

# 조건부 엔트로피와 3차원 볼륨 렌더링기법을 이용한 의료영상의 정합과 가시화

김선월<sup>a</sup>, 조완현<sup>1,a</sup>

<sup>a</sup>전남대학교 통계학과

## 요약

영상정합은 동일한 장면에 대해서 서로 다른 시간 혹은 특성의 센서로부터 서로 다른 위치에서 얻는 영상들의 공간적 대응관계를 찾는 과정이다. 본 논문에서는 동일 환자에게 촬영한 뇌 MR과 CT영상간의 상이한 공간좌표계의 차이를 보정하기 위한 강인한 정합방법을 소개한다. 두 영상의 명암도에 대한 결합 히스토그램으로부터 계산된 개선된 조건부 엔트로피(MCE: Modified Conditional Entropy)를 이용하여 최대한 위치로 정합을 수행하고, 3차원 볼륨 렌더링 기법을 이용하여 정합된 영상을 가시화한다.

주요용어: 영상정합, 개선된 조건부 엔트로피, 가시화.

## 1. 서론

의료영상은 진단과 치료 및 연구를 목적으로 동일한 대상에 대하여 서로 다른 영상양식으로 촬영하거나 시간적 차이를 두고 획득하는 경우가 많다. 서로 다른 영상양식에서 모양은 같지만 대상의 크기, 방향 및 위치가 대부분 서로 다르게 촬영되어 나타난다. 이와 같이, 동일 대상에 대하여 서로 다른 영상양식으로 획득한 영상들을 시간적으로 분석하기 위하여 하나의 동일한 좌표 공간으로 변환하는 것을 영상정합(image matching, image registration, image fusion)이라 한다 (West 등, 1999). 이러한 영상정합의 수행을 위해 여러 정합 알고리즘들이 개발되고 지속적인 연구가 수행되고 있다. 병원에서 진단과 치료에 있어서 의료영상은 병소 부위를 직관적으로 관찰할 수 있어서 폭넓고 다양하게 이용되고 있다.

의료영상은 크게 해부학적 영상(anatomical image)과 기능영상(functional image)으로 분류할 수 있다. 해부학적 영상은 CR(computed radiography), CT(computed tomography), MRI(magnetic resonance image) 등이 이에 해당하며, 영상을 통하여 신체 부위의 구조적 상태를 식별할 수 있다. 반면 기능영상은 PET(positron emission tomography), SPET(single photon emission computed tomography), fMRI(functional MRI) 등이 이에 해당하며, 신체 부위의 기능적인 현상이나 상태를 활성화 정도에 의하여 식별이 가능하다 (Zaho와 Rowlands, 1995; Kalender 등, 1990). 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. 다양한 신체 부위에 대하여 서로 다른 영상양식들의 영상정합을 시도하여 서로 보완적인 정보를 복합적으로 획득할 수 있다. 특히 뇌에 대해서는 뇌지도(brain map) 연구, 뇌질환의 원인 규명, 뇌질환의 진단 및 치료 등에서 영상정합이 중요한 처리 단계로서 시간적 분석과 정량적 측정 분석에서 영상정합이 필수적이다 (조동욱 등, 2003).

기존 관련연구는 뇌와 같이 정합하고자 하는 해부학적 관심부위가 변형이나 뒤틀림이 없다는 가정 하에 이루어지는 강제정합과 박동이나 호흡에 따라 변형되는 심장, 폐 등의 부위에 적용하는 비강제 영

<sup>1</sup> 교신저자: (500-757) 광주광역시 북구 용봉동 300, 전남대학교 통계학과, 교수. E-mail: whcho@chonnam.ac.kr

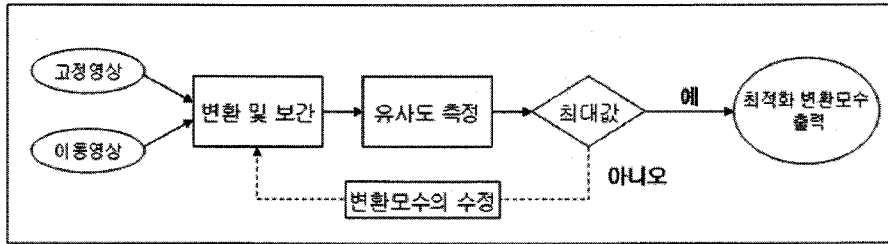


그림 1: 영상정합 과정

상정합 연구로 나눌수 있다 (Zitová와 Flusser, 2003; Lester와 Arridge, 1999). 강체영상정합에는 두 영상의 두드러진 특징부위에 제한된 수의 표식기를 지정하여 표식기 간의 거리차를 계산하는 표식기반 정합(landmark-based registration), 각 영상으로부터 대응되는 지역 또는 표면을 추출하여 추출된 부위끼리 정합하는 표면정보기반 정합(surface-based registration)과 영상 내 명암도 정보를 사용하는 방법으로 영상 특성에 따라 대응되는 픽셀 또는 복셀의 기하학적 위치 유사성을 측정하는 복셀속성기반 정합(voxel property-based registration)이 있다 (홍헬렌, 2005). 비강체 영상정합은 환자영상과 해부도간의 정합, 서로 다른 환자 간 정합, 여러 시점에서 촬영된 대응되는 동일 조직의 변이 분석을 위한 정합 등이 있다. 비강체 영상정합은 어려운 점이 많아 연구가 활발히 진행 중이다 (이호 등, 2005).

본 논문에서는 정보이론의 엔트로피의 개념을 이용하여 각 영상의 조건부 엔트로피의 결합이 최대가 되는 위치에서 영상의 정합을 실시하게 되는 개선된 조건부 엔트로피(MCE: Modified Conditional Entropy) (Cho 등, 2009)의 기법에 대하여 ITK(Insight Toolkit; <http://www.itk.org>)를 이용하여 실제 정합 실험을 수행하였다. 또한, 객체지향 기법으로 구현된 3차원 그래픽 라이브러리인 VTK(Visualization Toolkit; <http://www.vtk.org>)를 이용하여 2차원 정합실험결과를 확장하여 3차원 볼륨 데이터의 정합된 결과를 가시화하였다. 실험의 결과에서 확인할 수 있듯이 정합과 가시화는 영상간의 다양한 공간적 정보까지 확인할 수 있으므로, 환자의 진단 및 치료에 많은 도움이 될 것이다.

본 논문의 구성은 2장에서는 영상정합 및 유사성 척도인 MCE에 관하여 정의하고, 가시화에 대하여 간략히 기술한다. 3장에서는 실험 및 결과를 보여주고, 4장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 알고리즘

### 2.1. 영상정합

공간좌표가 서로 다른 두 영상을 동일한 공간좌표로 대응시키기 위하여 두 영상 중 하나의 영상을 고정 영상(fixed image:  $F$ )이라 하고 이 영상을 기준으로 동일 공간 좌표계로 정렬시키고자 하는 다른 하나의 영상은 이동 영상(moving image:  $M$ )이라 한다. 그리고 고정 영상과 이동 영상의 대응관계를 표현하기 위해 두 영상의 대응관계를 전역적 모델로 가정하여 정해진 몇 개의 모수로서 표현 가능한 변환 모델이 사용된다 (김경수 등, 2005). 고정 영상에 대해서 정해진 변환 모델에 의해 이동 영상을 좌표 변환 시킨 후 중첩된 영역에 대해서 유사성 척도(similarity measure)를 계산하여 유사성 척도가 최대가 되도록 하는 변환 모수를 찾는 것이 영상정합의 최종 목표가 된다.

본 논문에서는 강체정합의 복셀속성기반 정합을 실시하며, 기존 관련연구에는 동일 영상양식의 정합을 위한 유사도 측정방법으로 명암도 차이 측정(SSD: sum of squares of intensity differences)과 상관관계수(correlation) 측정이 있으며, 서로 다른 영상양식의 정합을 위한 유사도 측정방법으로는 결합 엔트로피(joint entropy), 상호정보(MI: mutual information) 측정 방법 등이 있다 (홍헬렌, 2005). 서로 다른 영상양식의 정합을 위한 방법인 결합엔트로피와 상호정보측정 방법은 Shannon이 정의한 확률정

보통 불확실성정보로 변환해주는 함수인 엔트로피(entropy)를 기반으로 한다. 확률변수  $X$ 에 대하여  $p_X(x)$ 는  $X$ 의 확률이고, 엔트로피의 정의는 다음 식 (2.1)과 같다.

$$H = - \sum_x p_X(x) \log p_X(x). \quad (2.1)$$

두 개의 확률변수  $X, Y$ 의 관계를 알기위한 결합 엔트로피는 식 (2.2)와 같다.

$$H = - \sum_{x,y} p_{X,Y}(x,y) \log p_{X,Y}(x,y). \quad (2.2)$$

위의 식들에 의해 두 확률변수  $X, Y$ 의 상호정보인 MI는 다음 식 (2.3)과 같이 정의된다.

$$I(X, Y) = -H(X) + H(Y) - H(X, Y). \quad (2.3)$$

MI는 엔트로피를 계산함으로써 얻어지고, 각 영상의 엔트로피에서 결합 엔트로피를 빼 나머지가 된다. MI를 유사성 척도로 사용하는 영상정합에서는 이렇게 얻어진 MI가 최대가 되는 위치에서 실제 정합을 실시하게 된다.

## 2.2. 개선된 조건부 엔트로피(MCE: Modified Conditional Entropy)

개선된 조건부 엔트로피(MCE: Modified Conditional Entropy)는 MI와 같이 엔트로피의 개념을 이용하여 각 영상의 조건부 엔트로피의 결합을 유사성 척도로 이용하여 최대가 되는 위치에서 영상의 정합을 실시하게 된다. 두 영상의 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  $s$ 값들에 대하여 각각  $F$ 와  $M$ 에 속하는 픽셀들의 명암도 값이다. 이동영상  $M$ 에서 픽셀  $s$ 의 명암도  $v_j$ 는 고정영상  $F$ 의 변환된 위치  $T_\alpha(s)$ 의 명암도  $u_i$ 와 대응한다.  $p(u_i|v_j)$ 은 명암도  $v_j$ 를 갖는 이동영상  $M$ 에서 픽셀  $s$ 가 주어졌을 때, 명암도  $u_i$ 를 갖는 고정영상  $F$ 의 조건부확률을 나타내며 식 (2.4)의 조건을 만족하고,

$$\sum_{i=1}^n p_{F|M}(u_i|v_j) = 1, \quad j = 1, \dots, m \quad (2.4)$$

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

조건부 확률의 엔트로피(ECP: Entropy of Conditional Probability)를 다음과 같이 정의한다.

$$ECP_{F|M}(u_i|v_j) = - \sum_{u,v} p_{FM}(u_i, v_j) \log p_{F|M}(u_i|v_j) \quad (2.5)$$

이와 반대로,  $p(v_j|u_i)$ 은 명암도  $u_i$ 를 갖는 고정영상  $F$ 에서 픽셀  $s$ 가 주어졌을 때, 명암도  $v_j$ 를 갖는 이동영상  $M$ 의 조건부확률을 나타내며 식 (2.6)의 조건을 만족하고,

$$\sum_{j=1}^m p_{M|F}(v_j|u_i) = 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (2.6)$$

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

ECP도 다음의 식 (2.7)과 같이 정의한다.

$$ECP_{M|F}(v_j|u_i) = - \sum_{u,v} p_{MF}(v_j, u_i) \log p_{M|F}(v_j|u_i). \quad (2.7)$$

표 1: 고정영상과 이동영상의 결합 히스토그램

F \ M		M			합계
		$v_1$	...	$v_m$	
F	$u_1$	$N_{11}$	...	$N_{1m}$	$N_{1\cdot}$
	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
	$u_m$	$N_{n1}$	...	$N_{mm}$	$N_{\cdot n}$
합계		$N_{\cdot 1}$	...	$N_{\cdot m}$	$N$

ECP(F|M)는 이동영상 M에 대하여 고정영상 F에 대한 불확실의 정도를 나타냄으로써 정합의 최적화를 위한 유사성 척도로 사용될 수 있고, ECP(M|F)도 동일하다. 이렇게 얻어진 두 영상의 각각의 조건부 엔트로피를 결합하여 식 (2.8)의 MCE로 정의하고, 정합의 최적화를 위한 유사성 척도로서 사용한다.

$$MCE = ECP_{F|M}(u_i|v_j) + ECP_{M|F}(v_j|u_i). \tag{2.8}$$

$p(u_i, v_j)$ 는 두 영상의 명암도에 대한 결합 확률을 나타내고 다음의 식 (2.9)와 같다.

$$p_{FM}(u_i, v_j) = \frac{N_{ij}}{N}, \quad i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, m, \tag{2.9}$$

여기서,  $n$ 과  $m$ 은 명암도의 범위값을 갖는다. 표 1과 같이  $N_{ij}$ 와  $N_{ji}$ 는 결합 히스토그램이고,  $N_i$ 와  $N_j$ 는 각각의 주변 히스토그램을 나타낸다.

MCE에서 모든 조건부 확률과 결합 확률은 각각 식 (2.10)과 (2.11)로 표현할 수 있다.

$$p_{F|M}(u_i|v_j) = \frac{N_{ij}}{N_j}, \quad p_{M|F}(v_j|u_i) = \frac{N_{ij}}{N_i}, \quad i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, m, \tag{2.10}$$

$$p_{FM}(u_i, v_j) = \frac{N_{ij}}{N}, \quad i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, m. \tag{2.11}$$

위의 정의를 이용하여 조건부 엔트로피의 개념을 정리하면, 두 영상에 대한 각각의 조건부 확률을 결합한 MCE는 식 (2.12)과 같이 정의한다.

$$MCE = ECP_{F|M}(u_i|v_j) + ECP_{M|F}(v_j|u_i) \tag{2.12}$$

$$= - \left( \sum_{u,v} p_{FM}(u_i, v_j) \log p_{F|M}(u_i|v_j) + \sum_{v,u} p_{MF}(v_j, u_i) \log p_{M|F}(v_j|u_i) \right).$$

이것은 고정영상에 있는 픽셀의 밝기 값과 이동영상의 밝기 값의 불일치정도를 나타내는 척도가 된다. 일반적으로 영상정합에서 가장 많이 사용되는 MI는 고정영상 F의 엔트로피에서 이동영상 M이 주어졌을 때, F의 조건부 엔트로피를 감한 것과 같다. 본 논문에서 제시하는 MCE는 각각의 조건부 엔트로피를 결합한 정보를 사용함으로써 더욱 안정적인 결과를 보여줄 수 있다. 두 영상이 최적의 정합이 이루어졌을 때, 각 조건에서 발생하는 조건부 엔트로피를 결합한 MCE의 값은 가장 큰 값을 갖게 되고, 두 영상이 서로 조금씩 멀어질수록 MCE의 값은 감소하게 된다. MCE 함수를 영상정합의 기준으로 사용함으로써 이것을 최대화 하는 고정영상에 대한 이동영상의 공간적 변환을 찾게 된다.

### 2.3. 최적 정합을 위한 유사도 평가

뇌는 심장처럼 일정한 리듬으로 수축과 이완을 반복하는 성질이 없는 강체 성질을 지니고 있기 때문에 강제 변환으로 영상정합이 가능하다. 이러한 강제변환의 수행을 통하여 이동영상을 고정영상으

로 변환시키고 변환된 위치에서 유사성 척도의 평가가 필요하다. 또한, 각 변환에 따라 유사성 척도의 평가를 수행하면서 최적의 위치로 빠르게 수렴하는 최적화 공간탐색 기법이 필요하다. 강제 변환에 따라 유사도 척도가 최대가 되는 위치로 변환되는 최적화 변환 벡터를 찾는 식은 다음 식 (2.13)과 같다.

$$(T'_x, T'_y, T'_z, R'_x, R'_y, R'_z) = \max(\text{MCE}). \quad (2.13)$$

본 논문에서 영상정합을 위한 변환 벡터는  $T_x, T_y, T_z$ 의 이동 벡터와  $R_x, R_y, R_z$ 의 회전 벡터로 이루어진다. 먼저, 이동영상과 고정영상의 크기가 다를 수 있으므로 두 영상을 공간적으로 일치시키기 위해 확대·축소 벡터의 계산이 필요하다. 확대·축소 벡터는 이동영상의  $x, y, z$  축의 복셀 크기에 고정영상의  $x, y, z$  축의 복셀 크기를 각각 나누어 계산되고 고정된 채 사용된다. 다음으로 이동영상의 중심점을 원점으로 평행 이동시키고 계산된 확대·축소 벡터를 이동 영상에 적용하여 고정영상과 공간적으로 크기를 일치시킨다. 끝으로, 회전 벡터와 이동 벡터만큼 변환한 후 고정영상의 중심점으로 평행 이동시켜 고정영상으로 변환을 수행한다 (이호 등, 2005). 변환 시에 이동영상의 표면 특징점이 고정영상의 격자(grid) 위치로 정확히 변환되지 않으므로 보간(interpolation)이 필요하며, 본 논문에서는 주어진 두 점을 이은 직선의 방정식을 근사함수로 사용하여 보간을 실시하는 선형 보간법(linear interpolation)을 사용한다. 또한, 공간탐색을 위하여 점근적인 언덕 오르기(Hill Climbing) 알고리즘인 기울기 하강 최적화(gradient descent optimization)를 적용하여 빠른 시간 안에 최적의 위치로 수렴하도록 한다. 탐색순서는  $T'_x, T'_y, R'_x, R'_y, R'_z, T'_z$ 이고 일정횟수 이상 반복시켜 더 이상 변화가 없으면 탐색이 종료된다. 최종적으로 계산된 최적화 변환 벡터를 이용하여 이동영상을 변환시켜 두 영상의 정합을 실시한다.

#### 2.4. 가시화를 위한 볼륨 렌더링

서로 다른 영상자료들을 비교하고 혼합하여 생성된 정보가 임상에서 진단과 치료에 매우 유용하게 사용되고, 의료 영상의 3차원 재구성은 모의시술, 의료교육 등에 활용도가 높은 반면에 의료영상을 3차원 그래픽으로 구현하기는 쉽지 않다. 의사들이 눈으로 확인할 수 없었던 영상 간 공간적 정렬을 영상정합을 통하여 원하는 형태로 제시하고, 연속적으로 단층 촬영된 2차원 영상들에 대하여 3차원 공간으로 해석하고 가시화 할 수 있는 기술은 매우 필요하다.

일반적으로 3차원 가시화는 표면 렌더링(surface rendering)과 볼륨 렌더링(volume rendering)으로 구분된다. 표면 렌더링은 볼륨 자료로부터 얻어진 객체의 표면을 기술하는 것으로 표면 정보만 가지고 있기 때문에 자료의 양이 적으며 실행 속도가 빠르지만 표면 재구성 단계에서 단면영상들의 유용한 정보들을 대부분 읽으므로 객체 내부에 대한 정보가 없어지는 단점이 있다. 볼륨 렌더링은 영상의 볼륨 자료로부터 직접 형성되기 때문에 객체가 가지고 있는 명암도 정보를 렌더링 작업 동안 유지하는 장점이 있지만 데이터의 양이 많아지고 실행시간이 많이 걸리는 단점이 있다 (김영철, 2003).

VTK는 객체지향 기법으로 구현된 3차원 그래픽 라이브러리로 소스가 공개되는 프리웨어이며, 영상처리 결과들을 가시화함으로써 정확도 있는 결과를 도출할 수 있는 이해가 쉬운 툴킷이다. VTK의 분야별 특징으로는 그래픽 처리에 있어서 2차원, 3차원, 벡터, 텐서, 컨투어, 메쉬를 지원하고 음함수 모델링(implicit modeling), 메쉬 평활화(mesh smoothing), 절단(cutting), 외형 형성(contouring), 다각형 감소(polygon reduction)를 구현 처리할 수 있다. 기능면에서도 균형화, 비례, 축소, 확장, 왜곡 및 사용자 정의의 필터도 사용할 수 있다. 수치계산은 스칼라와 벡터, 텐서 함수, 선형 시스템의 각종 행렬식, 최적화 함수 등을 지원한다. 구조는 철저한 객체 지향적 구조를 가지고 있기 때문에 그에 따른 이점과 함께 공동 개발에도 수월하다는 특징이 있다. 볼륨 데이터는 2차원 영상을 읽어서 각 슬라이스 간격을 보간 하여 볼륨데이터를 만든 후 볼륨 데이터 정보를 추가하여 VTK파일을 생성하였고, 볼륨 렌더링 방법으로 레이 캐스팅(ray casting)을 사용하였다. 레이 캐스팅이란 바라보는 시점을 결정하고 영상 평면(image plane)의 각 화소에 광선(ray)을 통과시켜서 일정한 간격으로 화소 값과 위치를 샘플링 할 때,

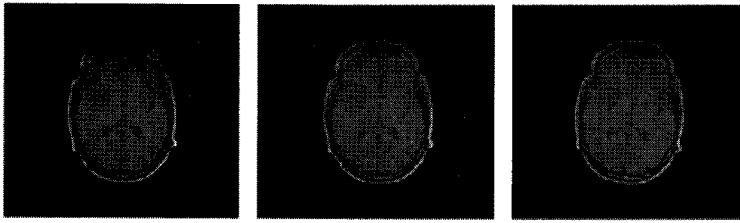


그림 2: 왼쪽부터 고정영상으로 사용된 MR의 원영상( $x$ 축으로 5픽셀이동과  $x$ 축으로 5도 회전된 영상)

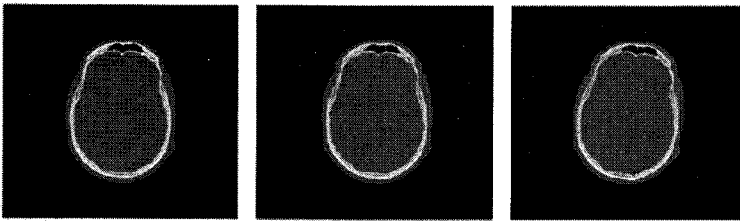


그림 3: 왼쪽부터 고정영상으로 사용된 CT의 원영상( $x$ 축으로 5픽셀이동과  $x$ 축으로 5도 회전된 영상)

각각의 광선이 일직선상에 놓이는 복셀들의 명도와 불투명도(opacity)를 합성해서 영상을 생성해내는 알고리즘이다(김민석, 2003). 레이 캐스팅을 통한 가시화는 서로 다른 정보의 정합을 통한 뇌 객체내부의 구조분석을 더욱 효율적이게 한다.

### 3. 실험 및 결과분석

CT와 MR 볼륨 데이터를 이용하여 다중 영상양식 정합에 대하여 정합의 유사성 척도를 평가하였다. MR의 볼륨 데이터는  $256 \times 256 \times 26$ , CT는  $512 \times 512 \times 29$ (영상제공: Vanderbilt university)이다. 그림 2와 3은 MR과 CT 볼륨의 각각 한 장씩의 슬라이스와 유사성 척도 MCE의 성능을 평가하기 위하여 원 영상에 변환을 준 영상을 보여준다. 또한, 성능 평가를 위하여 영상정합에서 가장 신뢰적인 척도로 사용되는 상호정보량 측정기법인 MI와 기존의 조건부 엔트로피 ECP와 비교 실험하였다. 명암도 기반정합은 MCE의 최소값을 갖는 변환모수를 찾음으로써 수행되고, MR 볼륨영상은 고정영상으로 사용되고 CT 볼륨영상은 이동영상으로 사용되었다.

그림 4는 성능 비교평가를 위하여 원영상을 고정영상으로, 변환영상들을 이동영상으로 하여 유사성 척도를 그래프로 나타낸 것이다. 성능 비교의 결과를 보면, MR과 MR의 단일 영상양식에서는 이동영상의 변환이 없는 '0'점 부근에서의 최대값과 그 이외의 변환에서의 값들이 확실하게 차이가 나는 것을 알 수 있다. MR과 CT의 다중 영상양식에서는 영상의 분포변화가 심한 MR을 고정영상으로, 분포변화가 일정한 CT를 이동영상으로 두어 실험하였다. 이의 결과도 변환이 없는 '0'점 부근에서 최대값을 갖으나 변환 값이 커질수록 유사성 척도가 조금씩 작아지는 것을 알 수 있다. MI와 MCE를 비교하였을 때, MCE의 감소 또는 증가의 그래프형태가 MI나 ECP의 것보다 훨씬 안정적인 것을 알 수 있다. 또한, 회전변환의 MR과 CT의 다중 영상양식에서 MCE만이 '0'점에서 최대값을 갖으며 MI와 ECP와의 비교에서 강인함을 보여준다.

그림 5는 두 볼륨영상에 대하여 MCE 유사성 척도를 이용하여 정합을 실시한 결과를 체크보드형식으로 나타낸 것이다. 영상에서 보이는 밝은 칼라는 CT 영상의 두개골을 나타내고 덜 밝은 칼라는 MR 영상의 조직부분을 나타낸다. 정합 후에, 정렬은 MR 영상에서 대응하는 어두운 영역과 CT 영상

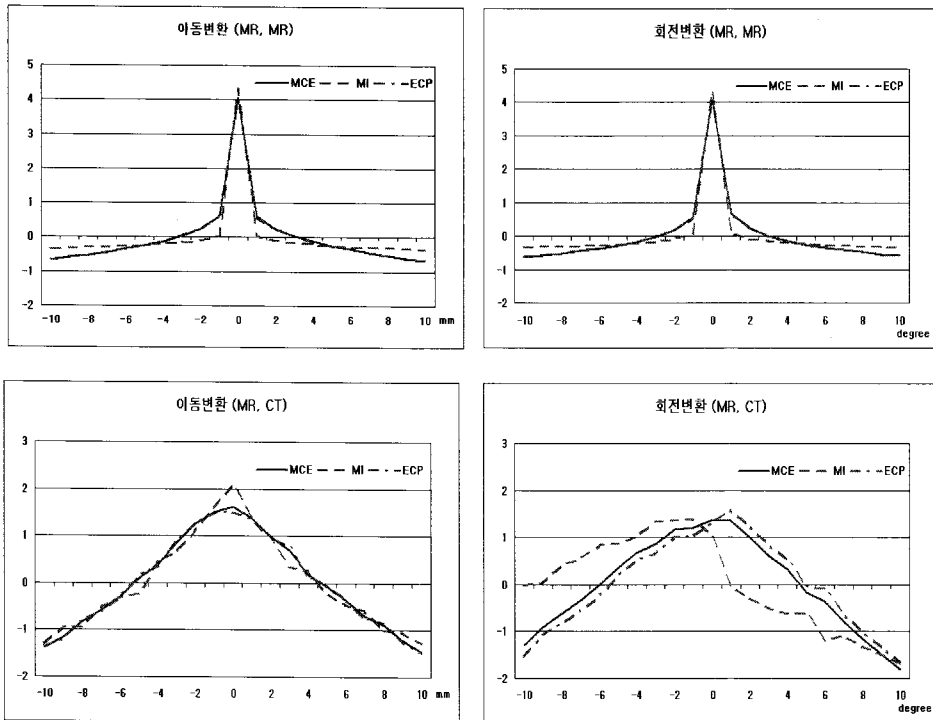


그림 4: 단일(MR, MR), 다중(MR, CT) 영상양식 변환영상에 대한 유사성 척도 성능비교

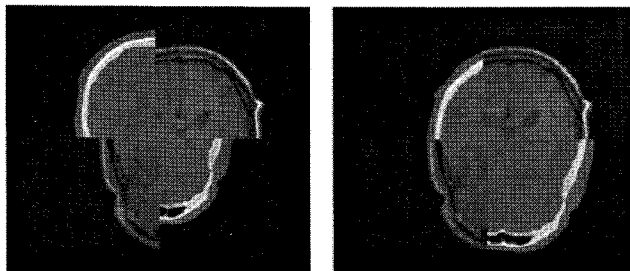


그림 5: MR과 CT 볼륨영상의 정합 전과 후의 체크보드영상

의 두개골부분을 나타내는 밝은 영역의 중복되는 영역으로부터 관찰된다. 정합 후의 결과를 보면 정합이 잘 되었음을 알 수 있다.

그림 6은 볼륨 데이터들을 가시화하기 위하여 VTK를 기반으로 하여 CT와 MR 뇌 영상의 볼륨렌더링을 실행한 결과를 보여준다. 그림 7의 정합 전의 볼륨을 슬라이스 처리하여 쌓아놓은 그림을 보면 MR과 CT가 매우 불일치하는 것을 알 수 있다. 정합 후의 최종결과는 고정영상인 MR 볼륨에 이동영상인 CT 볼륨이 잘 정합된 것을 알 수 있다. 그림 8은 레이 캐스팅을 이용한 정합된 영상들을 가시화한 결과를 보여준다. 이런 직접적 볼륨 렌더링 기법은 이질적인 객체 내부에 대한 정보를 잘 관찰할 수 있

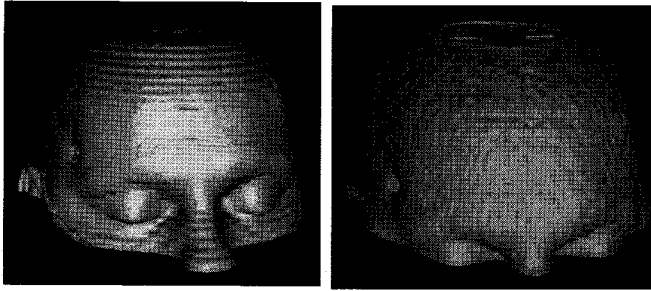


그림 6: MR과 CT 볼륨영상의 가시화

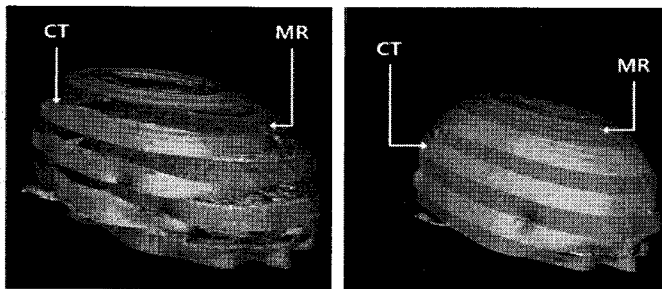


그림 7: 정합 전과 후의 MR과 CT 볼륨영상의 가시화

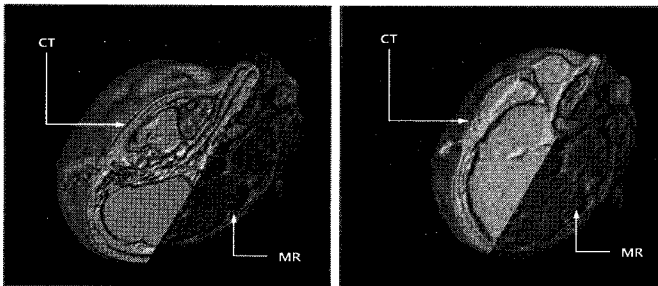


그림 8: 레이 캐스팅 기법을 이용한 정합 전과 후의 가시화

고, MR과 CT 볼륨간의 정렬은 더 선명하게 관찰할 수 있다. 정합 전과 정합 후의 CT의 내부정보가 달라 보이는 것은 MR에 맞춰 CT의 볼륨정보가 조정되었기 때문이다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 복셀 기반 영상정합의 최적화를 위한 유사성 척도에 대하여 소개하고 평가하였다. MR과 CT의 뇌 볼륨영상의 강제정합을 위하여 각 영상의 조건부 엔트로피의 결합을 유사성 척도로 이용하여 최대가 되는 위치에서 영상의 정합을 실행하였다. MCE의 그래프의 형태가 정합이 될 때 최대가 되며 안정적인 형태를 갖는 강인한 정합기법임을 확인할 수 있었다. 가시화를 통하여 데이터의 특성을 이해하고 응용하기 쉬우며 다양한 측면에서 의료영상 데이터를 해석하고 분석이 가능함을 알 수



있었다. 향후 연구과제로는 강제정합뿐만 아니라 비 강제정합까지의 응용이 필요하며, 최적화된 정합 결과에 따라 가시화 시스템의 다양한 확장에 관한 연구가 계속 진행 중이다.

## 참고 문헌

- 김경수, 이진학, 나중범 (2005). 정밀한 다중센서 영상정합을 위한 통계적 상관성의 증대기법, <전자공학회 논문지>, **42**, 415-426.
- 김민석 (2003). VTK를 이용한 3차원 의료영상처리 시스템, 석사학위 논문, 단국대학교 대학원.
- 김영철 (2003). 의료영상의 3차원 가시화와 MRS 데이터를 이용한 종양의 추출, 석사학위 논문, 인제대학교 대학원.
- 이호, 홍헬렌, 신영길 (2005). 가우시안 가중치 거리지도를 이용한 PET-CT 뇌 영상정합, <소프트웨어 및 응용>, **32**, 612-624.
- 조동욱, 김태우, 신승수, 김지영, 김동원, 조태경 (2003). 마커 기반과 특징기반에 기초한 뇌 영상의 3차원 정합방법의 비교·고찰, <한국콘텐츠학회논문지>, **3**, 85-97.
- 홍헬렌 (2005). 의료분야에서의 영상정합 연구, <정보과학회논문지>, **23**, 61-67.
- Cho, W. H., Kim, S. W., Lee, M. E., Kim, S. H., Park, S. Y. and Jeong, C. B. (2009). Multimodality image registration using spatial procrustes analysis and modified conditional entropy, *Journal of Signal Processing Systems*, **54**, 101-114.
- Kalender, W. A., Seissler, W., Klotz, E. and Vock, P. (1990). Spiral volumetric CT with single-breath-hold technique, continuous transport, and continuous scanner rotation, *Radiology*, **176**, 181-183.
- Lester, H. and Arridge S. R. (1999). A survey of Hierarchical non-linear medical image registration, *Pattern Recognition*, **32**, 129-149.
- West, J., Fitzpatrick, J. M., Wang, M. Y., Dawant, B. M., Maurer, C. R., Kessler, R. M. and Maciunas, R. J. (1999). Retrospective intermodality registration techniques for images of the head: Surface-based versus volume-based, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **18**, 144-150.
- Zaho, W. and Rowlands, J. A. (1995). X-ray imaging using amorphous selenium: Feasibility of a flat panel self-scanned detector for digital radiology, *Medical Physics*, **22**, 1595-1604.
- Zitová, B. and Flusser, J. (2003). Image registration methods: A survey, *Image and Vision Computing*, **21**, 977-1000.

# Registration and Visualization of Medical Image Using Conditional Entropy and 3D Volume Rendering

Sunworl Kim<sup>a</sup>, Wanhyun Cho<sup>1,a</sup>

<sup>a</sup>Dept. of Statistics, Chonnam National Univ.

---

## Abstract

Image registration is a process to establish the spatial correspondence between images of the same scene, which are acquired at different view points, at different times, or by different sensors. In this paper, we introduce a robust brain registration technique for correcting the difference between two temporal images by the different coordinate systems in MR and CT image obtained from the same patient. Two images are registered where this measure is minimized using a modified conditional entropy(MCE: Modified Conditional Entropy) computed from the joint histograms for the intensities of two given images, we conduct the rendering for visualization of 3D volume image.

**Keywords:** Image registration, modified conditional entropy, rendering.

---

---

<sup>1</sup> Corresponding author: Professor, Department of Statistics, Chonnam National University, Gwangju 500-757, Korea.  
E-mail: whcho@chonnam.ac.kr