

영역 이진화 모델링과 지역적 변형 모델을 이용한 시간차 흉부 CT 영상의 폐 실질 비강체 정합 기법

계희원[†], 이정진^{**}

요 약

본 논문에서는 시간차 흉부 CT 영상의 폐 실질 비강체 정합을 위하여 영역 이진화 모델링과 지역적 변형 모델을 이용한 정합 기법을 제안한다. 제안 기법은 먼저 폐 혈관과 실질을 분할하고, 영역 이진화 모델링을 수행하여 두 영상 사이의 밝기값의 차이에 따른 정합 오차를 최소화 한다. 다음으로 초기 정합 기법으로 두 폐 표면을 전역적으로 정렬하고, 지역적 변형 변환 모델을 제안하여 비강체 정합을 수행한다. 또한, 정합 후 감산된 시간에 따른 밝기값 차이가 미리 정의된 칼라 맵을 이용하여 가시화 된다. 실험 결과는 제안 기법이 10명의 환자에 대하여 최대호흡과 최소호흡 CT 영상에서 폐 실질을 정확하게 정합하였음을 보여주었다. 제안된 비강체 정합 기법은 폐 실질에 대한 정량적 분석 결과의 직관적인 칼라 매핑을 통하여 다양한 폐 질환의 정량적 분석에 유용하게 사용될 수 있다.

Non-rigid Registration Method of Lung Parenchyma in Temporal Chest CT Scans using Region Binarization Modeling and Locally Deformable Model

Hee-Won Kye[†], Jeongjin Lee^{**}

ABSTRACT

In this paper, we propose a non-rigid registration method of lung parenchyma in temporal chest CT scans using region binarization modeling and locally deformable model. To cope with intensity differences between CT scans, we segment the lung vessel and parenchyma in each scan and perform binarization modeling. Then, we match them without referring any intensity information. We globally align two lung surfaces. Then, locally deformable transformation model is developed for the subsequent non-rigid registration. Subtracted quantification results after non-rigid registration are visualized by pre-defined color map. Experimental results showed that proposed registration method correctly aligned lung parenchyma in the full inspiration and expiration CT images for ten patients. Our non-rigid lung registration method may be useful for the assessment of various lung diseases by providing intuitive color-coded information of quantification results about lung parenchyma.

Key words: Non-rigid Registration (비강체 정합), Locally Deformable Model (지역적 변형 모델), Chest CT (흉부 CT), Image Segmentation (영상 분할), Image Subtraction (영상 감산)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이정진, 주소 : 서울특별시 동작구 상도동 엠코타운센트럴파크 아파트 113동 303호(156-780), 전화 : 02)820-0911, E-mail : leejeongjin@ssu.ac.kr

접수일: 2013년 3월 12일, 수정일: 2013년 5월 1일
완료일: 2013년 5월 9일

[†] 정희원, 한성대학교 정보시스템공학과 조교수
(E-mail : kwei@hansung.ac.kr)

^{**} 정희원, 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수

※ 본 연구는 한성대학교 교내학술연구비 지원과제 임(계희원).

1. 서 론

시간차를 두고, 두 번 촬영된 폐 CT (Computed Tomography) 영상들에서 폐 실질의 변화를 가시화하는 것은 폐질환의 진단에 직관적이면서 유용한 정보를 제공하여 준다. 정기검진에서 CT 촬영의 일반화와 MDCT (Multi-Detector Computed Tomography)의 도입으로 인하여 하루에 촬영되는 폐 CT의 숫자와 한 번 촬영에서 판독을 해야하는 CT 슬라이스의 숫자가 크게 증가하고 있다. 또한, 폐의 경우는 호흡에 따른 움직임이 크고, 환자의 움직임이 있기 때문에 두 번 촬영된 폐 CT 영상들을 수작업으로 비교하여 분석하는 작업은 숙련된 의사에게도 큰 부담이 되는 작업이다.

시간차 폐 CT 영상들의 정합 기법에 대한 대표적인 기존 연구들은 다음과 같다. Betke 등은 시간차 폐 CT 영상들에서 폐종양들의 대응 관계 파악을 위하여 흉골, 척추골, 기관지 등의 해부학적 표식기를 자동으로 검출하여 초기 정합을 수행하고, 폐 표면 점들간의 거리를 ICP (Iterative Closest Point) 기법으로 최소화하는 어파인 정합 기법을 제안하였다[1]. 폐종양들의 대응 관계를 파악하는 시간차 폐 CT 영상들에서의 폐종양 정합 문제는 CT 영상이 대부분 최대호흡 시 촬영되므로 어파인 정합으로 해결이 가능하였다. 하지만, 시간에 따른 변형이 큰 비강체 정합 문제에는 적용이 불가능하다는 단점이 있다. Fan 등은 두 번의 CT 촬영에서 호흡에 따른 폐의 움직임을 보정하기 위하여 유체역학의 지배 운동방정식을 도입하여 폐의 비강체 정합을 수행하였다[2]. 하지만, 폐 실질은 유체로만 구성되어 있지 않기 때문에 정합을 위한 기본 모델의 가정에 한계가 있고, 최대호흡 영상과 최소호흡 영상의 정합과 같이 변형이 아주 큰 경우에 대한 모델의 검증이 이루어지지 않았다. Dougherty 등과 Torigian 등은 일련의 두 CT 영상들을 정합하기 위하여 광학 흐름 기반 비강체 정합 기법을 제안하였다[3,4]. 두 CT 영상들에 라플라시안 피라미드 (Laplacian pyramid)를 적용하여 호흡에 따른 밝기값의 변화를 보정하였다. 하지만, 이 기법은 변형이 큰 영상 데이터들에 대해서는 정합의 정확성이 떨어진다는 문제점이 있다. Wildberger 등은 상호정보량에 기반을 둔 비강체 정합 기법으로 조영후 폐 CT 영상과 조영전 폐 CT 영상을 정합

후 감산하여 폐색전증 진단에 관한 정보를 칼라맵을 통하여 제공하는 기법을 제안하였다[5]. 하지만, 이 기법 역시 호흡에 따른 지역적 변형이 큰 영상 데이터들에 대해서는 정합의 정확성이 부족하다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 영역 이진화 모델링과 지역적 변형 모델을 이용한 시간차 폐 CT 영상의 비강체 정합 기법을 제안한다. 먼저 초기 정합으로 각 영상들에서 분할된 폐 표면의 거리를 최소화하여 영상들 사이의 전역적 움직임을 보정한다. 다음으로 폐와 폐 혈관을 분할하여 이진화된 영상으로 모델링을 수행하고, 이진화된 영상이 잘 정렬되도록 지역적으로는 어파인 변형이면서 전역적으로는 변형이 부드럽게 변화하는 비강체 정합 모델로 영상들 사이의 지역적 변형을 보정한다. 제안 기법은 전역적인 어파인 변형만을 고려한 Betke 등의 기법[1]과 비교하여 호흡에 따른 폐의 지역적인 변형을 고려하여 정합의 정확성을 크게 높였고, 폐 내부를 유체로 가정한 Fan 등의 기법[2]과 비교하여 폐 혈관과 표면 등의 해부학적 표식기 정보를 이용하여 정합의 정확성을 높였다. 또한, Dougherty 등의 기법[3], Torigian 등의 기법[4], Wildberger 등의 기법[5]과 비교하여 제안 기법은 해부학적 표식기 정보의 사용과 가우시안 피라미드를 이용한 다중 해상도 기법으로 시간차를 두고 촬영된 두 CT 영상들 사이에 폐의 변형이 아주 심한 최소호흡과 최대호흡 CT 데이터의 경우에도 정확한 정합이 가능하다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. 2장에서는 본 논문에서 제안한 영역 이진화 모델링과 지역적 변형 모델을 이용한 시간차 폐 CT 영상의 비강체 정합 기법에 대하여 설명한다. 3장에서는 실험 결과를 기술하고, 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 시간차 폐 CT 영상의 비강체 정합 기법

본 논문에서 제안한 시간차 폐 CT 영상의 비강체 정합 기법은 세 가지 단계로 구성된다. 먼저 폐 표면과 폐 혈관을 분할하여 이진화된 영상을 만들고, 초기 정합으로 각 영상들에서 분할된 폐 표면의 거리를 최소화하여 영상들 사이의 전역적 움직임을 보정한다. 마지막으로 이진화된 영상이 잘 정렬되도록 지역적으로 적절하게 변형되면서 전역적으로는 부드럽

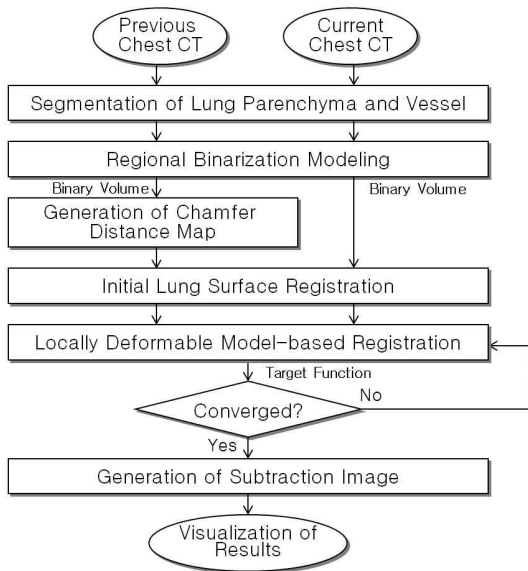


그림 1. 본 논문에서 제안한 기법

게 변화하는 비강체 정합 모델로 영상들 사이의 지역적 변형을 보정한다.

2.1 영역 이진화 모델링

폐 실질과 폐 혈관은 다음과 같이 분할한다. 먼저 CT 영상들에서 폐 실질과 밝기값이 비슷한 흉부 외부의 배경을 각 슬라이스의 가장 외곽의 점들을 씨앗점으로 하여 각 슬라이스마다 2차원 씨앗점 영역 성장법[6]을 수행하여 제거한다. 다음으로 최대호흡에 가까운 CT 영상들에서는 -1024HU (Hounsfield Unit) 이상 -400HU이하로 최소호흡에 가까운 CT 영상들에서는 -1024HU이상 -200HU이하로 3차원 씨앗점 영역 성장법[6]을 수행하여 폐 실질을 추출한다. 이때, 씨앗점은 기관지가 분지하는 위치의 기관지 부위를 템플릿을 기반으로 자동으로 추출한 후 중심점을 사용한다. 일반적으로 템플릿 기반 기법은 CT 영상의 해상도에 영향을 받는 문제점이 있다. 일반적으로 촬영되는 CT 영상의 해상도는 x, y축은 고해상도이고, z축 방향으로 획득되는 단면 영상의 간격이 5mm (저해상도)에서 1mm 미만 (고해상도)의 범위를 갖는다. 하지만, 폐 영상의 경우는 호흡에 따른 변형이 매우 크기 때문에 폐 비강체 정합을 수행하기 위해서는 z축 방향으로도 고해상도로 촬영이 되어야 하고, 본 논문에서 제안한 템플릿 기법은 이렇게 고해상도로 촬영된 CT 영상을 가정하고 있기 때문에 영상의 해상도에 따른 검출 정확도의 문제는 발생하지 않는

다. 같은 씨앗점을 이용하여 -1024HU이상 -950HU이하로 3차원 씨앗점 영역 성장법을 수행하면, 기관지가 추출되고, 미리 추출된 폐 실질에서 기관지 부위를 제거하면, 폐 만이 남게 된다. 남은 폐 실질에서 구멍 채움 연산을 수행하면, 폐 혈관이 포함된 폐 실질이 분할되고, 이 영역에서 -400HU이상인 영역들은 폐 혈관으로 볼 수 있고, 나머지 영역을 폐 실질로 볼 수 있다. 폐 내부 실질은 1번 클래스 (class)로 0의 값을 폐 혈관과 폐 외부는 2번 클래스로 1의 값을 할당하여 이 후의 정합 과정은 클래스 별로 분류가 된 그림 2와 같이 이진화된 영상을 대상으로 수행한다.

$$Density(p) = \begin{cases} 0 & p \in \text{폐실질} \\ 1 & p \in \text{폐혈관, 폐외부} \end{cases} \quad (1)$$

폐 실질과 폐 혈관 분할 기법의 전처리 과정으로 기존의 양자화 기법[7]을 이용할 수 있다. 하지만, 폐 영역의 경우 구분되어야 하는 영역의 개수가 작고, 영역을 구분하기 위하여 임상적으로 알려진 임계값의 범위가 존재하기 때문에 양자화 기법의 적용이 없이도 정확한 분할 결과를 얻을 수 있다. 또한, 3차원 연결 요소를 분석하고, 구멍 채움 등의 형태학적 연산이 필요하기 때문에 양자화 기법[7]의 적용 후에 본 논문에서 제안한 분할 기법의 적용이 필요하다.

이러한 기법을 통하여 폐의 호흡에 따른 동일한 위치에 대한 CT 촬영된 밝기값의 차이로 생길 수 있는 오차를 최소화하여 정합의 정확성을 크게 향상시킬 수 있다. 예를 들면, 최소호흡 CT에서는 최대호흡 CT의 동일한 위치에 대하여 물리적으로 밝기값이 크게 높아지게 되는 데, 본 논문에서 제안한 영역 이진화 모델링과 같은 기법의 적용이 없이는 대응되는 동일한 위치의 밝기값 차이는 정합의 오차의 원인이 된다.

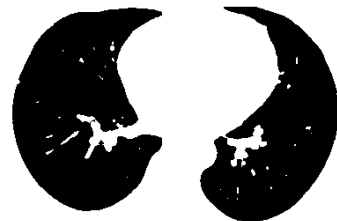


그림 2. 영역 이진화 모델링 적용 결과

2.2 폐 표면 정보를 이용한 초기 정합

두 표면들 사이의 정합을 위해서는 두 표면에서

대응되는 점들을 파악하고, 점들 사이의 거리를 최소화하여야 한다. 본 논문에서는 대응되는 점들을 파악하고, 거리를 계산하는 과정을 챔퍼 거리맵[8]을 이용하여 근사하여 가속화한다. 고정된 영상 (fixed image, F)의 표면으로부터 임의의 점까지의 거리가 거리맵을 통하여 근사되고, 움직이는 영상 (moving image, M)의 현재 위치에 해당되는 거리맵 값을 참조하면, 이 값이 움직이는 영상과 고정된 영상들 사이에 대응되는 점들 사이의 최소 거리로 간주될 수 있다. 챔퍼 거리맵은 전체 영상을 인접 거리 정보를 갖고 있는 전방향 마스크 (forward mask)와 역방향 마스크 (backward mask)로 각각 영상을 순회하면서 생성한다. 제안 기법의 거리맵은 3차원에서 생성되지만, 2차원의 예를 들면, 다음과 같이 생성된다. 전방향 스캔에서는 위에서 아래 방향으로 왼쪽에서 오른쪽 방향으로 영상 내의 모든 점 p 에 대하여 $f_1(p)$ 를 다음과 같이 계산한다.

$$f_1(p) = \begin{cases} 0 & p \in \text{표면} \\ \min(f_1(q) + 1 : q \in B(p)) & p \notin \text{표면} \end{cases} \quad (2)$$

이 식에서 $B(p)$ 는 점 p 에 바로 인접한 점들 중 스캔 방향에 반대 방향에 위치한 $(x, y+1)$, $(x-1, y)$, $(x-1, y+1)$, $(x+1, y+1)$ 로 구성된 점들의 집합을 나타낸다. 역방향 스캔에서는 아래 방향에서 위 방향과 오른쪽에서 왼쪽 방향으로 모든 점 p 에 대하여 $f_2(p)$ 를 다음과 같이 계산한다.

$$f_2(p) = \min(f_1(p), f_2(q) + 1 : q \in A(p)) \quad (3)$$

이 식에서 $A(p)$ 는 점 p 에 바로 인접한 점들 중 스캔 방향에 반대 방향에 위치한 $(x, y-1)$, $(x+1, y)$, $(x+1, y-1)$, $(x-1, y-1)$ 로 구성된 점들의 집합을 나타낸다. 이런 방식으로 챔퍼 거리맵이 생성되면, 두 표면들 사이의 평균 거리는 다음과 같이 계산된다.

$$AD = \frac{1}{N} \sum_{P \in M} \text{DistanceMap}_F(\text{Transform}(P)) \quad (4)$$

이 식에서 움직이는 영상 (M)의 점 P 가 고정된 영상 (F)의 점 $\text{Transform}(P)$ 로 변환되고, $\text{DistanceMap}_F(P)$ 는 고정된 영상에서 3차원으로 만들어진 챔퍼 거리맵의 점 P 의 위치에서의 거리 값이고, N 은 움직이는 영상과 고정된 영상의 중첩된 영역에서 점들의 개수이다.

변환 함수는 이동 변환과 회전 변환으로 이루어진

변환 함수를 사용하고, 변환식은 다음과 같이 결정된다[9].

$$P_F - C_F = R_x(\theta_x) \cdot R_y(\theta_y) \cdot R_z(\theta_z)(P_M - C_M) + T(T_x, T_y, T_z) \quad (5)$$

이 식에서 P_F 와 C_F 는 고정된 영상에서의 복셀과 중심의 좌표이고, P_M 과 C_M 은 움직이는 영상에서의 복셀과 중심의 좌표이다. 이 때 픽셀 크기와 슬라이스 스페이싱에 따른 볼륨 데이터와 관련된 차이는 x, y, z 축 방향의 스케일링 변환으로 보정하고, 정합 전 최대호흡과 최소호흡 CT 영상에서 각각 폐의 z 축 방향 크기의 차이를 z 축 방향의 스케일링 변환으로 정합 전에 보정한다. 변환 인자의 탐색을 위하여 파월의 방향 기법[10]을 적용하여 빠른 시간 내에 최적의 위치로 수렴하도록 한다. 탐색 순서는 $T_x, T_y, R_z, R_x, R_y, T_z$ 이고 일정 횟수를 반복시켜서 식 (4)의 평균 표면 거리를 최소화하도록 탐색하고, 표면 거리의 값에 더 이상 변화가 없으면 종료시킨다.

2.3 지역적 변형 모델을 이용한 비강체 정합

폐의 변형은 호흡 등에 의하여 매우 복잡한 특성을 갖고 있기 때문에 단순히 폐 표면의 정합만으로 모델을 하게 되면, 정확성이 매우 떨어지게 된다. 따라서 본 논문에서는 3차원 영상 내의 임의의 복셀이 두 영상 사이에서 자유롭게 지역적으로 변형[11]할 수 있는 비강체 정합 기법을 이용하여 폐 정합을 수행한다.

움직이는 영상 M 과 고정된 영상 F 가 어파인 (affine) 변환에 의하여 완전히 일치되도록 정합된다면, 다음과 같은 조건이 성립하게 된다.

$$M(x, y, z) = F(a_1x + a_2y + a_3z + t_1, a_4x + a_5y + a_6z + t_2, a_7x + a_8y + a_9z + t_3) \quad (6)$$

이 식에서 a_i 는 영상 전체에 대한 선형 어파인 변환의 인자들이고, t_i 는 영상 전체에 대한 이동 변환의 인자들이다. 영상 전체가 아닌 한 점의 근방 Ω 에서 식 (6)이 성립하는 최적의 지역적 선형 어파인 변환과 이동 변환의 인자들을 계산하면, 한 점에 대한 최적의 지역적 어파인 변형을 추측할 수 있다. 따라서 한 점 p 의 근방 Ω 에서 다음과 같은 오차 함수를 최소화하는 변환 인자들을 각 점마다 계산하면, 최적의 비강체 정합이 가능하다.

$$E_a = \sum_{\Omega} [M(x, y, z) - F(a_{p1}x + a_{p2}y + a_{p3}z + t_{p1}, a_{p4}x + a_{p5}y + a_{p6}z + t_{p2}, a_{p7}x + a_{p8}y + a_{p9}z + t_{p3})]^2 \quad (7)$$

이 식에서 a_{pi} 는 점 p 에 대한 선형 어파인 변환의 인자들이고, t_{pi} 는 점 p 에 대한 이동 변환의 인자들이다. 점 p 를 중심으로 근방 Ω 는 $5 \times 5 \times 5$ 의 정육면체로 근사한다.

식 (7)만을 만족하도록 지역적 변환 인자 a_{pi}, t_{pi} 들을 각 점마다 계산할 경우 지역적 최적의 정합은 가능하나 공간상에서 변형의 변화가 큰 부분에서는 구멍 (hole)이 생기는 등의 문제가 발생한다. 따라서 변환 인자들이 공간적으로 조금씩 변화한다고 가정하고, 변환 인자들의 공간적인 변화를 최소화 하도록 다음과 같은 평활화 (smoothness) 항[12]을 오차 함수에 추가할 필요가 있다.

$$E_s = \sum_{i=1}^9 [(\frac{\partial a_{pi}}{\partial x})^2 + (\frac{\partial a_{pi}}{\partial y})^2 + (\frac{\partial a_{pi}}{\partial z})^2] + \sum_{i=1}^3 [(\frac{\partial t_{pi}}{\partial x})^2 + (\frac{\partial t_{pi}}{\partial y})^2 + (\frac{\partial t_{pi}}{\partial z})^2] \quad (8)$$

결국 지역적으로 어파인 변형이면서 전역적으로는 변형이 부드럽게 변화하는 최적의 변환 인자는 식 (7)과 식 (8)을 동시에 만족시키는 다음과 같은 오차 함수를 최소화하도록 계산한다.

$$E = E_a + E_s \quad (9)$$

위 오차 함수의 최적화는 뉴턴-랩선 (Newton-Raphson) 반복 기법으로 수행된다. 각 반복마다 움직이는 영상은 현재 구해진 최적의 지역적 변환에 따라서 워핑이 되어 다음 반복 계산 시에는 워핑된 영상과 고정된 영상에서 최적의 변환 인자들을 탐색하게 된다.

지역적 어파인 변형을 계산하기 위한 근방 Ω 가 $5 \times 5 \times 5$ 의 정육면체로 제한되기 때문에 본 논문에서는 다중 해상도 기법을 적용한다. 이를 위하여 정합의 대상이 되는 두 영상들에 대하여 각각 가우시안 피라미드를 생성한다. 가우시안 피라미드는 현재 단계의 $2 \times 2 \times 2$ 영역의 평균이 다음 단계의 1 복셀의 값으로 줄어들게 된다. 본 논문에서는 원 영상을 포함하여 5 단계의 계층 구조를 생성하고, 해상도가 낮은 영상에서 지역적 어파인 변형을 계산하여 다음 단계의 초기 상태 값으로 넘겨주는 방식으로 변형이 심한 영역들의 정합을 가능하게 한다.

3. 실험 결과

제안 기법에 대한 실험은 Intel Core i7 2.8GHz CPU와 8GB 메모리를 갖는 시스템에서 수행되었다. 제안 기법은 0.75mm 슬라이스 두께와 간격을 갖는 10명의 최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상 데이터에 적용이 되었다. 임상 데이터는 서울아산병원의 지멘스 Sensation 16 채널 MDCT에서 촬영되었다. 촬영 인자는 120kVp, 200mA, 0.5s 회전 시간, 512×512 픽셀 매트릭스를 사용하였고, 디텍터-로우 설정은 0.75 mm×16.0mm였다. CT 영상의 슬라이스 수는 450장에서 550장 내외였다. 한 환자에 대하여 최대호흡 시와 최소호흡 시에 대하여 두 번에 걸쳐 촬영이 되었다.

최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상들에서 본 논문의 제안 기법으로 폐와 폐 혈관을 분할하고, 정합하여 시각적 검사, 상호정보량에 의한 정량적 정확성 평가, 감산 영상의 칼라 매핑 (color mapping)을 통한 임상적 유용성 분석을 수행하였다.

먼저, 시각적 검사로 정합 전 영상들과 정합 후 영상을 3차원 볼륨 렌더링으로 비교하였다. 그림 3(a)는 최대호흡 CT 영상에서 분할된 폐 표면을 나타내고, 그림 3(b)는 최소호흡 CT 영상에서 분할된 폐 표면을 나타낸다. 그림 3(c), (f)에서와 같이 정합 전에는 큰 차이를 보이는 최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상들이 제안 기법으로 초기 정합을 수행한 후에는 그림 3(d), (g)에서와 같이 전체적인 형태가 유사해지고, 비강체 정합을 수행한 후에는 그림 3(e), (h)에서와 같이 정확하게 일치함을 3차원 볼륨 렌더링 결과를 통하여 시각적으로 확인할 수 있었다.

다음으로 최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상들의 정합의 정확성을 NMI (Normalized Mutual Information) 유사성 척도[9]를 사용하여 표 1에서와 같이 정량적으로 평가하였다. 10명의 환자에 대한 최대호흡-최소호흡 CT 영상들의 초기 및 비강체 정합에서 폐 내부의 영역에 대하여 측정한 평균 NMI 유사성 척도는 초기 상태에서 1.0031였고, 초기 정합 후에는 1.0039, 비강체 정합 후에는 1.0125으로 비강체 정합에서 두 영상들 사이의 유사도가 가장 높음을 확인할 수 있었다.

다음으로 감산 영상의 칼라 매핑을 통한 제안 기법의 임상적 유용성 분석을 수행하였다. 최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상들을 제안 기법으로 정합 후에

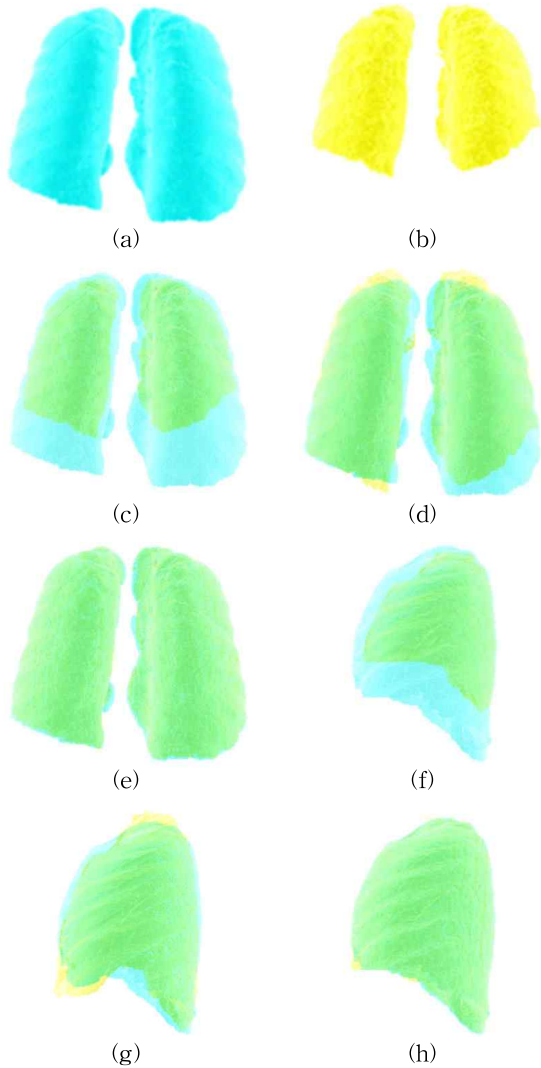


그림 3. 최대호흡 (하늘색)-최소호흡 (노란색) CT 영상들의 정합 결과의 3차원 볼륨 렌더링 영상 (a) 최대호흡 CT 영상에서 분할된 폐 (b) 최소호흡 CT 영상에서 분할된 폐 (c) 정합 전 초기 위치 (정면) (d) 초기 정합 후 결과 (정면) (e) 제안 기법으로 비강체 정합 후 결과 (정면) (f) 정합 전 초기 위치 (측면) (g) 초기 정합 후 결과 (정면) (h) 제안 기법으로 비강체 정합 후 결과 (측면)

폐 실질에 대해서 최소호흡 CT 밝기값에서 최대호흡 CT 밝기값을 감산하여 감산 정보를 최대호흡 CT 영상의 폐 실질에 그림 4와 같이 보여주었다. 그림 4(a)는 최대호흡 CT 영상에서 특정 위치의 coronal

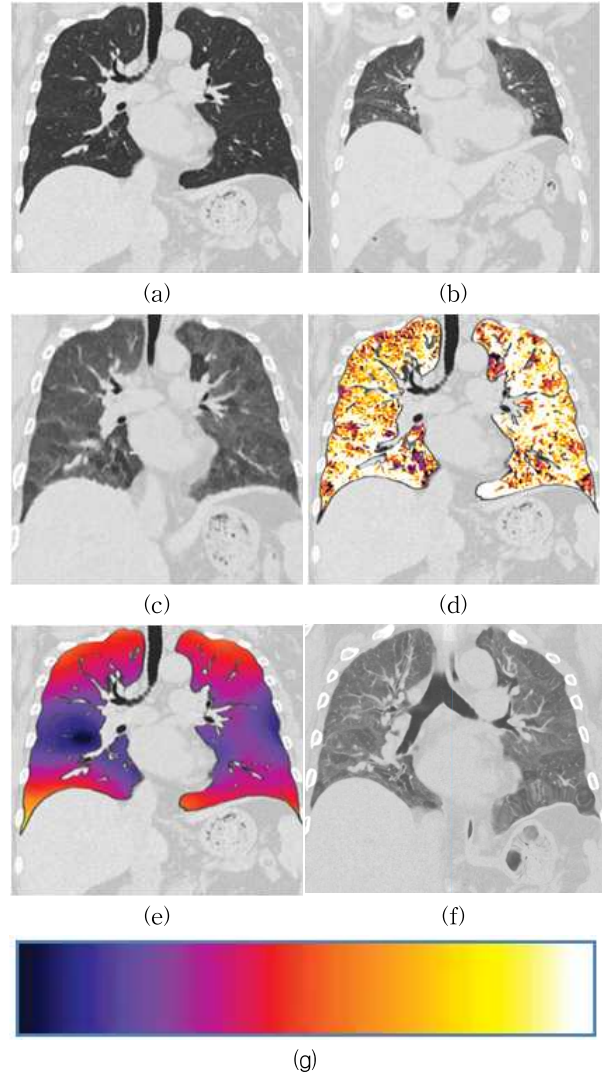


그림 4. 최대호흡-최소호흡 CT 영상들의 정합 후 감산 영상 (a) 최대호흡 CT 영상 (b) 대응되는 최소호흡 CT 영상 (c) 최대호흡 CT 영상으로 비강체 정합된 최소호흡 CT 영상 (d) 최대호흡 CT 영상의 폐 실질에 감산 영상 정보를 통한 칼라 매핑 (e) 폐의 무게 중심을 기준으로 변형되는 정도를 시각화 (f) 기존 기법[4]으로 비강체 정합된 최소호흡 CT 영상 (g) 칼라 매핑 테이블 (작은 값은 어두운 밝기값에 매핑됨)

평면 영상이고, 그림 4(b)는 대응되는 위치의 최소호흡 CT 영상에서 coronal 평면 영상을 보여주었다. transverse 평면 영상에 비하여 coronal 평면 영상은 폐의 z축 방향의 움직임은 더욱 효과적으로 시각화

표 1. 제안 기법의 정합 정확성 평가 결과 (NMI 척도)

번 호	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
초기 상태	1.0012	1.0029	1.0039	1.0025	1.0029	1.0043	1.0042	1.0036	1.0027	1.0024
초기 정합 후	1.0038	1.0031	1.0044	1.0031	1.0037	1.0049	1.0047	1.0047	1.0035	1.0035
비강체 정합 후	1.0123	1.0126	1.0149	1.0101	1.0128	1.0143	1.0124	1.0137	1.0109	1.0112

할 수 있기 때문에 본 논문에서는 coronal 평면 영상으로 결과를 가시화하였다. 그림 4(c)는 그림 4(b)의 영상이 그림 4(a)의 영상으로 비강체 정합된 결과를 보여주었다. 흑백 영상 정보는 차이를 파악하기가 쉽지 않기 때문에 그림 4(g)와 같이 칼라 매핑 테이블을 이용하여 감산 영상 정보를 그림 4(d)와 같이 칼라 매핑하면, 어두운 칼라를 갖는 영역이 최소호흡 CT 영상과 최대호흡 CT 영상 사이에서 CT 밝기값의 증가가 작은 부분을 의미하여 이 부분들이 폐 질환 영역에 해당하는 공기 포획 영역을 나타냈다. 따라서 제안 기법을 이용하면, 의사의 수작업 비교가 필요 없이 두 영상들을 정합한 후 최대호흡 CT 영상에 감산 영상 정보를 그림 4(d)와 같은 칼라 매핑하여 공기 포획에 대한 진단 정보를 직관적으로 제공하여 줄 수 있었다. 또한, 그림 4(e)와 같이 폐의 무게 중심을 기준으로 두 CT 영상 사이에서 폐의 변형을 변형 크기에 따라 가시화가 가능하여 폐의 움직임에 관한 정보를 직관적으로 제시하여 줄 수 있었다. 한 환자에 대하여 최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상의 정합에 소요되는 총 계산 시간은 평균적으로 약 10분 정도였다.

제안 기법과 기존 기법인 Torigian 등의 기법[4]을 비교하기 위하여 동일한 데이터 셋에 대하여 비강체 정합을 기존 기법[4]으로 수행하였다. 그림 4(f)는 그림 4(a)의 최대호흡 CT 영상에 그림 4(b)의 최소호흡 CT 영상을 기존 기법[4]으로 비강체 정합한 결과이다. 그림 4(f)에서 볼 수 있듯이 폐 내부의 일부 영역은 비교적 정확한 정합이 가능하였으나 그 외에 다른 영역들에서는 오정합이 많이 발생한 것을 볼 수 있었다. 10명의 환자에 대한 평균 NMI 유사성 척도는 1.0061로 제안 기법보다 크게 낮은 것을 확인할 수 있었다. 실행 시간은 평균적으로 약 2분 정도로 제안 기법에 비하여 빨랐으나 정확성이 중요한 임상 적용에 있어서는 수행 시간이 느리더라도 정확한 정합이 가능한 제안 기법이 더 적합하다고 볼 수 있다.

또한, 제안 기법을 이용하면, 임상적으로 공기 포획 질환의 진단에 있어서 정량적 분석이 가능하다. 그림 5의 예에서와 같이 정합된 최소호흡 CT 영상의 폐 실질 내부의 밝기값에서 최대호흡 CT 영상의 폐 실질 내부의 밝기값을 감산하여 그 차이를 히스토그램으로 표현하여 분석할 수 있다. 공기 포획 질환은 이 밝기값의 차이가 낮은 영역에 존재하게 되므로 차이 값의 임계값을 임상적으로 설정하여 해당 임계

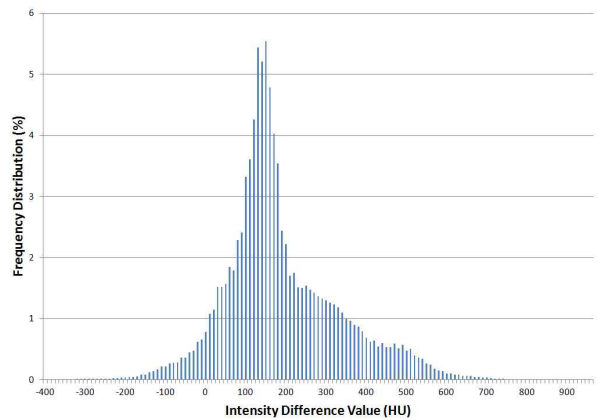


그림 5. 정합 후 밝기값 차이 히스토그램

값보다 낮은 영역의 비율을 객관적인 수치로 측정할 수 있다. 또한, 최대 빈도 값과 평균 차이값을 계산할 수 있고, 폐 실질 내부를 로브 (lobe)로 분할하여 각 로브 별로도 정량적 분석을 수행할 수 있다. 기존에는 임상에서 정성적으로 공기 포획 질환의 존재 여부와 정도를 주관적으로 표현하였고, 이에 따라 질환의 진행 여부에 대한 판단도 주관적인 느낌에 의존하였다. 하지만, 제안 기법을 이용하면, 각 환자별 공기 포획 질환의 정도를 히스토그램과 수치로 객관적으로 표현하여 질환의 진행 및 치료제의 효과를 객관적으로 비교 및 분석이 가능하여 공기 포획 질환의 진단과 치료에 큰 기여가 가능하다.

4. 결 론

본 논문에서는 영역 이진화 모델링과 지역적 변형 모델을 이용한 시간차 폐 CT 영상의 비강체 정합 기법을 제안하였다. 제안 기법은 먼저 폐 혈관과 실질을 분할하였고, 영역 이진화 모델링을 수행하여 두 영상 사이의 밝기값의 차이에 따른 정합 오차를 최소화 하였다. 또한, 이진화된 영상이 잘 정렬되도록 지역적으로는 어파인 변형이면서 전역적으로는 변형이 부드럽게 변화하는 비강체 정합 모델로 영상들 사이의 지역적 변형을 보정하였다. 10 명의 환자 데이터에 대하여 최대호흡-최소호흡 폐 CT 영상들의 정합에 제안 기법을 적용하여 시각적 검사, 상호정보량에 의한 정량적 정확성 평가를 통하여 제안 기법의 정확성을 검증하였다. 제안 기법은 공기포획과 같은 두 번 촬영된 폐 CT 영상들을 분석해야 하는 진단 과정에 매우 유용한 임상적 정보를 제공하여 줄 수 있다.

참 고 문 헌

[1] M. Betke, H. Hong, D. Thomas, 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.

[2] L. Fan and C.W. Chen, "3D Warping and Registration from Lung Images," *Proc. SPIE Medical Imaging*, Vol. 3660, pp. 459- 470, 1999.

[3] L. Dougherty, D.A. Torigian, J.D. Affuso, J.C. Asmuth, and W.B. Geffer, "Use of an Optical Flow Method for the Analysis of Serial CT Lung Images," *Academic Radiology*, Vol. 13, No. 1, pp. 14-23, 2006.

[4] D.A. Torigian, W.B. Geffer, J.D. Affuso, K. Emami, and L. Dougherty, "Application of an Optical Flow Method to Inspiratory and Expiratory Lung MDCT to Assess Regional Air Trapping: a Feasibility Study," *American Journal of Roentgenology*, Vol. 188, No. 3, pp. 276- 280, 2007.

[5] J.E. Wildberger, E. Klotz, H. Ditt, E. Spuntrup, A.H. Mahnken, and R.W. Gunther, "Multislice Computed Tomography Perfusion Imaging for Visualization of Acute Pulmonary Embolism: animal experience," *European Radiology*, Vol. 15, No. 7, pp. 1378-1386, 2005.

[6] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital image processing*, Prentice Hall, New Jersey, U.S.A., 2008.

[7] 전태룡, 김광백, "양자화 기법과 개선된 SOM 알고리즘을 이용한 CT 영상에서의 간 종양 추출 및 분석," 2007년 한국멀티미디어학회 춘계 학술발표논문집, pp. 282-293, 2007.

[8] G. Borgefors, "Distance Transformations in Arbitrary Dimensions," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol. 27, No. 3, pp. 321-345, 1984.

[9] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G.

Marchal, and P. Suetens, "Multimodality Image Registration by Maximization of Mutual Information," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 16, No. 2, pp. 187-198, 1997.

[10] F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Suetens, "Comparative Evaluation of Multiresolution Optimization Strategies for Multimodality Image Registration by Maximization of Mutual Information," *Medical Image Analysis*, Vol. 3, No. 4, pp. 373-386, 1999.

[11] W.R. Crum, T. Hartkens, and D.L.G. Hill, "Non-Rigid Image Registration: Theory and Practice," *The British Journal of Radiology*, Vol. 77, No. 2, pp. 140-153, 2004.

[12] 이정진, 이호, 김정근, 이창경, 신영길, 이윤철, 이민선, "동적 MR 영상에서 비강체 정합과 감산 기법을 이용한 자동 전립선 분할 기법," 멀티미디어학회논문지, 제14권, 제3호, pp. 348-355, 2011.

계 희 원



1999년 2월 서울대학교 전산과학과 학사
 2001년 2월 서울대학교 전기컴퓨터공학부 석사
 2005년 8월 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사

2007년 9월~현재 한성대학교 정보시스템공학과 조교수
 관심분야 : 볼륨 가시화, 실시간 렌더링, 대용량 영상처리

이 정 진



2000년 2월 서울대학교 기계항공공학부 학사
 2002년 2월 서울대학교 컴퓨터공학부 석사
 2008년 8월 서울대학교 컴퓨터공학부 박사
 2007년 10월~2009년 2월 울산대학교 영상학과 연구교수

2009년 3월~2013년 2월 가톨릭대학교 디지털미디어학부 조교수
 2013년 3월~현재 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수
 관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 변형체 모델링, 3차원 가상 내시경 및 가상 수술