

의료분야에서의 영상정합 연구

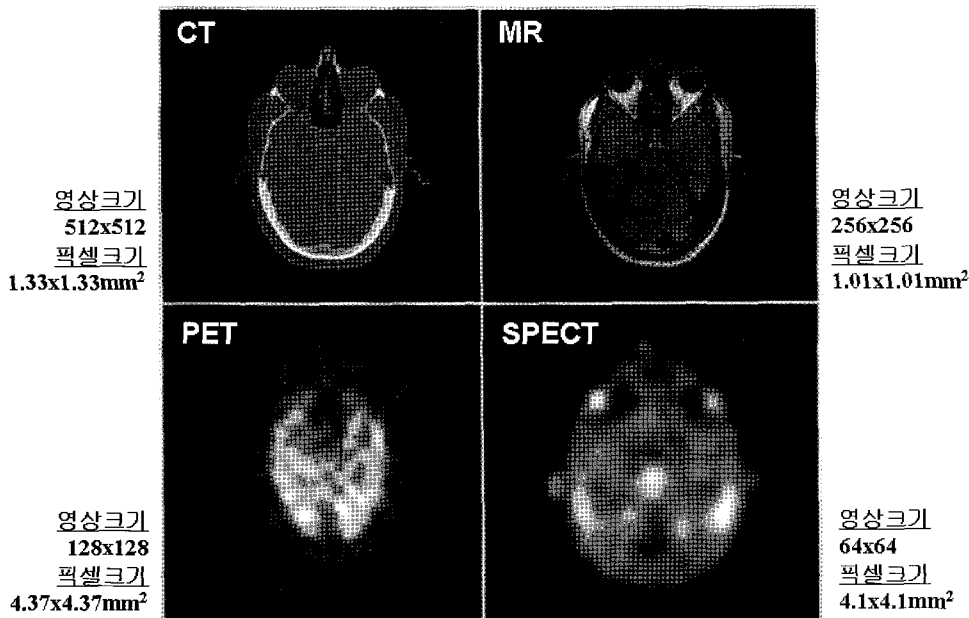
서울대학교 홍헬렌

1. 서 론

영상정합(image registration)은 공간좌표가 서로 다른 영상에서 연관관계를 쉽게 파악하기 위하여 동일 좌표계로 정렬하는 것으로 서로 맵핑되는 기하학적 변환을 찾는 과정이라 할 수 있다. 이러한 영상정합은 1) 서로 다른 센서로부터 얻어진 정보들을 통합하거나 2) 서로 다른 시간에 얻어진 동일한 영역을 촬영한 영상에서 변화를 찾아내거나 3) 움직이는 객체를 촬영한 일련의 영상으로부터 3차원 정보를 추론하거나 4) 모델-기반의 객체인식에 사용되는 등 다양한 분야에 널리 응용되어지고 있다.

이와 같은 영상정합 기술이 최근 의료분야에서 그 관심이 급격히 고조되고 있는 이유는 무엇일까? 동일한 부위를 촬영한 의료영상의 특성을 예로 살펴보면 그림 1과 같다. 전산화단층촬영(CT: Computed Tomography) 영상은 최근 비약적인 발전에 힘입어 몸의

횡단면에 0.6mm-5.0mm 간격으로 X-선을 조사하여 빠른 시간에 고화질의 전신 영상 생성이 가능하므로 아주 작은 조직 사이의 밀도 차이도 구분할 수 있어 뇌나 폐, 간장, 신장 등 전신의 질병을 조기 진단하는데 큰 효과가 있고, 자기공명영상(MRI: Magnetic Resonance Imaging)은 자기와 전파를 사용해 인체의 단면을 촬영하여 진단하는 검사로 두부나 척수, 요추, 신경계, 순환기계 등의 진단에 효과적이며, CT 보다 촬영시간이 오래 걸리기는 하나 모든 각도로부터 선명한 단층 영상을 얻을 수 있다. 반면, 양전자단층촬영영상(PET: Positron Emission Tomography), 단일양전자단층촬영영상(SPECT: Single Positron Emission Tomography)과 같은 핵의학 영상은 우리 몸의 주요 구성 성분들을 양전자를 방출하는 방사선 의약품으로 합성하여 정맥주사하고, 최첨단 장비로 이 약품의 몸 속 분포를 촬영하여 분석하는 것으로 인체의 해부학적 정보를 제공하지는 못하지만 몸의 어느



출처 <http://www.isi.uu.nl/Research/Registration/registration-frame.html>

그림 1 뇌 부위를 촬영한 서로 다른 모달리티 영상 특성 예

조직에 기능이나 대사 이상이 있는지 알 수 있다.

이와 같이 동일 부위를 촬영한 서로 다른 의료영상의 경우, 내포하고 있는 정보가 다를 뿐 아니라 두 영상이 서로 다른 해상도(resolution), 촬영지점(viewpoint) 및 시점(different time)에서 얻어지게 되므로 단순히 합쳐서(overlay) 영상을 보는 데 한계가 있다. 특히, 최근 의료영상기기의 빠른 발전에 힘입어 한 환자당 300~1000장의 대용량 데이터가 쏟아져 나오는 상황에서 의료영상은 진단(diagnosis), 치료계획(planning), 처치(treatment), 수술안내(surgery guidance), 질환 진행에 대한 모니터링(monitring the disease progression) 등 다양한 영역에서 사용될 뿐 아니라 여러 다른 영상을 보고 질환을 진단하기 때문에 기존에 의사들이 머릿속으로 상상하던 영상 간 공간적 정렬을 영상정합을 통하여 의사가 원하는 형태로 제공한다면 그 진단 효율은 극대화될 것이다.

따라서 본 글에서는 이러한 점을 감안하여 의료분야에 적용되고 있는 영상정합 연구를 강체 영상정합(rigid registration)과 비강체 영상정합(nonrigid registration)으로 분류하여 살펴보고, 최근에 수행되고 있는 응용 사례들을 살펴보면서 앞으로의 연구 방향에 대하여 함께 생각해 보는 기회를 갖고자 한다.

2. 의료영상정합 기법 및 응용사례

기존 의료영상정합 관련연구는 그림 2와 같이 적용하는 기하학적 변환에 따라 뇌와 같이 정합하고자 하는 병리, 해부학적 관심부위가 변형(deformation)이나 비틀림(distortion)이 없다는 가정 하에 이루어지는 강체 영상정합과 박동이나 호흡에 따라 변형되는 심장, 폐 등의 부위에 적용하는 비강체 영상정합 연구로 나누어 살펴볼 수 있다[1-3].

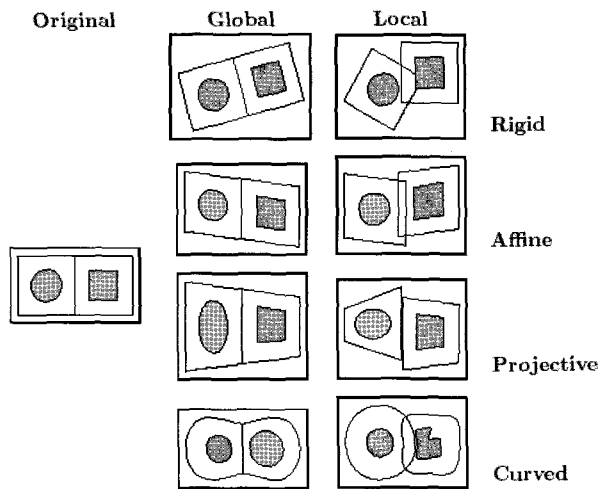


그림 2 2차원 기하학적 변환 예[4]

2.1 강체 영상정합

강체 영상정합에는 표식기반 정합(landmark-based registration), 표면기반 정합(surface-based registration), 복셀기반 정합(voxel-based registration)이 있다[2]. 표식기반 정합은 두 영상의 두드러진 특징 부위에 제한된 수의 표식기를 지정한 후, 표식기 간의 거리차를 계산하여 정합하는 방법으로 표식기에는 자연적인 표식기와 기하학적 표식기가 있다. 자연적인 표식기를 사용하는 정합방법은 사용자에게 의해 영상의 특징적인 부위를 표식기로 지정하는 것이며, 기하학적 표식기를 사용하는 정합방법은 대부분 자동적으로 지역적 곡률(local curvature)이나 구석(corner) 부위와 같은 기하학적 특징 부위에 표식기를 위치시킨 후 정합하는 방법이다. 표식기반 정합은 비교적 정확한 정합 결과를 제시하고, 간단한 계산방법으로 빠른 정합을 제공하는 반면, 표식기 지정을 위하여 사용자와의 빈번한 상호작용이 필요하고, 표식기 지정 위치에 따라 정합의 정확성이 영향을 받는다. 또한, 대상 영상으로부터 표식기 구별을 위하여 표식기를 분할하는 과정이 필요하다.

표면기반 정합은 두 영상에서 각각 표면 영역을 분할하고, 이의 경계를 가지고 유사도 평가를 수행하기 때문에 정합시간이 빠른 대신 표면 영역이 얼마나 정확하게 분할되었는지가 정합 결과에 큰 영향을 준다. 표면기반 정합 중 널리 쓰이는 Head & Hat 방법, DT(Distance Transform) 방법과 ICP(Iterative Closest Point) 방법을 간략히 소개하면 다음과 같다.

- **Head & Hat 방법**에서 "head"는 참조영상(reference image)에서 분할된 외곽선에 의해 생성된 표면을 의미하고, "hat"은 타겟영상(target image)에서 대응되는 표면을 나타낼 때, "head" 상의 점들과 "hat" 상의 점들 간의 거리가 최소화되는 기하학적 변환을 반복적으로 탐색하는 방법으로 초기에 뇌 MR 영상과 뇌 PET 영상간 정합을 위하여 제안된 방법이다. 그러나 이 방법은 표면이 구 형태인 경우 최소화 과정에서 지역적 오류로 빠질 가능성이 높다.
- **DT 방법**은 공간상의 모든 점들로부터 정합하고자 하는 표면을 이루는 한 점까지의 거리를 미리 계산하여 거리맵을 생성하고, 생성된 거리값을 사용하여 정합하는 방법이다.
- **ICP 방법**은 정합하려는 두 영상에서 한 표면은 점들의 집합으로 표현되고, 다른 한 표면은 삼각형 패치로 표현될 때, 각 점에서부터 가장 가까운 삼각형 패치 상의 점을 찾는 방법으로 대응되는

점을 찾는 과정에서 많은 계산시간을 요구하는 문제점이 있다.

복셀기반 영상정합은 전체 영역을 전처리 과정 없이 두 영상의 복셀 간 상관도를 측정하기 때문에 상대적으로 정확도가 높은 대신 모든 복셀들을 가지고 유사도 평가를 하기 때문에 수행시간이 오래 걸린다. 복셀기반 정합은 다시 명암도 정보를 대표적인 스칼라값이나 방향 등으로 축소하여 적용하는 중심축 및 모멘트 정합(principal axes and moments based method)과 정합 과정에서 전체 영상 정보를 모두 사용하는 명암도 기반 정합으로 나뉜다.

- **중심축 및 모멘트 정합**은 영상정보를 다른 정보로 축소하는 대표적인 방법으로 영상의 무게중심과 주축을 0차 모멘트와 1차 모멘트로부터 계산한 후, 무게중심과 주축의 방향에 따라 정렬한다. 본 방법은 주축만을 기준으로 정합하기 때문에 변위가 큰 경우에 오정합을 일으킬 수 있고, 두 영상에서 계산한 무게중심이 잡음 등에 영향을 받을 수 있기 때문에 정확한 정합보다는 대략적인 초기 정합 시 사용된다.

명암도 기반 정합에는 동일 모달리티 영상간 정합을 위한 유사도 측정방법으로 명암도 차이 측정(SSD: Sum of Squares of Intensity Differences)과 상관관계수(correlation) 측정이 있으며, 서로 다른 모달리티 영상간 정합을 위한 유사도 측정방법으로 조인트 엔트로피(joint entropy) 측정 및 상호정보(mutual information) 측정 방법 등이 있다.

- **SSD 측정**은 가장 직관적인 유사성 측정 방법으로 (식 1)과 같이 두 영상이 완전히 정렬되었을 때, 명암도 차이는 0이 되며, 정렬되지 않은 상태일수록 높은 수치를 갖는다.

$$SSD = \frac{1}{N} \sum_i^N |u(i) - v(T(i))|^2 \quad (\text{식 1})$$

u : 참조영상, v : 타겟영상, $T()$: 기하학적 변환 함수

- **상관관계수 측정**은 서로 겹쳐지는 부위나 관심부위 내에서 대응되는 복셀들의 명암도 차이를 (식 2)와 같이 계산하여 최적화하는 것으로 참조영상과 타겟영상의 밝기값 간 선형적 연관관계가 있을 때 사용하는 방법이다.

$$CC = \frac{\sum_i (u(i) - \bar{u})(v(T(i)) - \bar{v})}{\sqrt{\sum_i (u(i) - \bar{u})^2 \sum_i (v(T(i)) - \bar{v})^2}}, \quad (\text{식 2})$$

\bar{u} : 참조영상 내 밝기값 평균, \bar{v} : 타겟영상 내 밝기값 평균

- **조인트 엔트로피 측정**은 (식 3)과 같이 이변량 히스토그램(bivariate histogram)과 확률밀도(probability density function) 계산으로 이루어지는 것으로 참조영상과 타겟영상이 완전히 정렬되었을 때, 이변량 히스토그램은 어느 한쪽으로 조밀하게 모이는 형태의 그래프를 나타내며, 반대의 경우 전체적으로 퍼지는 형태의 그래프를 나타낸다. 따라서 조인트 엔트로피 측정 방법은 참조영상과 타겟영상으로부터 계산된 조인트 엔트로피를 최소화하는 기하학적 변환 매개변수를 찾음으로써 영상을 정합한다. 그러나 조인트 엔트로피 최소화 방법은 정합하고자 하는 두 영상 간 중복되는 부위의 이변량 히스토그램과 확률밀도를 측정하는 것으로 중복된 부위의 변화는 히스토그램의 변화를 가지고 오히려 정합의 정확성과 견고성을 떨어뜨리는 문제점을 갖는다.

$$H = - \sum_{i,j} PDF[i,j] \log PDF[i,j] \quad (\text{식 3})$$

- **상호정보 측정**은 조인트 엔트로피의 문제점을 해결하기 위하여 (식 4)와 같이 partial 엔트로피에 대한 조인트 엔트로피를 정규화함으로써 상호정보를 최적화하는 기하학적 변환 매개변수를 찾기 위하여 최적화 방법을 사용하여 정합한다. 이와 같은 상호정보 측정방법은 조인트 엔트로피가 가지고 있는 단점을 극복했음에도 불구하고 정합하고자 하는 물체 주변에 잡음이 많은 경우 정합에 실패할 확률이 크다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 Studholme 등은 (식 5)와 같이 정규화된 상호정보(NMI: Normalized Mutual Information)를 계산하여 이를 최대화하는 기하학적 변환 매개변수 탐색 방법을 제안하였다.

$$MI(u,v) = H(u) + H(v) - H(u,v) \quad (\text{식 4})$$

$$NMI(u,v) = \frac{H(u) + H(v)}{H(u,v)} \quad (\text{식 5})$$

2.2 비강체 영상정합

비강체 영상정합은 환자영상과 해부도(atlas) 간의 정합, 서로 다른 환자 간 정합(intersubject registration), 여러 시점에서 촬영된 대응되는 동일 조직의 변이 분석을 위한 정합(intrasubject registration) 등에 사용된다[5-7]. 비강체 영상정합은 강체 영상정합과 달리 아직 해결되지 않은 부분이 많아 연구가 활발히 진행 중인 방법으로 다음과 같은 네 가지 비강체 영상정합 방법을 간략히 살펴보도록 한다.

- **스플라인을 이용한 정합**은 정합하고자 하는 두 영상인 참조영상과 타겟영상에서 제어점이 정의된다는 기본 가정을 갖는다. 먼저 참조영상에서 n 개의 제어점 Φ_i 의 위치를 정하고, 타겟영상에서 이에 대응되는 제어점 Φ'_i 의 위치를 정했을 때, 두 영상에서 제어점들 간의 거리 변위를 보간하여 제어점들 사이를 부드럽게 변화하도록 하는 스플라인 변환 (식 6)을 찾아내는 방법이다. 스플라인 정합 중 가장 많이 이용되는 것에는 thin-plate 스플라인 정합과 B-스플라인 정합이 있다.

$$T(\Phi_i) = \Phi'_i, i = 1, \dots, n \quad (\text{식 6})$$

- **thin-plate 스플라인 정합**은 래디얼 기저 함수(radial basis function)의 선형 결합으로 (식 7)와 같이 정의된다. 이 때, 래디얼 기저 함수는 2차원과 3차원에서 각각 (식 8)과 같이 정의되고, 두 영상 간 변환은 세 개의 다른 thin-plate 스플라인 $T = (t_1, t_2, t_3)^T$ 에 의하여 정의된다. thin-plate 스플라인 정합은 제어점들이 영상 공간 상에 임의로 분포할 수 있다는 장점을 가지고 있지만 래디얼 기저 함수의 특성상 제어점들이 전역적으로 영향을 줄 수 있다는 단점이 있다.

$$t(x, y, z) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4z + \sum_{i=1}^n b_i \theta(|\Phi_i - (x, y, z)|) \quad (\text{식 7})$$

$$\theta(s) = \begin{cases} |s|^2 \log(|s|^2) & 2D \\ |s|^3 & 3D \end{cases} \quad (\text{식 8})$$

- **B-스플라인 정합**은 자유형태 변환(Free-Form Deformation)의 한 방법으로 자유형태 변환은 $\delta_x \times \delta_y \times \delta_z$ 의 간격을 갖는 $n_x \times n_y \times n_z$ 격자의 제어점 $\Phi_{i,j,k}$ 변환에 의해 정의된다. B-스플라인 변환은 (식 9)와 같이 1차원 B-스플라인 텐서곱 형태로 표현된다.

$$u(x, y, z) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u) B_m(v) B_n(w) \Phi_{i+l, j+m, k+n}$$

$$i = \left\lfloor \frac{x}{\delta} \right\rfloor - 1, j = \left\lfloor \frac{y}{\delta} \right\rfloor - 1, k = \left\lfloor \frac{z}{\delta} \right\rfloor - 1 \quad (\text{식 9})$$

$$B_0(s) = (1-s)^3, B_1(s) = (3s^3 - 6s^2 + 4)/6,$$

$$B_2(s) = (-3s^3 + 3s^2 + 3s + 1)/6, B_3(s) = s^3/6$$

- **탄성(elastic) 정합**은 뇌 CT 영상과 뇌 해부도와

의 매칭을 위해 Bajcsy 등에 의해 제안된 방법으로 고무와 같은 탄성체 변형으로 모델링될 수 있다는 생각에서 시작되었다. 이 때, 변형은 탄성체의 변형으로 발생한 내부력(internal force)과 탄성체의 외부에 작용하는 외부력(external force)으로 구성되고, 내부력과 외부력이 평형 상태에 이를 때 탄성체의 변형은 중지하게 된다. 일반적으로 탄성 변형은 나비에 선형 탄성 편미분 방정식(Navier linear elastic partial differential equation)에 의하여 (식 10)과 같이 기술된다.

$$\mu \nabla^2 u(x, y, z) + (\lambda + \mu) \nabla (\nabla \cdot u(x, y, z)) + f(x, y, z) = 0 \quad (\text{식 10})$$

μ : 변형, f : 외부력, λ, μ : 탄성 상수

이 때, 편미분 방정식은 모든 복셀에서 변형을 계산할 수 있는 유한차분법(finite difference method)과 각 노드에서의 변형이 계산되는 유한요소법(finite element method)이 주로 사용되어 계산된다. 탄성 정합은 탄성의 가정이 적용되는 작은 크기의 변형에 적합하므로 큰 변형이 어렵고, 위상 변화를 모델링할 수 없다는 한계가 있다.

- **유체(fluid) 정합**은 유체역학에 기반을 둔 정합으로 가상의 유체의 움직임을 따른다는 가정으로부터 시작된 것으로 변환 모델은 나비에-스토크스 방정식(Navier-Stokes partial differential equation)에 의하여 (식 11)과 같이 주어진다.

$$\mu \nabla^2 v + (\mu + \lambda) \nabla (\nabla \cdot v) + b(u) = 0 \quad (\text{식 11})$$

v : 변형 속도, b : 외부력, λ, μ : 점성 상수

유체 정합은 탄성 정합과 달리 큰 변형이 가능하나 많은 움직임으로 인해 지역적 최저점에 수렴할 가능성이 있고, 계산량이 많다는 단점이 있다.

- **Optical flow 정합**은 (식 12)와 같이 위치와 시간이 달라져도 특정 점의 밝기가 일정하다는 가정을 이용한 것으로 실제 변위를 예측하기 위해서는 평활(smoothness) 제약 조건을 추가한다. 이와 같은 정합은 영상의 밝기 변화가 없는 단일 모달리티 의료영상간 정합에 적합하며, 변위가 매우 작은 영상의 정합에 적용하는 것이 바람직하다.

$$I(p, t) = I(p + \Delta p, t + \Delta t) \quad (\text{식 12})$$

2.3 의료분야 응용사례

본 절에서는 앞 절에서 소개된 영상정합 기법을 의료분야에 적용한 몇가지 예를 소개하고자 한다. 최근

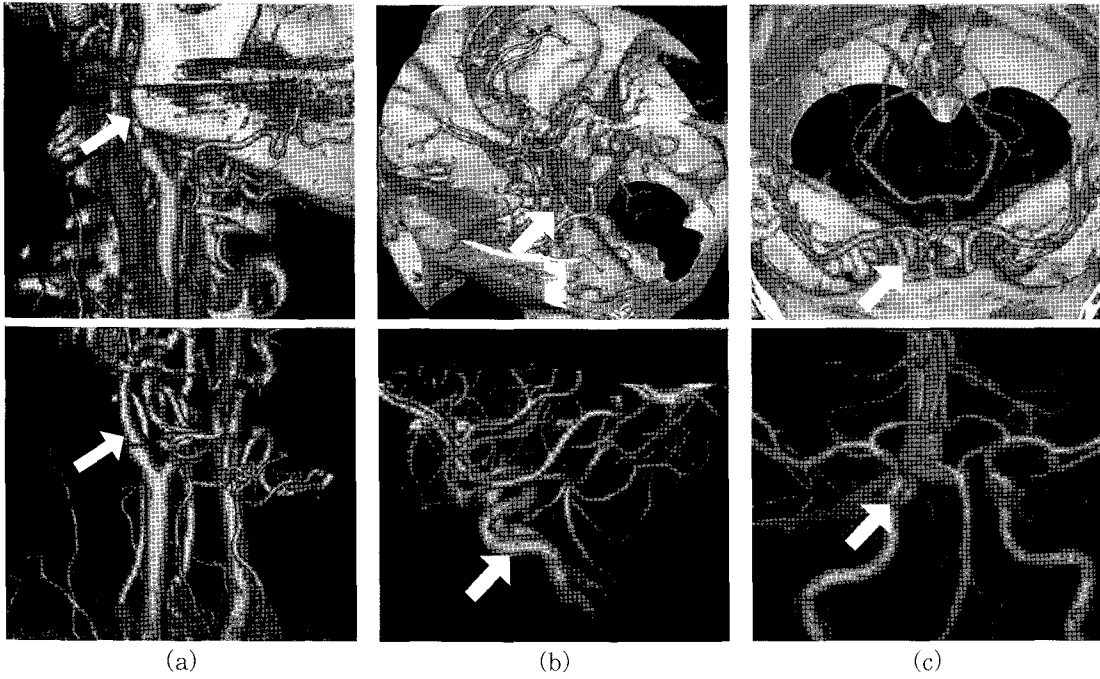
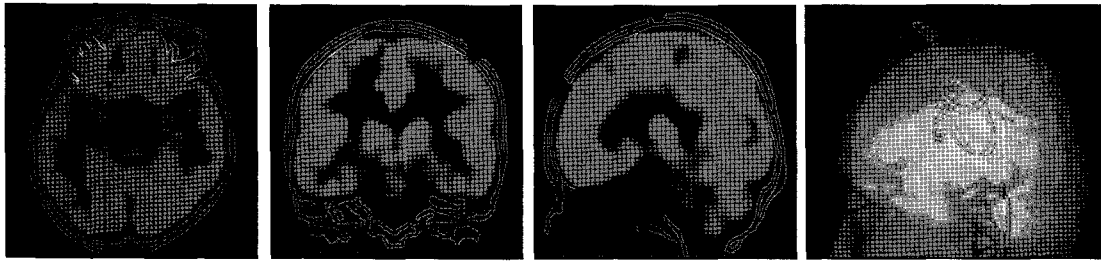
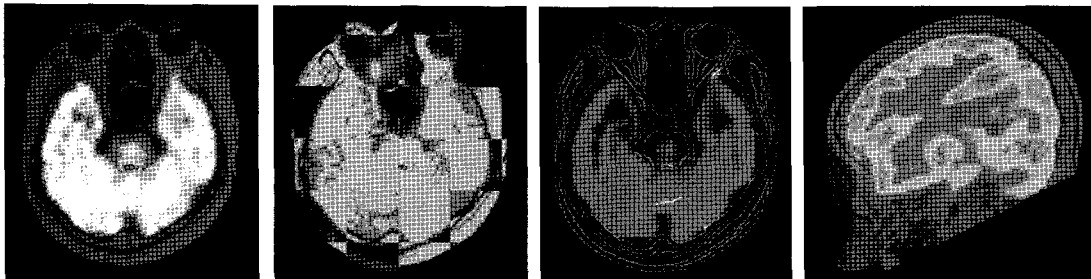


그림 3 뇌 CT 혈관조영영상에서 혈관 및 동맥류 추출을 위한 복셀기반 강제정합 적용예[8]



(a) 뇌 CT 영상과 PET 영상간 융합



(b) 뇌 MR 영상과 PET 영상간 융합

그림 4 융합 영상 생성을 위한 복셀기반 강제정합 적용예[9,10]

CT 촬영기기의 급속한 발전으로 고해상도의 등방해상도 영상 획득이 가능해지면서 뇌동맥류 등의 뇌혈관 질환을 진단하기 위해 뇌 CT 혈관조영영상을 많이 사용한다. 그러나 CT 혈관조영영상의 특성상 조영된 혈관부위와 뼈부위의 밝기값이 유사한 부위가 많아 정확한 진단에 많은 어려움이 있다. 그림 3은 이와 같은 어려움을 해결하기 위하여 조영전후 CT 혈관조영영상간 강제정합을 적용하여 환자의 움직임을 보정한 후 감산영상을 얻어 각종 뇌 혈관질환을 빠르고 효과적으

로 진단하는데 사용되는 예이다.

PET, SPECT과 같은 핵의학 영상은 인체 내에서 일어나는 기능적 현상에 대한 정보를 제공하지만, 방사성핵종이 축적된 부위의 정확한 위치를 알기 위한 해부학적 정보는 충분히 제공하지 못한다. 게다가 감마선의 감쇠와 산란, 제한된 공간분해능은 핵의학 영상의 정량화 연구를 어렵게 한다. 그림 4는 뇌 부위를 촬영한 해부학적 영상과 기능영상 간 융합을 위해 복셀기반 강제정합 기술을 적용한 예로 간질, 치매 뿐 아니라

암 발생 부위 진단에 효과적인 영상 제공이 가능하다.

최근 해부학적 영상과 기능영상을 동시에 획득할 수 있는 겸용 영상기기 개발에 대한 관심이 꾸준히 증가되고 있고, PET-CT 기기는 이미 상용화되어 사용되고 있으나 하드웨어로 모두 해결하기에는 아직 그 응용분야가 한정되어 있기 때문에 영상정합을 통해 생성된 융합영상은 생체구조와 기능의 관계를 묘사하는데 도움을 줄 뿐 아니라 기능영상의 부분용적효과 및 감쇠 보정을 해부학적 영상을 이용하여 보다 정확하게 수행할 수 있게 한다.

그림 5는 폐암 환자의 증가로 폐암 조기 진단 및 정기검진의 필요성이 대두되면서 1, 3, 6, 12개월 등의 시간차를 두고 촬영한 300여장의 복부 CT 영상에서 폐종양을 자동 검출한 후, 해당 영상에서 대응되는 폐종양을 찾아주는 응용 예이다. 이와 같은 기술은 현재 컴퓨터 지원 진단(CAD: Computer-Assisted Diagnosis)을 위한 요소기술로써 폐 뿐 아니라 대장 CAD에서 이 물질이 아닌 실제 용종을 구별해내기 위해 앞드려서 촬영한 CT 영상과 누워서 촬영한 CT 영상간 영상정합에서 응용 가능하다.

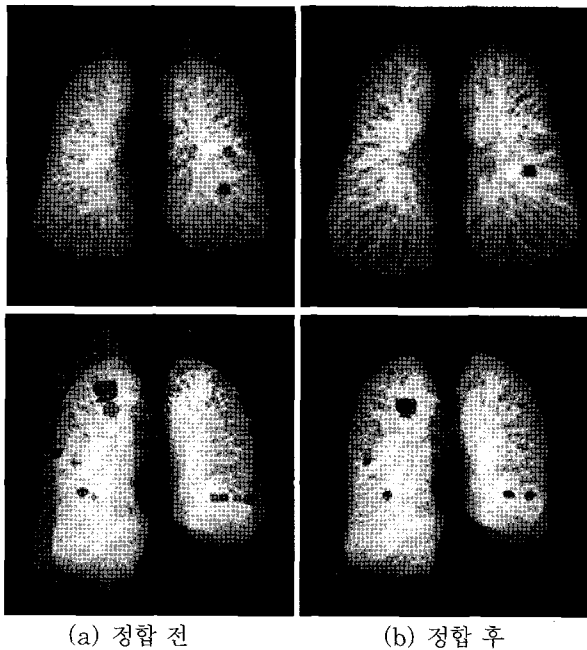


그림 5 시간차를 두고 촬영한 복부 CT 영상에서 폐종양 변위분석을 위한 표면기반 강체정합 적용예[11]

그림 6은 복부 CT 혈관조영영상에서 폐혈관에 쌓인 혈전으로 인해 발생하는 폐색전증을 조기 검진하기 위해 비강체 정합을 적용한 예로 그림 6(a), (b) 우폐 상단 부위와 그림 6(c), (d) 좌폐 하단 말단부위에 혈전에 의해 혈류가 제대로 전달되지 않음을 컬러맵을 통하여 쉽게 육안으로 평가할 수 있다.

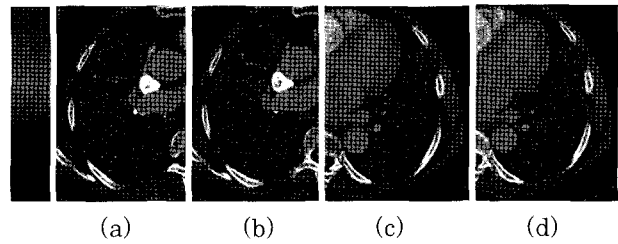


그림 6 복부 CT 혈관조영영상에서 폐색전증 컴퓨터지원 진단을 위한 비강체 정합 적용예[12]

그 밖에도 수술 전에 획득한 MR, CT와 같은 3차원 볼륨데이터와 수술 중에 실시간으로 획득한 X-선 투영영상 간 정합을 통하여 수술도구의 위치를 인체 내 해부학적인 정보와 함께 공간적으로 표현이 가능하게 됨으로써 화상유도수술(image-guided surgery)이나 수술 중 안내시스템(intraoperative navigation system)에 응용할 수 있다.

3. 결 론

본 기고에서는 의료분야에 도입되고 있는 강제 및 비강체 영상정합 기법들을 소개하고 이들 기법을 중심으로 그 응용 사례를 살펴보았다. 이러한 영상정합 기법은 의료영상기기의 급속한 발전과 함께 질환을 진단, 처치, 치료 및 예측하는데 있어 다양한 의료영상을 참고하면서 필수적인 기술이 되었다. 응용사례에 소개된 것들은 극히 일부에 지나지 않으며 두 영상 간 공간적 정렬 뿐 아니라 특정 부위를 추출하는데 있어 보정 역할을 하는 등 다양한 목적을 위해 영상정합 기법을 필요로 한다.

현재 강제 영상정합 기법은 다양한 임상분야에 기사용되고 있는 경우가 많으나 비강체 영상정합 기법은 아직 개발 중이거나 임상적 효용성 평가 단계인 경우가 많다. 이와 같이 강제 영상정합 기법이 성공적으로 임상에 사용될 수 있었던 주요 원인은 육안 평가의 용이성도 있었지만 fiducial marker 를 사용한 에러 측정 등 gold standard를 통해 정확성을 평가함으로써 임상적 효용성을 제시할 수 있었기 때문이다. 따라서 실제 임상에 사용되기 위해서는 영상정합 기법에 대한 연구 뿐 아니라 정합 결과의 정확한 평가가 이루어져야 할 것이다. 또한, 수술 전후의 진단 지원 뿐 아니라 화상유도수술이나 수술 중 안내시스템에 적용되기 위해서는 소프트웨어적인 개선 뿐 아니라 하드웨어적인 기능을 통하여 속도를 최적화시킬 수 있는 내용이 향후 수년간 중요한 연구주제로 대두될 것이다.

참고문헌

- [1] Derek L.G. Hill, Philipp G. Batchelor, Mark Holden, David J. Hawkes, "Medical Image Registration," Phys. Med. Biol. 46:1-4 2001.
- [2] Barbara Zitova, Jan Flusser, "Image registration Methods: a Survey," Image and Vision Computing, 21:977-1000, 2003.
- [3] Hava Lester, Simon R. Arridge, "A Survey of Hierarchical Non-linear Medical Image Registration," Pattern Recognition 32:129-149 1999.
- [4] J.B. Antoine Maintz, Max A. Viergever, "A Survey of Medical Image Registration," Medical Image Analysis 2(1):1-37, 1998.
- [5] Joseph V. Hajnal, Derek L.G. Hill, David J. Hawkes, Medical Image Registration, CRC Press, New York, 2001.
- [6] Milan Sonka, J. Maichael Fitzpatrick, Handbook of Medical Imaging-Volume 2. Medical Image Processing and Analysis, SPIE Press, Washington, 2000.
- [7] Calvin R. Maurer, Daniel Rueckert, Fundamentals of Medical Image Registration, Short Course Notes, SPIE Press, 2003.
- [8] Helen Hong, Ho Lee, Sung Hyun Kim, Yeong Gil Shin, "Cerebral Vessel Enhancement using Rigid Registration in Three-Dimensional CT Angiography," LNCS 3287, 2004.
- [9] Ho Lee, Helen Hong, "Hybrid Surface- and Voxel-based Registration for MR-PET Brain Fusion," LNCS 3617:930-937, 2005.
- [10] Ho Lee, Helen Hong, Yeong Gil Shin, "Robust Surface Registration in PET-CT Brain Images," International Congress Series 1281:1286, 2005.
- [11] Helen Hong, Jeongjin Lee, Yeny Yim, Yeong Gil Shin, "Automatic Segmentation and Registration of Lung Surfaces in Temporal Chest CT Scans," LNCS 3523: 463-470, 2005.
- [12] Helen Hong, Jeongjin Lee, "Digital Subtraction CT Lung Perfusion Image Based on 3D Affine Registration," LNCS 3663: 393-400, 2005.

홍 헬 렌



1994. 2 이화여자대학교 전자계산학과 (이학사)
 1996. 2 이화여자대학교 전자계산학과 (이학석사)
 2001. 8 이화여자대학교 컴퓨터학과 (공학박사)
 2001. 9~2003. 7 서울대학교 컴퓨터공학부 BK박사후연구원
 2002. 12~2003. 4 (주)인피니트테크놀로지 책임연구원

2003. 5~현재 (주)인피니트테크놀로지 기술자문위원
 2003. 8~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 계약조교수
 관심분야: 영상정합, 의료영상처리, 볼륨가시화, 컴퓨터그래픽스, 증강현실

E-mail : hlhong@cse.snu.ac.kr
