (a)는 원 영상을 나타내고, (b)는 에지 맵 영상의 기울기를 계산한 벡터성분을 화살표로 나타낸 것이다. (c)는 기울기 벡터장의 성분을 화살표로 나타낸 것으로 객체의 경계부분에서는 성분의 크기가 최대가 되고 변화가 없는 영역에서 크기가 작은 것을 알 수 있다.

2.2 개선된 조건부 엔트로피 기반의 영상정합

개선된 조건부 엔트로피[9, 10]는 상호정보(MI: Mutual Information) 측도와 같이 엔트로피의 개념을 이용하여 각 영상의 조건부 엔트로피의 결합을 유사성 척도로 이용하여 최대가 되는 위치에서 영상의 정합을 실시하게 된다. 논문에서는 두 영상(고정영상 F 와 이동영상 M)이 중첩되는 영역의 집합을 S 라 하고, u_1, u_2, \dots, u_n 과 v_1, v_2, \dots, v_m 은 집합 S 에 속하는 각 영상의 픽셀 값 s 들에 대하여 각각 F 와 M 에 속하는 픽셀들의 GVF 밝기 값들이다. 즉, 기존의 개선된 조건부 엔트로피 방법에 2.1절에서 서술한 기울기 벡터장의 밝기 값을 더하여 밝기정보로 이용한다. 이동영상 M 에서 픽셀 s 의 $GVFI$ v_j 는 고정영상 F 의 변환된 위치 $T_a(s)$ 의 $GVFI$ u_i 와 대응한다.

$p(u_i | v_j)$ 은 $GVFI$ v_j 를 갖는 이동영상 M 에서 픽셀 s 가 주어졌을 때, $GVFI$ u_i 를 갖는 고정영상 F 의 조건부확률을 나타내며 식(4)의 조건을 만족하고,

$$\sum_{i=1}^n p_{F|M}(u_i | v_j) = 1, \quad j = 1, \dots, m \quad (4)$$

$$0 \leq p(u_i | v_j) \leq 1, \quad 1 \leq i, j \leq n, m$$

조건부 확률의 엔트로피(ECP : Entropy of Conditional Probability)를 식(5)와 같이 정의한다.

$$ECP_{(F|M)}(u_i | v_j) = - \sum_{u,v} p_{FM}(u_i, v_j) \log p_{F|M}(u_i | v_j) \quad (5)$$

이와 반대로, $p(v_j | u_i)$ 은 $GVFI$ u_i 를 갖는 고정영상 F 에서 픽셀 s 가 주어졌을 때, $GVFI$ v_j 를 갖는 이동영상 M 의 조건부확률 및 조건부 확률의 엔트로피를 각각 식(6), 식(7)로 정의할 수 있다.

$$\sum_{j=1}^m p_{M|F}(v_j | u_i) = 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (6)$$

$$0 \leq p(v_j | u_i) \leq 1, \quad 1 \leq j, i \leq m, n$$

$$ECP_{(M|F)}(v_j | u_i) = - \sum_{v,u} p_{MF}(v_j, u_i) \log p_{M|F}(v_j | u_i) \quad (7)$$

$ECP(F|M)$ 는 이동영상 M 에 대하여 고정영상 F 에 대한 불확실의 정도, $ECP(M|F)$ 는 고정영상 F 에 대하여 이동영상 M 에 대한 불확실의 정도를 나타냄으로써 정합의 최적화를 위한 유사성 척도로 사용된다.

이때 두 영상의 $GVFI$ 에 대한 결합 확률과 각각의 조건부 확률은 다음의 식 (8), 식(9)와 같다.

$$p_{FM}(u_i, v_j) = \frac{N_{ij}}{N}, \quad i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, m \quad (8)$$

$$p_{F|M}(u_i | v_j) = \frac{N_{ij}}{N_{\cdot j}}, \quad p_{M|F}(v_j | u_i) = \frac{N_{ij}}{N_{i \cdot}}, \quad (9)$$

$$i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, m$$

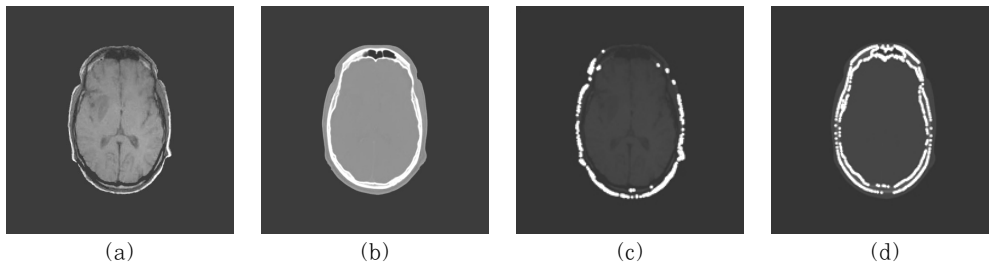
여기서 n 과 m 은 $GVFI$ 의 범위 값을 나타내고, N_{ij} 와 $N_{\cdot j}$ 는 결합 히스토그램이며 $N_{i \cdot}$ 와 $N_{\cdot j}$ 는 각각의 주변 히스토그램을 나타낸다.

위의 정의를 이용하여 개선된 조건부 엔트로피의 개념을 정리하면, 두 영상에 대한 각각의 조건부 확률을 결합한 식 (10)과 같이 정의한다. 이것은 고정영상에 있는 픽셀의 밝기 값과 이동영상의 밝기 값의 불일치정도를 나타내는 척도가 된다.

$$MCE = ECP_{(F|M)}(u_i | v_j) + ECP_{(M|F)}(v_j | u_i) \quad (10)$$

3. 실험 및 결과

실험은 CT 영상과 MR 영상 데이터를 이용한 다중 모달리티 영상 정합에 대하여 유사성 척도를 평가하였다. 실험에 사용된 MR 영상의 크기는 256X256X26, CT 영상은 512X512X29 (영상제공: Vanderbilt University)이다. (그림 3) (a)와 (b)는 실험에 사용된 MR과 CT 볼륨 중 각각 한 장의 슬라이스를, (c)와 (d)는 원본영상에 대해서 $\lambda = 0.8$ 일 때 $GVFI$ 결과영상을 각각 나타내고 있다. 또한, 성능 평가를 위하여 영상정합에서 가장 신뢰적인 척도로 사용되는 상호정보량 측정기법인 $GVFI$ 기반의 MI와 비교 실험하



(그림 3) 원본영상과 GVF 결과영상 (a) MR-T1, (b) CT, (c) MR 영상의 GVF 결과, (d) CT 영상의 GVF 결과

였다. 실험에서 MR 영상은 고정영상으로 사용되고 CT 영상은 이동영상으로 사용되었다.

(그림 4)는 원본 MR과 CT 영상의 λ 값에 따른 GVF의 결과영상을 나타내고 있다. (그림 4)의 결과에서 확인 할 수 있듯이 λ 값이 증가할수록 에지 영역에서 경계가 더 뚜렷함을 알 수 있고, 균일한(homogeneous) 영역들이 부드럽게 되었다.

<표 1>은 최적의 λ 값을 결정하기 위하여 λ 값에 따른 정합 트레이스를 실행한 결과표이다. 실험에서 MR 영상은 고정영상으로 사용되고, 이동영상은 x축으로 이동과 회전한 CT영상을 사용하였다. 고정영상과 이동영상이 일치하는 위치에 있을 때 가장 높은 값을 갖고(이동과 회전이 없는 0의 위치에서 가장 큰 값이 나올 때), 이동 및 회전영상이 조금

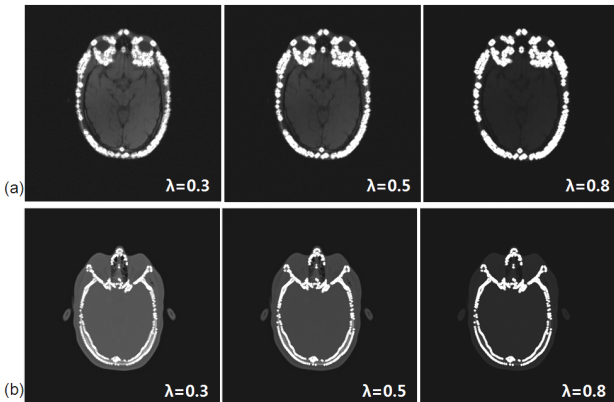
씩 변환되면 측도의 값이 낮아지는 결과를 확인할 수 있듯이 이동과 회전에 대하여 다양한 값 $\lambda=0.3$, $\lambda=0.5$, $\lambda=0.8$ 중 $\lambda=0.8$ 일 때 최적의 값을 확인할 수 있다.

제안한 방법을 이용하여 다중 모달리티(MR, CT)를 이용한 실험 결과는 (그림 5)와 같다. 실험에서는 고정영상을 MR로 하고, 이동영상은 x축으로 이동, 회전 시킨 CT영상을 사용하였다. 실험에 적용한 GVF의 최적 λ 값은 <표 1>의 실험결과에서 결정된 $\lambda=0.8$ 을 적용하였다.

결과에서 확인할 수 있듯이 고정영상과 이동영상이 일치하는 위치에 있을 때에는 가장 높은 값을 갖고, 이동영상이 조금씩 변환되면 측도의 값이 일정하게 낮아지는 것을 알 수 있다. 따라서 밝기정보만을 사용한 MCE, MI 방법보다 윤곽정보와 밝기정보를 포함한 GVF-MCE 결과가 더 정확하게 정합을 수행하고 있음을 확인할 수 있다.

제안한 방법의 효율성을 평가하기 위하여 영상들 간의 최적화에 소요된 계산시간과 최적 해를 찾기 위한 도구로 사용되는 에너지 함수를 사용한 실험결과를 <표 2>에 나타냈다. 최적화에 소요되는 시간은 같은 반복횟수에 대한 결과를 비교한 것이며, 최적 해를 찾는 에너지 함수 값은 오류를 많이 갖고 있는 상태일 때 에너지는 높은 값을 가지고, 적은 오류를 가지고 있을 때 에너지가 작은 값을 갖게 되는 특성으로 비교하였다. 결과에서 확인할 수 있듯이 제안한 방법이 기존의 방법들에 비해 최적화에 소요된 시간을 각각 37%, 27% 만큼 줄이면서도 정합 후의 영상들 간의 에너지 값도 각각 24%, 7% 만큼 최소화가 됨을 확인할 수 있었다.

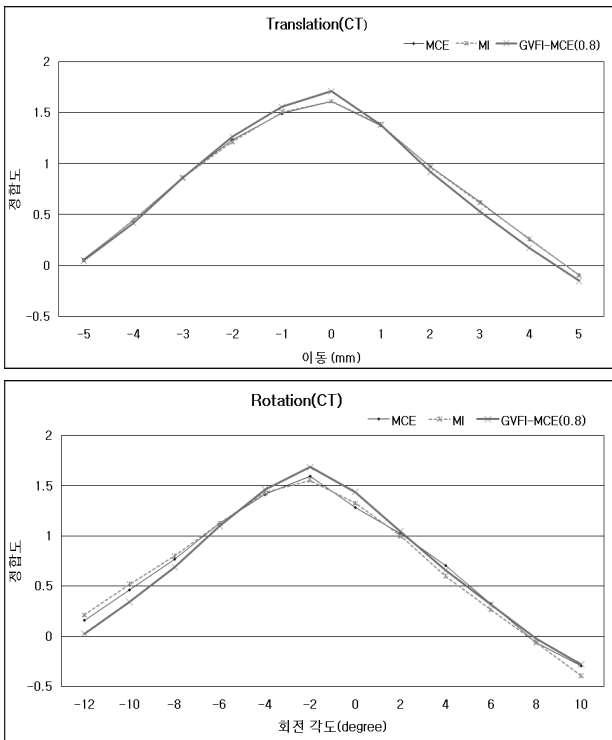
기존의 밝기기반 MI, MCE 방법과 제안한 방법인 밝기과 공간기반을 결합한 GVF-MCE 방법을 유사성 척도로 이



(그림 4) λ 값에 따른 GVF 결과영상 (a) MR(기준영상), (b) CT(이동영상)

<표 1> λ 값에 따른 이동과 회전의 정합결과 유사도

λ 값 \ 이동(mm)	-10	-8	-6	-2	0	2	6	8	10
	$\lambda = 0.3$	-1.36	-0.85	-0.24	1.26	1.63	0.96	-0.36	-0.94
$\lambda = 0.5$	-1.35	-0.84	-0.23	1.26	1.64	0.92	-0.35	-0.95	-1.47
$\lambda = 0.8$	-1.34	-0.82	-0.20	1.16	1.71	0.81	-0.40	-0.93	-1.45
λ 값 \ 회전	-20°	-15°	-10°	-5°	0°	5°	10°	15°	20°
	$\lambda = 0.3$	-1.10	-0.52	0.41	1.10	1.63	0.70	-0.27	-1.18
$\lambda = 0.5$	-1.09	-0.53	0.39	1.09	1.65	0.69	-0.26	-1.17	-1.70
$\lambda = 0.8$	-1.09	-0.68	0.24	1.00	1.78	0.62	-0.30	-1.14	-1.66

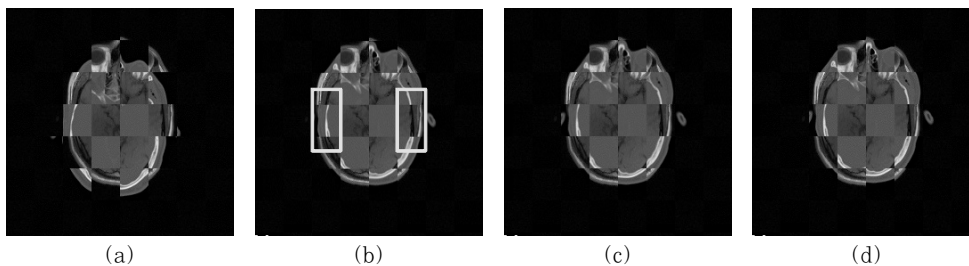


(그림 5) 다중 모달리티 영상에 대한 이동과 회전에 대한 실험 결과 (위) MR과 CT영상의 이동, (아래) MR과 CT영상의 회전

<표 2> 기존의 정합방법들과 제안한 방법의 정량적인 비교 실험 결과

평가	방법	기존의 정합방법		제안한 방법
		MI	MCE	GVFI-MCE
최적화 시간 (단위: 초)		1.391	1.202	0.875
에너지		-0.737	-0.852	-0.915

용하여 최종 정합을 실시한 결과를 체크보드형식으로 (그림 6)에 나타냈다. (그림 6)-(a)는 MR과 CT 영상간의 정합전 결과이며, (b) MI, (c) MCE, (d) GVFI-MCE 방법의 결과를 각각 나타내고 있다. 영상에서 보이는 밝은 칼라는 CT영상의 두개골을 나타내고 그레이의 칼라는 MR 영상의 조직부분을 나타낸다. 정합 후에, 정렬은 MR영상에서 대응하는 어두운 영역과 CT영상의 두개골부분을 나타내는 밝은 영역이 중복되는 영역으로부터 관찰된다(그림 6)-(a) 사각형 참



(그림 6) 정합결과 (a) 정합전, (b) MI, (c) MCE, (d) GVFI-MCE

조)정합 후의 결과를 보면 제안한 방법이 비교적 좋은 정합 결과를 제공하고 있음을 알 수 있다.

4. 결 론

논문에서는 픽셀의 밝기와 공간정보를 결합한 GVFI-MCE 방법을 영상 정합의 최적화를 위한 유사성 척도로써 제안하였다. 고정된 뇌 MR 영상과 이동 및 회전 된 CT 영상에 대하여 각 영상의 조건부 엔트로피의 결합을 유사성 척도로 이용하여 최대가 되는 위치에서 영상의 정합을 실행하였다. 정합을 실시한 결과 기존의 밝기 정보만을 사용한 MI, MCE 방법보다 최적화에 소요된 시간을 각각 37%, 27% 줄일 수 있었고, 최적의 정합 척도로 이용한 에너지 값도 각각 24%, 7% 만큼 줄어들게 됨을 확인하였다.

향후에도 최적화된 정합 결과에 따라 가시화 시스템의 다양한 확장에 관한 연구가 계속 진행될 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] Barbara Zitova, Jan Flusser, "Image registration Methods: a Survey," *Image and Vision Computing*, pp.977-1000, 2003.
- [2] Hava Lester, Simon R. Arridge, "A Survey of Hierarchical Non-Linear Medical Image Registration," *Pattern Recognition*, pp.129-149, 1999.
- [3] Milan Sonka, J. Maichael Fitzpatrick, "Handbook of Medical Imaging-Volume 2. Medical Image Processing and Analysis," SPIE press, Washington, 2000.
- [4] Calvin R. Maurer, Daniel Rueckert, "Fundamentals of Medical Image Registration, Short Course Notes," SPIE Press, 2003.
- [5] J. Maintz, van den E Isen, P. M. Viergever, "Comparison of Edge-based and Ridge-based Registration of CT and MR Brain Images," *Medical Imaging Anal.* 1, pp.151-161, 1998.
- [6] G. P. Penney, J. Weese, J. A. Little, P. Desmedt, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, "A Comparion of Similarity Measures for Use in 2D-3D Medical Image Registration," *IEEE trans. Medical Imaging.* 17, pp.586-595, 1999.
- [7] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *Int. J. Comput. Vis.* 1, pp.321-331, 1988.
- [8] T. S. Yoo, "Insight into Images: Principles and Practice for

Segmentation, Registration, and Image Analysis," A K Peters, Ltd, Massachusetts, 2004.

- [9] W. H. Cho, S. W. Kim, M. E. Lee, S. H. Kim, S. Y. Park, and C. B. Jeong, "Multimodality Image Registration Using Spatial Procrustes Analysis and Modified Conditional Entropy," *Journal of Signal Processing Systems*, pp.101-114, 2009.
- [10] 이명은, 김수형, 임준식. "명암도 기반의 의료영상 정합을 위한 최적화 방법", 대한전자공학회논문지, 제 46권, CI편, 제6호, pp.1-6, 2009.



김 선 월

e-mail : sunworl@gmail.com

2004년 한국방송통신대학교 정보통계학과 (학사)

2006년 전남대학교 통계학과(이학석사)

2006년~현 재 전남대학교 통계학과(박사과정)

관심분야: 영상처리, 필적감정, 패턴인식 등



이 명 은

e-mail : melee@chonnam.ac.kr

1998년 목포대학교 전자공학과(학사)

2001년 목포대학교 전자공학과(공학석사)

2007년 목포대학교 전자공학과(공학박사)

2006년~2007년 목포대학교 정보공학부 초빙교수

2007년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 연구원

관심분야: 의료영상처리, 3차원 시각화, 패턴인식, 인공지능 등



임 준 식

e-mail : goethe0708@iip.chonnam.ac.kr

2004년 전남대학교 전산학과(학사)

2007년 전남대학교 전산학과(이학석사)

2007년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부(박사과정)

관심분야: 객체추정, 문자인식, 3D 시각화 등



김 수 형

e-mail : shkim@chonnam.ac.kr

1986년 서울대학교 컴퓨터공학과(학사)

1988년 한국과학기술원 전산학과(공학석사)

1993년 한국과학기술원 전산학과(공학박사)

1993년~1996년 삼성전자 멀티미디어연구소 선임연구원

2000년~2002년 캐나다 Concordia 대학 CENPARMI 연구소 방문교수

1997년~현 재 전남대학교 전자컴퓨터공학부 교수

관심분야: 인공지능, 패턴인식, 문서영상 정보검색, 유비쿼터스 컴퓨팅 등