Journal of Biomedical Engineering Research 32: 237-244 (2011)

학 술 논 문

조영 전후의 폐 CT 영상 정합을 위한 특징 기반의 비강체 정합 기법

이현준[1] · 홍영택[2] · 심학준[3] · 권동진[1] · 윤일동[2] · 이상욱[1] · 김남국[4] · 서준범[4]

[1]서울대학교 전기공학부, 자동화시스템공동연구소, BK21정보기술사업단
[2]한국외국어대학교 디지털정보공학과, [3]연세대학교 의과대학, 심혈관연구소
[4]울산대학교 의과대학, 서울아산병원, 영상의학과

Feature-based Non-rigid Registration between Pre- and Post-Contrast Lung CT Images

Hyunjoon Lee[1], Youngtaek Hong[2], Hackjoon Shim[3], Dongjin Kwon[1], Il Dong Yun[2], Sang Uk Lee[1], Namkug Kim[4] and Joon Beom Seo[4]

[1]School of Electrical Engineering, Automation and Systems Research Institute(ASRI), BK21 Research Division for Information Technology, Seoul National University
[2]Department of Digital and Information Engineering, Hankuk University of Foreign Studies
[3]Cardiovascular Research Institute, Yonsei University, College of Medicine
[4]Department of Radiology, University of Ulsan, College of Medicine, Asan Medical Center
(Received February 28, 2011. Accepted August 31, 2011)

Abstract: In this paper, a feature-based registration technique is proposed for pre-contrast and post-contrast lung CT images. It utilizes three dimensional(3-D) features with their descriptors and estimates feature correspondences by nearest neighborhood matching in the feature space. We design a transformation model between the input image pairs using a free form deformation(FFD) which is based on B-splines. Registration is achieved by minimizing an energy function incorporating the smoothness of FFD and the correspondence information through a non-linear gradient conjugate method. To deal with outliers in feature matching, our energy model integrates a robust estimator which discards outliers effectively by iteratively reducing a radius of confidence in the minimization process. Performance evaluation was carried out in terms of accuracy and efficiency using seven pairs of lung CT images of clinical practice. For a quantitative assessment, a radiologist specialized in thorax manually placed landmarks on each CT image pair. In comparative evaluation to a conventional feature-based registration method, our algorithm showed improved performances in both accuracy and efficiency.

Key words: non-rigid registration, lung CT, free-form deformation(FFD), 3-D feature detection, scale invariant feature transform(SIFT), energy minimization

1. 서 론

의료 영상의 정합은 학계에서 논의가 가장 활발한 주제 중 하나이다[1]. 그 중에서도 조영 전과 후의 폐 CT 영상 정합은 종양혈 검사나 결절 탐색 등의 임상 분야에서 필요성이 증가하는 추세이며 이와 관련하여 다양한 연구가 진행되어 왔다[2-5]. 본 논문에서는 호흡에 의한 폐의 변형과 조영제 투입 후 화소 분포도의 변화를 고려하여 영상 내의 특징을 기반으로 조영 전과 후의 폐 CT 영상 정합을 수행한다.

특징 기반의 정합과 관련된 연구로 Urschler 등은 스케일 불변 특징 변환(scale-invariant feature transform, SIFT) 표현자[6]와 형태 표현자(shape descriptor)를 함께

Corresponding Author : 심학준
(120-752) 서울시 서대문구 성산로 250, 연세대학교 연세의료원 심장혈관병원 6층 심장융합영상연구센터
TEL : +82-2-2228-0330 / FAX : +82-2-365-1878
E-mail : hjshim@yuhs.ac
이 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업(No. 2009-0077253)의 지원을 받아 수행된 연구임.

사용하는 기법을 제안하였다[7]. 그들은 상호보완적인 두 종류의 표현자를 결합하고, 박막 스플라인(thin-plate spline, TPS) 기반의 보간법(interpolation)을 사용하여 변형 모델을 구성하였으며, 한 종류의 표현자를 사용하는 경우에 비해 개선된 결과를 얻었다. 하지만 이 기법은 국외자(outlier)에 취약한 한계를 보였는데, 이는 TPS 기저함수(basis function)의 응답이 영상 전체에 반영되기 때문이다.

이에 대한 해결책으로 Ruckert 등은 B-스플라인(B-splines)[8]을 기반으로 하는 자유 형태 변형(free-form deformation, FFD)을 변형모델로 사용하였다[9]. B-스플라인 기저함수는 응답이 유한하여 국외자의 영향을 받는 영역을 국부적으로 제한시킨다.

그 외에도 특징 기반 정합에 FFD를 사용한 사례로는 Stewart 등의 연구가 있다[10]. 그들은 반복적인 특징 매칭을 통해 대응관계의 신뢰도를 향상시키고, 추가적인 조건 없이 이를 FFD에 적용하였다. 또한 Yin 등은 특징대응 관계와 FFD 모델에 의한 정합 결과를 초기조건으로 사용하여 보다 세밀한 정합을 수행하였다[11].

본 논문은 기존의 특징 기반의 정합 기법들을 분석하여 특징의 구별성과 매칭된 대응 관계의 신뢰도를 향상시키는 것을 목표로 한다. 제안하는 기법의 전개는 다음과 같다. 먼저, Förstner 연산자를 사용하여 코너를 검출하고[12], 삼차원 SIFT 표현자를 생성한다. 원천 영상과 목표 영상 간에 대응하는 특징 쌍을 찾기 위해 표현자 공간에서 최근접 이웃 매칭(nearest neighbor matching)을 적용하며, B-스플라인 기반의 FFD[9]로 변형 모델을 구성한다. 에너지 목적함수는 특징 대응 관계의 에너지와 변형의 정도에 의해 결정되는 에너지를 결합하여 구성되며, 강인한 평가자를 사용하여 특징 대응 관계의 신뢰도를 향상시킨다[13]. 에너지 최적화 과정은 두 개의 중첩된 루프로 진행된다. 외부 루프에서는 점진적으로 신뢰 반경(confidence radius)을 감소시키며 최적화를 수행하며, 내부 루프에서는 비선형 켤레 구배법(nonlinear conjugate gradient method)[14]을 통해 반복적으로 해를 찾는다. 이 과정에서 신뢰 반경보다 오차가 큰 국외자가 효과적으로 제거된다.

본 연구에서는 신뢰할 수 있는 평가를 위해 실제 임상 폐 CT 영상과 폐 방사선 전문의가 해부학적 의미를 가지는 위치에 표시한 랜드마크들을 실험에 사용하였다. 실험 결과에서는 기존의 특징 기반 정합 기법[7]과의 비교를 통해 제안하는 기법의 성능을 검증할 것이다.

2. 방 법

제안하는 정합 기법의 흐름은 특징 검출, 특징 매칭, 그리고 변형 예측의 단계로 구성된다. 그림 1은 이를 나타낸 블록 다이어그램이다.

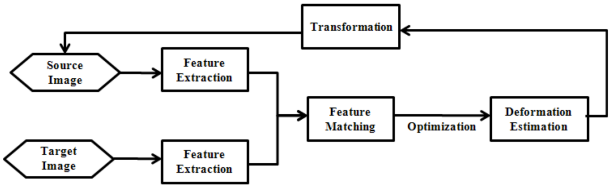


그림 1. 제안된 정합 기법의 블록 다이어그램
Fig. 1. Block diagram for the proposed registration algorithm

1. 삼차원 특징 검출

본 연구에서는 혈관(blood vessel)이나 기도(airways) 등을 분할(segmentation)하여 이를 특징으로 활용하는 대신에 보다 빠르고 간단한 삼차원 특징 검출 기법을 사용하였다. 이를 위해 관심 영역인 폐 내부는($-900 \le \mathrm{HU}_{\mathrm{lung}} \le 0$) 의 Hounsfield Unit(HU) 값을 가지는 영역으로 구분하였으며, 코너의 강도(corner strength, F)를 계산하기 위해 삼차원 Förstner 연산자를 도입하였다[12].

검출 과정은 다음과 같다. 입력 영상에 삼차원 Sobel 연산자를 적용하면 구배 ∇g가 계산되고, 그 곱의 성분을 $3\times3\times3$의 영역 내에서 평균화하면 평균 Hessian 행렬(mean Hessian Matrix, M)을 얻는다.

$$\nabla g = (g_x, g_y, g_z)^T = \left(\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y}, \frac{\partial g}{\partial z}\right)^T. \tag{1}$$

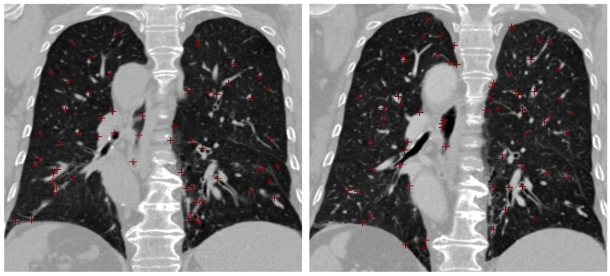
$$M = \overline{\nabla g((\nabla g)^T)} = \begin{pmatrix} \overline{g_x^2} & \overline{g_x g_y} & \overline{g_x g_z} \\ \overline{g_x g_y} & \overline{g_y^2} & \overline{g_y g_z} \\ \overline{g_x g_z} & \overline{g_y g_z} & \overline{g_z^2} \end{pmatrix}. \tag{2}$$

M의 행렬식(determinant)을 그 수반 행렬(adjoint matrix)의 대각 합(trace)으로 나눈 몫이 코너의 강도 F가 된다.

$$F = \det(M)/\mathrm{Tr}(M^{\mathrm{adj}}). \tag{3}$$

이어서 F가 임계값 F_{th} 보다 높은 것들 중에서 비-최대치 억제(non-maximal suppression) 기법을 적용한 후 일정 영역 안에서 최대값을 가지는 것들이 특징으로 선택된다. 그림 2의 빨간색의 십자가들은 특징 검출의 결과를 나타낸다. 그림 (2a)는 원천 영상, 그림 (2b)는 목표 영상의 특징들이다.

특징의 구별성(distinctiveness)을 높이기 위해 검출된 특징은 그 위치를 중심으로 삼차원 SIFT 표현자로 표현된다. 이는 Lowe가 소개한 이차원 SIFT 표현자[6]의 개념을 삼차원으로 확장한 것으로서 그 생성 과정은 다음과 같다. 먼저, 표본 영역 내의 모든 위치에서 구배를 계산하고, 이를 $4\times4\times4$ 크기의 구배 히스토그램(histogram) 배열에 저장한다.



(a) (b)

그림 2. 폐 CT 영상에서 검출된 특징들을 빨간색 십자가로 표시하였다. (a)는 원천 영상, (b)는 목표 영상의 특징들이다. 모든 특징들은 $-900 \le HU_{\text{lung}} \le 0$의 범위에서 검출 되었고, $F \ge 1000$이상의 코너 강도를 가진다

Fig. 2. Extracted feature points which are denoted by red crosses: (a) features in the source image, (b) features in the target image. All the features are extracted within $-900 \le HU_{\text{lung}} \le 0$ and have the corner strengths of $F \ge 1000$

히스토그램의 빈(bin)은 방위각(azimuth)과 앙각(elevation)에 대해 각각 $\pi/4$의 등간격으로 구성되며, 4×8 개의 수를 가진다. 표현자는 모든 히스토그램 배열의 빈에 저장된 값들을 원소로 가지는 벡터이며, 그 차원수는 $2048 = (4 \times 4 \times 4) \times (4 \times 8)$이다.

히스토그램에 저장된 값들은 CT 영상의 촬영 시에 밝기 값이 불균일하게 분포되었을 가능성을 고려하여 벡터 표준화(vector normalization)를 거친다. 계산량의 감소를 위해 Allaire 등이 제안한 표현자의 회전 불변성 획득 작업[15]은 고려하지 않았다.

2. 특징 매칭

특징의 매칭에는 최근접 이웃 매칭 기법이 사용되었다. 원천 영상과 목표 영상에서 검출된 특징의 개수를 각각 n_p, n_q로 표기하고, 그 집합을 $P = \{p_i \mid i = 1,2,...,n_p\}$, $Q = \{q_j \mid j = 1,2,...,n_q\}$라 하면, p_i의 최근접 이웃은 목표 영상의 모든 특징 중 자신과의 거리가 가장 작은 q_{j_i}가 된다.

$$j_i = \underset{j \in 1,2,\ldots,n_q}{\arg\min} \left\| p_i - q_j \right\|. \tag{4}$$

최종적으로 선택되는 대응쌍들은 매칭된 특징들 중 1순위 최근접 이웃의 거리 d_{nn_1}와 2순위의 최근접 이웃의 거리 d_{nn_2} 간의 비율 $d_r = d_{nn_1}/d_{nn_2}, (0 \le d_r \le 1)$ 이 임계값 d_{th}보다 작은 결과들이다. 이는 d_{r}이 1에 가까울수록 1순위가 가지는 구별성이 낮은 것을 의미한다.

그림 3은 특징 매칭의 결과이다. 파란색 점들은 원천 영상의 특징, 빨간색 점들은 목표 영상의 특징이며, 연두색 선분들로 SIFT 표현자 공간에서 최단 거리인 쌍들을 연결하였다.

3. 변형 예측

폐의 변형 모델은 B-스플라인 기반의 자유 형태 변형(free-

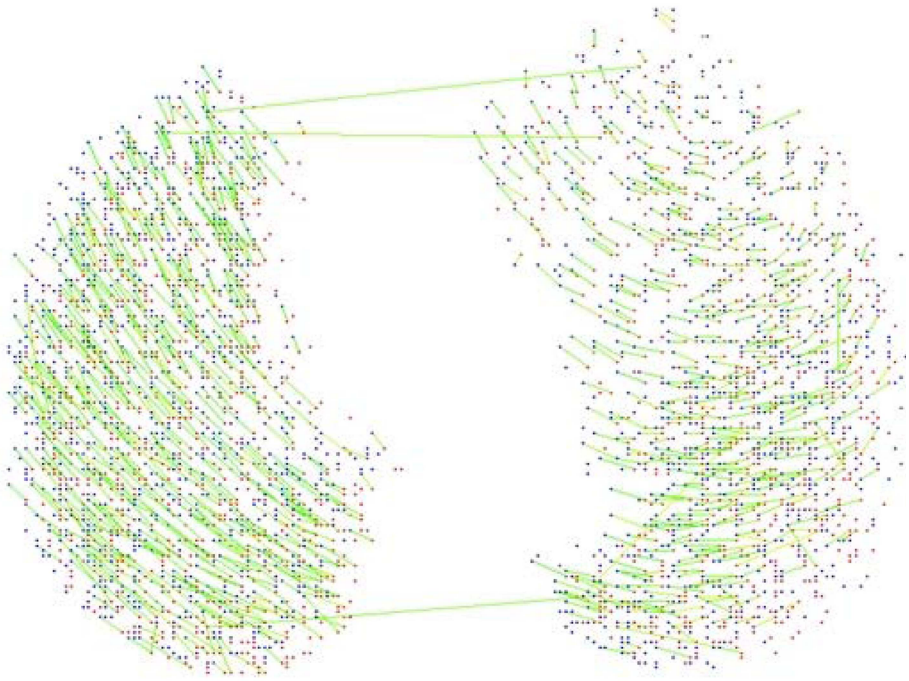


그림 3. 원천 영상과 목표 영상 간의 특징 대응 관계: 파란색 점과 빨간색 점들은 각각 원천 영상과 목표 영상의 특징들이다. 표현자 공간에서 최단 거리에 위치하는 대응쌍들은 연두색 선분으로 연결하였다

Fig. 3. Feature correspondences between the source and target images. Blue and red dots denote the features in the source and target images, respectively. Matched pairs which have the shortest distance in the descriptor space are connected by green lines

form deformation, FFD)으로 구성하였다[8,9]. FFD 모델은 원천 영상의 체적 위에서 등간격 δ의 제어점(control point, $\phi_{i,j,k}$)으로 이루어지는 제어 격자(control grid, Φ)를 생성하고, 원천 영상의 한 점(x, y, z)을 제어 격자 위의 한 점 T(x, y, z)로 근사한다.

$$T(x,y,z)=\sum_{l=0}^{3}\sum_{m=0}^{3}\sum_{n=0}^{3}B_l(u)B_m(v)B_n(w)\phi_{i+l,j+m,k+n}. \quad (5)$$

수식 (5)에서 $i=[x/\delta]-1$, $j=[y/\delta]-1$, $k=[z/\delta]-1$, $u=x/\delta-[x/\delta]$, $v=y/\delta-[y/\delta]$, $w=z/\delta-[z/\delta]$이며, B_l은 B-스플라인의 l번째 기저 함수이다.

변형의 예측을 위한 에너지 목적 함수는 다음과 같다.

$$E=E_C+\lambda\cdot E_D. \quad (6)$$

E_C는 원천 영상과 목표 영상 간의 특징 대응 관계에 의하여 결정되는 에너지로서, 대응쌍의 가중치와 강인한 평가자 ρ의 선형 결합으로 계산된다.

$$E_C=-\sum_{i\in 1,\ldots,n_p} w_i\cdot\rho(\psi_i,r). \quad (7)$$

$$w_i=1-\frac{d_{\min}}{d_{\text{th}}},\quad d_{\min}=\left|q_i-T(p_i)\right|. \quad (8)$$

Algorithm 1 : Optimization Schedule

1: $r=r_{\text{init}}$
2: while $r\geq r_{\text{end}}$ *do* %Outer loop
3: optimize $E(r)$
4: $r=\triangle\cdot r$
5: end while

그림 4. 에너지 최적화 과정의 알고리즘, 2번-5번 줄은 신뢰 반경을 감소시키며 반복되는 외부 루프이다
Fig. 4. Algorithm of the energy optimization process, 2-5 lines are the outer loop which iterates with reducing confidence radius

$$\rho\psi_i,r=\begin{cases}\dfrac{3(r^2-\psi_i^2)}{4r^3}, & \text{if } \psi_i<r,\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases}\quad \text{with } \psi_i=\left|q_i-T(p_i)\right|. \quad (9)$$

특징 대응쌍의 가중치 w_i는 매칭 과정에서 구한 원천 영상과 목표 영상의 특징 대응쌍 $\{p_i,q_{j_i}\}$의 표현자 공간상의 거리 $d_{\min}$과 임계값 d_{th}의 비율을 이용하여 구한다. d_{th}는 영상의 특성과 정합 기법의 적용 분야에 따라 변할 수 있다. w_i는 $d_{\min}$이 작을수록 큰 값을 가진다. 즉, 오차가 작은 대응쌍에 더 많은 가중치가 부여된다.

국외자의 영향을 줄이고, 신뢰도가 높은 대응 관계를 에

Algorithm 2 : Optimize E(r) by nonlinear conjugate gradient method

1: $m=(-\partial E/\partial x,-\partial E/\partial y,-\partial E/\partial z),\ P=(-\partial^2E/\partial x^2,-\partial^2E/\partial y^2,-\partial^2E/\partial z^2)$
2: $s=P^{-1}m,\ d=s,\ \delta_x^{\text{new}}=m_xd_x,\ \delta_y^{\text{new}}=m_yd_y,\ \delta_z^{\text{new}}=m_zd_z$
3: $\delta_x^{\text{init}}=\delta_x^{\text{new}},\ \delta_y^{\text{init}}=\delta_y^{\text{new}},\ \delta_z^{\text{init}}=\delta_z^{\text{new}}$
4: while $\delta_x^{\text{new}}>\varepsilon^2\,\delta_x^{\text{init}}$ and $\delta_y^{\text{new}}>\varepsilon^2\,\delta_y^{\text{init}}$ and $\delta_z^{\text{new}}>\varepsilon^2\,\delta_z^{\text{init}}$ do %Inner loop
5: $\delta_x^d=d_x^2,\ \delta_y^d=d_y^2,\ \delta_z^d=d_z^2$
6: do
7: $\alpha_x=-\dfrac{[\partial E/\partial x]d_x}{d_x[\partial^2E/\partial x^2]d_x},\ \alpha_y=-\dfrac{[\partial E/\partial y]d_y}{d_y[\partial^2E/\partial y^2]d_y},\ \alpha_z=-\dfrac{[\partial E/\partial z]d_z}{d_z[\partial^2E/\partial z^2]d_z}$
8: $(x,y,z)=(x+\alpha_xd_x,y+\alpha_yd_y,z+\alpha_zd_z)$
9: while $\alpha_x^2\delta_x^d>\varepsilon^2$ and $\alpha_y^2\delta_y^d>\varepsilon^2$ and $\alpha_z^2\delta_z^d>\varepsilon^2$
10: $m=(-\partial E/\partial x,-\partial E/\partial y,-\partial E/\partial z)$
11: $\delta_x^{\text{old}}=\delta_x^{\text{new}},\ \delta_y^{\text{old}}=\delta_y^{\text{new}},\ \delta_z^{\text{old}}=\delta_z^{\text{new}}$
12: $\delta_x^{\text{mid}}=m_xs_x,\ \delta_y^{\text{mid}}=m_ys_y,\ \delta_z^{\text{mid}}=m_zs_z$
13: $s=P^{-1}m,\ \delta_x^{\text{new}}=m_xs_x,\ \delta_y^{\text{new}}=m_ys_y,\ \delta_z^{\text{new}}=m_zs_z$
14: $\beta_x=-\dfrac{\delta_x^{\text{new}}-\delta_x^{\text{mid}}}{\delta_x^{\text{old}}},\ \beta_y=-\dfrac{\delta_y^{\text{new}}-\delta_y^{\text{mid}}}{\delta_y^{\text{old}}},\ \beta_z=-\dfrac{\delta_z^{\text{new}}-\delta_z^{\text{mid}}}{\delta_z^{\text{old}}}$
15: $d_x=s_x+\beta_xd_x,\ d_y=s_y+\beta_yd_y,\ d_z=s_z+\beta_zd_z$
16: end while

그림 5. 에너지 최적화 과정에 사용된 비선형 켤레 구배법의 알고리즘, 4번-16번 줄은 최적의 해를 찾기 위한 내부 루프이다
Fig. 5. Algorithm of the nonlinear conjugate gradient method utilized in the energy optimization process, 4-16 lines are the inner loop which finds the optimal solution

너지에 반영하기 위해 E_C에는 강인한 평가자 ρ가 포함된다[13]. ρ는 신뢰 반경 r과 변형 오차 ψ_i를 비교하여 r보다 작은 오차를 가지는 대응 관계만을 에너지에 반영한다.

에너지 목적함수의 E_D는 변형의 정도에 의하여 결정되는 변형 에너지이다.

$$E_D = \sum_{(i,j,k)\in L} (2x_j - x_i - x_k)^2 + (2y_j - y_i - y_k)^2 + (2z_j - z_i - z_k)^2. \quad (10)$$

L은 제어 격자에서 서로 연결된 세 점의 인덱스 i, j, k 의 집합이다. 초기 상태에서는 제어 격자 위의 모든 제어점 사이의 간격이 동일하지만, 변형이 진행되면 연결된 세 점 중 중점과 나머지 두 점 사이의 거리에 차이가 생기고, 이에 따라 에너지가 증가한다.

λ는 전체 에너지에서 E_C와 E_D가 차지하는 비율을 조절한다. 그 값이 크면 변형이 억제되며, 작으면 국외자가 유효한 대응관계로 반영되거나 제어 격자가 일그러질 수 있다.

에너지 함수의 최적화 과정은 두 개의 중첩된 루프를 통해 진행되며 이를 그림 4에 나타내었다. 2-5번 줄은 외부 루프(outer loop)로서 신뢰 반경 r을 일정한 비율 Δ로 감소시켜 가며, 비선형 켤레 구배법(nonlinear conjugate gradient method)[14]을 수행한다. 그림 5는 비선형 켤레 구배법의 알고리즘이다. 4-16번 줄은 내부 루프(inner loop)이며, 구배가 가장 급격하게 감소하는 방향으로 최적화를 진행한다.

3. 실 험

정합의 성능 평가에는 조영 전과 후로 구성된 일곱 쌍의 임상 폐 CT 영상이 사용되었다. 실험 영상의 쌍은 Pair로 표기하며, 1번 쌍의 경우에는 Pair01, 7번 쌍의 경우에는 Pair07과 같이 나타낸다. 영상의 크기는 $512 \times 512 \times N_s$ 복셀(voxel)이고, N_s의 범위는 모든 Pair에 대해 372~468이다. 영상이 등방성을 유지하도록 복셀의 크기는 삼차원 공간의 세 개의 축에 대해 동일하게 변경하였고, 그 값의 범위는 0.553~0.703[mm]이다. 영상에서 폐의 용적은 평균적으로 조영 전 2874.54 ± 451.91[cc], 조영 후 2945.73 ± 489.98[cc]이며, 그 차이는 71.19 ± 72.24[cc]이다. 변동계수(Coefficient of Variation, CV)의 백분율로 나타낸 폐 용적의 차이는 평균 1.65[%]이다. CT 영상 촬영에 사용된 X-선 관 전류는 480[mA], X-선 발전기 관 전압은 120[kV]이었다.

정합의 정확도는 목표 영상과 변형된 원천 영상에서 대응하는 좌표들 사이의 평균 거리인 목표 정합 오차(target registration error, TRE)로 측정하였고, 이를 위해 폐 방사선 전문의가 직접 표시한 44개의 랜드마크 쌍을 사용하였다.

$$P_{\text{src}} = \{p^i_{\text{src}} | i = 1,\ldots,44\},\ Q_{\text{tgt}} = \{q^i_{\text{tgt}} | i = 1,\ldots,44\},$$

$$Reg_{\text{dist}} = \frac{1}{44}\sum_{i=1}^{44} \left| q^i_{\text{tgt}} - T(p^i_{\text{src}}) \right|_{L_2}. \quad (13)$$

P_{src}, Q_{tgt}는 원천 영상과 목표 영상의 랜드마크 좌표 집합이며, T는 에너지 최적화 문제의 해인 변형장(deformation field)이다.

랜드마크들의 위치는 발생학적으로 의미를 가지는 폐 세그먼트(segment)들의 분기점에 고르게 표시되었다. 그 중 폐 하단부인 첫 번째 세그먼트의 분기점의 랜드마크들은 호

표 1. 정확도 평가에 의한 정합 성능의 분석. 두 번째 열은 정합 전, 세 번째 열은 TPS 기반 기법을 적용한 후, 그리고 네 번째 열은 제안하는 기법을 적용한 후의 오차를 나타낸다

Table 1. Comparative evaluation of the performances in terms of accuracy. The 2nd column represents initial registration error. The 3rd and the 4th column represent the error after using the TPS-based method and the proposed method respectively

Dataset	Average ± St.Dev [mm]		
	Initial	TPS-based	Proposed
1	7.06 ± 3.14	1.22 ± 0.96	1.12 ± 0.94
2	3.92 ± 1.24	1.08 ± 0.64	0.98 ± 0.54
3	6.02 ± 2.52	1.14 ± 0.80	1.11 ± 0.66
4	4.93 ± 2.29	1.33 ± 1.80	1.14 ± 1.70
5	6.78 ± 4.85	1.21 ± 1.73	1.16 ± 0.76
6	2.22 ± 1.59	0.84 ± 0.52	0.94 ± 0.63
7	2.72 ± 1.44	0.99 ± 1.10	0.96 ± 1.04
Mean	4.81 ± 2.44	1.11 ± 0.98	1.06 ± 0.90

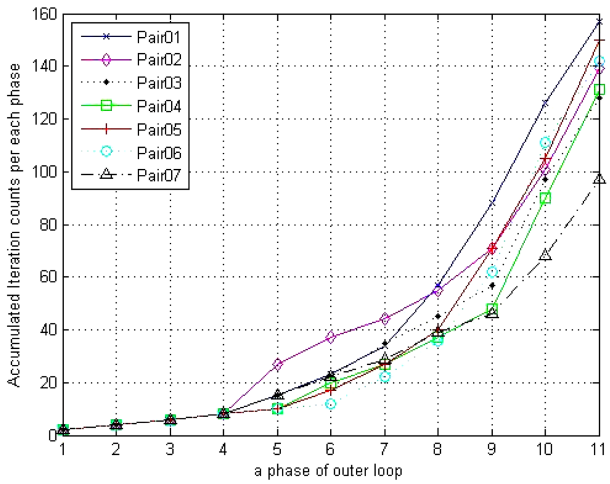


그림 6. 신뢰 반경의 감소에 의한 에너지 최적화 양상. 수평축은 신뢰 반경을 감소시키며 $r_{\text{init}} = 512$부터 $r_{\text{end}} = 0.5$까지 11번 반복되는 외부 루프의 각 단계를 나타낸다. 수직축은 각 단계별로 누적된 내부 루프의 반복 횟수를 나타낸다

Fig. 6. Aspects of energy optimization by reducing confidence radius. The horizontal axis represents phases of outer loop which iterates 11 times(from $r_{\text{init}} = 512$ to $r_{\text{end}} = 0.5$). The vertical axis represents accumulated iteration counts per each phase

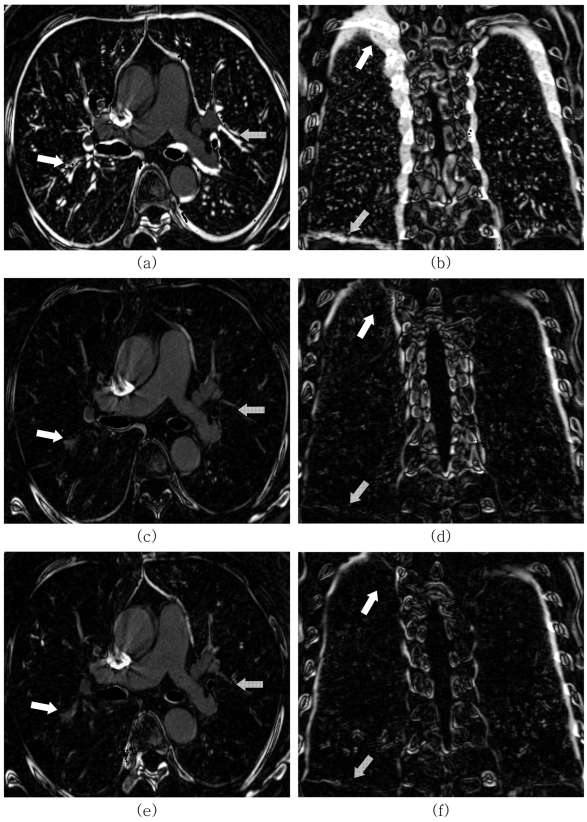


그림 7. HU 절대값 차분 영상. (a)와 (b)는 정합 전, (c)와 (d)는 TPS 기반의 기법을 적용한 후, (e)와 (f)는 제안하는 기법을 적용한 후이다. 화살표로 표시된 부분들을 비교하면 차이를 명확히 알 수 있다

Fig. 7. HU absolute difference images. (a) and (b) : before registration. (c) and (d) : after registration by the TPS-based method. (e) and (f) : after registration by the proposed method. The differences between each result can be cleary seen by comparing the region marked with arrows

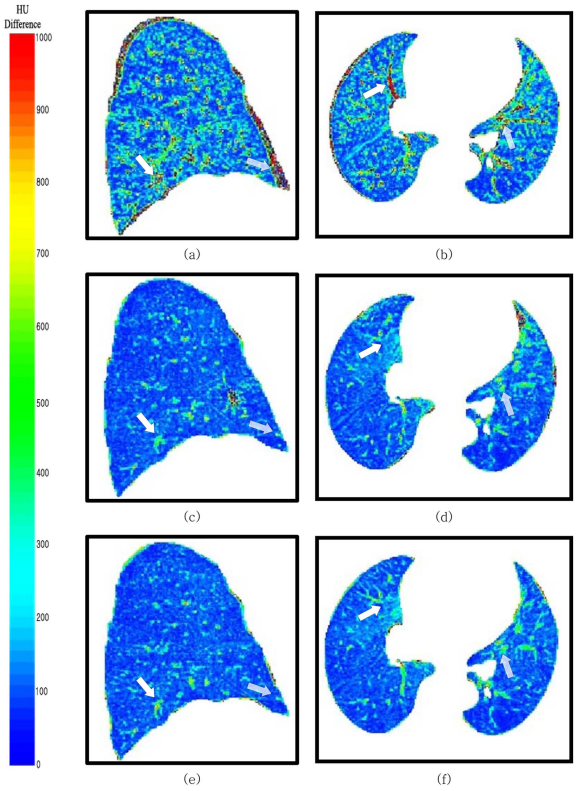


그림 8. 색 코딩(color coding) 방법으로 나타낸 이차원 HU 절대값 차분 영상. (a)와 (b)는 정합 전, (c)와 (d)는 TPS 기반의 기법을 적용한 후, (e)와 (f)는 제안하는 기법을 적용한 후이다. 화살표로 표시된 부분들을 비교하면 차이를 명확히 알 수 있다

Fig. 8. Two dimensional(2-D) HU absolute difference images visualized with a color coding method. (a) and (b) : before registration. (c) and (d) : after registration by the TPS-based method. (e) and (f) : after registration by the proposed method. The differences between each result can be cleary seen by comparing the region marked with arrows

흡에 의한 횡경막과 폐 말단의 변형을 반영한다.

서론에서 언급한 바와 같이 본 연구는 특징의 구별성과 특징 대응 관계의 신뢰도를 향상시키고, 정합의 성능을 개선하는 것을 평가하기 위하여 TPS 기반의 정합 연구[7]를 비교 대상으로 삼았다. 제안하는 기법의 내부 파라미터 중 특징 검출과 관련해서는 $F_{\mathrm{th}} = 10000$을 적용하였고, 특징 표현자 생성에서는 Lowe 등의 이차원 SIFT 표현자 연구 결과[6]를 참고하여 $d_{\mathrm{r}} = 0.8$, $d_{\mathrm{th}} = 256$로 설정하였다. FFD 모델의 제어점 간격은 실험을 통하여 $\delta = 32$로 정하였고, 에너지 최적화 과정에 사용된 신뢰 반경의 초기값과 감소 비율, 중단 조건은 Pilet 등의 연구 결과[13]를 참고하여 $r_{\mathrm{init}} = 512$, $\Delta = 0.5$, $r_{\mathrm{end}} = 0.5$로 선정하였다. 에너지 목적함수에서 E_{C}와 E_{D}가 차지하는 비율을 조절하는 λ의 선정은 Kwon 등의 연구[16]를 참고하였다. 실험 결과 $\lambda = 0.002$에서 최적의 결과를 얻었는데, λ가 0.002보다 작은 경우에는 다량의 국외자가 반영되었고, λ가 0.002보다 큰 경우에는 변형 정도가 약하여 성능이 저하되었다. 제안하는 기법의 비교 대상인 TPS 기반 기법의 내부 파라미터는[7]에서 사용한 값을 동일하게 적용하였다.

표 1은 정확도를 평가한 정량적 결과이다. 44개의 랜드마크에 대해 정합 전의 초기오차는 4.81 ± 2.84[mm]이며, TPS 기반의 기법을 적용한 후에는 1.11 ± 0.98[mm], 제안하는 기법을 적용한 후에는 1.06 ± 0.90[mm]로 그 차이가 줄어들었다.

정합의 효율성은 수행 시간으로 측정하였으며, 표 2의 두 번째 열과 세 번째 열에 이를 기재하였다. TPS 기반의 기법은 평균 370분 7초가 소요되었고, 제안하는 기법은 평균 6분 16초가 소요되었다. 실험은 Windows XP 64bit O.S, Intel i5 3.33GHz CPU, 8GB RAM의 환경에서 진행되었다.

그림 6은 신뢰 반경의 감소에 따른 에너지 최적화 양상을 보여준다. 수평축은 $r_{\mathrm{init}} = 512$부터 $r_{\mathrm{end}} = 0.5$까지 11번 반복되는 외부 루프의 각 단계를 나타내며, 수직축은 각 단계별로 누적시킨 내부 루프의 반복 횟수를 나타낸다. 평균적으로 135회의 내부 루프가 수행되었다.

그림 7은 원천 영상과 목표 영상 간의 HU 절대값 차분 영

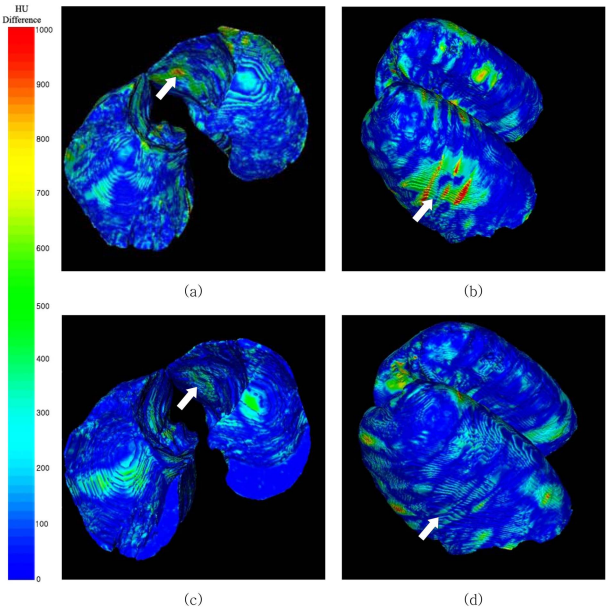


그림 9. HU 절대값 차분 영상의 삼차원 볼륨 렌더링 결과. (a)와 (b)는 TPS 기반의 기법을 적용한 후, (c)와 (d)는 제안하는 기법을 적용한 후이다. 화살표로 표시된 부분들을 비교하면 차이를 명확히 알 수 있다

Fig. 9. Results of HU absolute difference images with volume rendering method. (a) and (b) : after registration by the TPS-based method. (c) and (d) : after registration by the proposed method. The differences between each result can be cleary seen by comparing the region marked with arrows

상(difference image)이다. 그림 (7a)는 정합 전, 그림 (7b)는 TPS 기반의 기법을 적용한 후, (7c)는 제안하는 기법을 적용한 후의 차분 영상이다. 어두울수록 정합이 잘 이루어진 것을 의미한다. 제안하는 기법과 TPS 기반 기법을 적용한 결과 모두 폐 내부의 오차가 줄어들었다.

차분 영상만으로는 두 기법의 성능을 비교하기 어렵기 때문에 정합 결과의 정성적 차이를 구별하기 쉽게 Hue Saturation Value(HSV) 색 공간(color domain)에서 색 코딩(color coding) 방법이 사용되었으며 이는 그림 8과 같다. 이 방법은 0과 1000 사이의 HU 차이를 스케일링 막대(scaling bar) 상의 특정한 색으로 표현한다. 그림 (8a)는 정합 전, 그림 (8b)와 그림 (8c)는 각각 TPS 기반 기법과 제안하는 기법의 결과이며, 호흡의 차이와 조영제 투입에 의한 밝기값 차이가 포함되어 있다. 화살표로 표시된 부분에서 제안하는 기법이 TPS 기반의 기법에 비해 폐 내부의 정합 오차가 더 줄어들었다. 그림 9는 차분 영상을 삼차원 볼륨 렌더링(volume rendering)한 결과이다. 그림 (9a)와 그림 (9b)는 TPS 기반 기법을 적용한 후, 그림 (9c)와 그림 (9d)는 제안하는 기법을 적용한 후이다.

4. 결 론

그림 6은 신뢰 반경 r의 감소와 해당 반경에서 최적의 해를 찾기 위해 소요되는 연산량 사이의 관계를 나타낸다. 최적화 초반부에는 r이 큰 값을 가지므로 수식 (9)의 강인한 평가자 ρ에 의해 변형 오차 ψ_i가 큰 대응쌍들이 에너지에 반영된다. 전체 에너지에서 E_C가 차지하는 비중이 E_D에 비해 높기 때문에 변형은 세밀하게 진행되지 않는다. 따라서 최적의 변형을 찾기 위해 많은 연산량이 소요되지 않으므로 내부 루프의 반복 횟수가 후반부에 비해 상대적으로 적다.

r이 감소하면 ψ_i가 작은 대응쌍들이 선택적으로 변형에 반영된다. 이 과정에서 국외자의 영향이 제거되는데, 이는 ψ_i가 표현자 공간이 아닌 영상 공간의 거리이기 때문이다. 또한 전체 에너지에서 E_C에 비해 E_D가 차지하는 비중이 높아지므로 변형은 초반부에 비해 세밀하게 이루어지며, 그림 6의 대부분의 Pair에서 오른쪽으로 갈수록 기울기가 증가하는 것이

표 2. 효율성 평가에 의한 정합 성능의 분석. 두 번째 열은 TPS 기반 기법의 수행 시간, 세 번째 열은 제안하는 기법의 수행 시간이다. 네 번째 열과 다섯 번째 열은 원천 영상과 목표 영상에서 검출된 특징의 수, 여섯 번째 열은 매칭된 특징 대응쌍의 수를 나타낸다

Table 2. Comparative evaluation of the performances in terms of efficiency. The 2nd and the 3rd column represent the execution time of the TPS-based method and the proposed method respectively. The 4th and the 5th column represent the extracted key-points in source image and target image. The 6th column represents the matched correspondences between the two key-point sets extracted from the source and the target image

Dataset	Execution time [min]		# Keypoints in Source.	# Keypoints in Target.	# Correspondences
	TPS-based	Proposed			
1	300.20	7.46	8699	9955	5402
2	363.89	5.45	10280	11338	7903
3	266.21	4.81	8261	9345	5313
4	423.49	6.92	12022	13325	7689
5	395.19	6.52	9766	11326	6432
6	412.92	7.52	11583	13913	7382
7	428.84	5.12	8825	10115	6139
Mean	370.11	6.26	9919	11331	6609

이를 입증한다.

제안한 에너지 최적화 방법의 효과는 그림 9의 화살표로 표시된 부분에서 명확히 드러난다. TPS 기반의 기법에서는 정합 오차가 큰 부분이 제안하는 기법에서는 개선되었다. 또한 표 1의 결과를 보면 제안하는 기법은 Pair06을 제외한 모든 Pair에서 TPS 기반의 기법에 비해 일괄적으로 정확도가 향상되었다.

표 2는 정합에 사용되는 특징 대응쌍의 수와 연산량 사이의 관계를 나타낸다. 마지막 열은 각 Pair에서 사용된 대응쌍의 수이며, TPS 변환에 사용된 제어점의 수는 이와 동일하다. 원천 영상에서 검출된 특징을 기준으로 매칭을 하기 때문에, 그 수가 많을수록 연산량이 증가한다. Pair03의 원천 영상에서 검출된 특징의 수는 9345개로 7개의 Pair 중 가장 적었고, Pair06은 13913개로 7개의 Pair 중 가장 많았다. 그 영향으로 Pair03은 시간이 가장 적게 걸렸으며, Pair06은 가장 긴 수행 시간을 기록하였다.

지금까지의 내용을 정리하면, 본 논문에서는 조영 전과 조영 후의 폐 CT 영상을 정합하기 위하여 특징 기반의 비강체 정합 기법을 제안하였고, 이를 위해 특징의 구별성과 특징 대응 관계의 신뢰도를 높이는 것에 주안점을 두었다. 임상 데이터에 적용한 실험 결과를 통해 제안된 기법이 기존의 특징 기반 정합 기법에 비하여 수행 시간을 단축시키고, 정합의 정확도를 높이는 것을 증명하였다.

본 논문에서 특징의 구별성을 높이기 위하여 사용된 방법은 3차원 SIFT 표현 기법이다. 최근에는 3차원 SURF 표현 기법이 SIFT에 비해 향상된 결과를 얻는다는 연구 결과가 Han에 의해 발표되었는데[17], 이 연구에서는 SURF를 이용하여 얻은 특징 대응 관계를 화소값 기반 정합의 제약 조건으로 사용하므로 특징만을 사용하는 본 연구와는 접근 방법에서 차이가 있다. 또한, Han은 영상의 해상도를 낮추고, 이를 다수의 하위 영역으로 나누어서 정합을 수행하는 반면에 본 논문에서는 원본 해상도에서 모든 정합 과정을 진행한다.

기존의 기법에 비해 향상된 결과를 얻었지만, 본 연구는 내부 파라미터에 의존적이고, 영상의 특성에 따라 정합 결과가 변하는 한계를 보였다. 폐 CT 영상은 검출되는 특징의 수가 간 등의 여타 장기에 비해 많고, 그 형태의 변형이 크기 때문에 특징 매칭 결과에 오차가 포함될 확률이 높다. 예를 들면 $Pair_{06}$ 의 실험 결과는 유일하게 TPS 기반 기법의 정확도가 제안하는 기법에 비해 높았다. 따라서 차후의 연구는 특징 매칭 방법을 보다 강인하게 개선하고, 파라미터 의존도를 줄이는 방향으로 진행될 것이다.

참고문헌

[1] B. Zitova and J. Flusser, “Image registration methods : a survey,” *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 11, pp. 977-1000, 2003.

[2] B. Li, G.E. Christensen, G. McLennan, E.A. Hoffman, and J.M. Reinhardt, “Pulmonary CT image registration and warping for tracking tissue deformation during the respiratory cycle through 3-D consistent image registration,” *Medical Physics*, vol. 35, no. 12, pp. 5575-5583, 2008.

[3] K. Ding, J.E. Bayouth, J.M. Buatti, G.E. Christensen, and J.M. Reinhardt, “4DCT based measurement of changes in pulmonary function following a course of radiation therapy,” *Medical Physics*, vol. 37, no. 3, pp. 1261-1272, 2010.

[4] M. Urschler, J. Bauer, H. Ditt, and H. Bischof, “Automatic point landmark matching for regularizing nonlinear intensity registration: Application to thoracic CT images,” *In Proc. of MICCAI*, LNCS. 4191, pp. 710-717, 2006.

[5] M. Betke, H. Hong, D. Thomas, C. Prince, and J.P. Ko, “Landmark detection in the chest and registration of lung surfaces with an application to nodule registration,” *Medical Image Analysis*, vol. 7, no. 3, pp. 265-281, 2003.

[6] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *Int. Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.

[7] M. Urschler, J. Bauer, H. Ditt, and H. Bischof, “SIFT and shape context for feature-based nonlinear registration of thoracic CT images,” *In Computer Vision Approaches to Medical Image Analysis*, pp. 73-84, 2006.

[8] S. Lee, G. Wolberg, and S.Y. Shin, “Scattered data interpolation with multi-level B-splines,” *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, vol. 3, no. 3, pp. 228-244, 1997.

[9] D. Rueckert, L.I. Sonoda, C. Hayes, D.L.G. Hill, M.O. Leach, and D.J. Hawkes, “Nonrigid registration using free-form deformations: application to breast MR images,” *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 18, no. 8, pp .712-721, 1999.

[10] C.V. Stewart, Y. Lee, and C. Tsai, “An uncertainty-driven hybrid of intensity-based and feature-based registration with application to retinal and lung CT images,” *In Proc. of MICCAI*, pp. 870-877, 2004.

[11] Y. Yin, E.A. Hoffman, K. Ding, J.M. Reinhardt, and C. Lin, “A cubic B-spline-based hybrid registration of lung CT images for a dynamic airway geometric model with large deformation,” *Medicine and Biology,* vol. 56, no. 1, pp. 203-218, 2011.

[12] W. Frstner, “A feature based correspondence algorithm for image matching,” *Int. Arch. Photogram. Remote Sensing*, vol. 26, pp. 150-166, 1986.

[13] J. Pilet, V. Lepetit, and P. Fua, “Fast non-rigid surface detection, registration and realistic augmentation,” *Int. Journal of Computer Vision*, vol. 76, no. 2, pp. 109-122, 2008.

[14] J.R. Shewchuk, “An introduction to the conjugate gradient method without the agonizing pain,” 1994.

[15] S. Allaire, J. Kim, S. Breen, D. Haffray, and V. Pekar, “Full orientation invariance and improved feature selectivity of 3D SIFT with application to medical image analysis,” *In Proc. of MMBIA.*, 2008.

[16] D. Kwon, I. Yun, K. Lee, and S. Lee, “Efficient feature-based nonrigid registration of multiphase liver CT volumes,” *In Proc. of BMVC*, 2008.

[17] X. Han, “Feature-constrained nonlinear registration of lung CT images,” *In* MICCAI 2010 Grand Challenges in Medical Image Analysis: Evaluation of *Methods for Pulmonary Image Registration(EMPIRE10)*, 2010.