

수술 중 촬영된 2D XA 영상과 수술 전 촬영된 3D CTA 영상의 고속 강체 정합 기법

박태용[†], 신용빈^{**}, 임선혜^{***}, 이정진^{****}

요 약

본 논문에서는 수술 중 촬영된 2D XA(X-ray Angiogram) 영상에 수술 전 촬영된 3D CTA (Computed Tomography Angiography) 영상 정보를 융합 가시화하기 위한 고속의 강체 정합 기법을 제안한다. 본 논문에서는 두 혈관 사이의 특징점 정보를 이용하여 예측 투영 위치 지점을 추정하는 삼각 측정을 통한 추정치 예측 기법을 제안하여 빠르고 견고한 초기 정합이 가능하다. 이에 더하여 주축을 생성하여 정렬시킨 후 경계 상자를 이용하여 혈관의 형태를 비교하는 방법으로 더욱 정확한 초기 정합이 가능하다. 다음으로 정밀 정합은 선택적 거리 측정을 통하여 각 영상에서의 혈관들의 거리 차이가 최소인 위치로 영상을 정합한다. 실험으로 5명의 환자 데이터에 대하여 영상정합을 하였고, 기존 기법과 수행 속도와 정확성, 견고성 측면에서 비교 평가하였다. 실험 결과 제안 기법은 기존 기법에 비하여 최적의 위치로 빠르고 견고하게 정합되었다.

Rapid Rigid Registration Method Between Intra-Operative 2D XA and Pre-operative 3D CTA Images

Taeyong Park[†], Yongbin Shin^{**}, Sunhye Lim^{***}, Jeongjin Lee^{****}

ABSTRACT

In this paper, we propose a rapid rigid registration method for the fusion visualization of intra-operative 2D XA and pre-operative 3D CTA images. In this paper, we propose a global movement estimation based on a trilateration for the fast and robust initial registration. In addition, the principal axis of each image is generated and aligned, and the bounding box of the vascular shape is compared for more accurate initial registration. For the fine registration, two images are registered where the distance between two vascular structures is minimized by selective distance measure. In the experiment, we evaluate a speed, accuracy and robustness using five patients' data by comparing the previous registration method. Our proposed method shows that two volumes can be registered at optimal location rapidly, and robustly comparing with the previous method.

Key words: Medical imaging(의료영상), Rigid registration(강체정합), X-ray angiogram(XA 영상), Computed tomography angiography(CTA 영상)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이정진, 주소 : 서울특별시 동작구 상도1동 숭실대학교 컴퓨터학부 정보과학관 328호(156-743), 전화 : 02) 820-0911, E-mail : leejeongjin@ssu.ac.kr

접수일 : 2013년 10월 15일, 수정일 : 2013년 11월 11일
완료일 : 2013년 11월 21일

[†] 정회원, 가톨릭대학교 디지털미디어학과

(E-mail : pak14kr@catholic.ac.kr)

^{**} 정회원, 숭실대학교 컴퓨터학부

(E-mail : yongbin.shin@ssu.ac.kr)

^{***} 준회원, 가톨릭대학교 디지털미디어학과

(E-mail : plsbncc@catholic.ac.kr)

^{****} 정회원, 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수

※ 본 연구는 미래창조과학부 및 한국산업기술평가관리원의 산업융합원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행하였음. [10044910, 다중의료영상을 활용한 3차원 초정밀 시뮬레이션 기반 심·혈관 질환 진단·치료지원 통합소프트웨어 시스템 개발]

1. 서 론

최근 서구식 식생활, 평균수명의 연장, 운동부족 등의 원인으로 관상동맥 질환이 급격하게 증가하고 있다[1,2]. 관상동맥 질환은 관상동맥이 협착으로 인해 좁아지거나 폐쇄되어 심근에 대사요구를 충족시키지 못하여 발생하는 질환이다[2]. 대표적 치료방법으로 금속 그물망인 스텐트를 병변에 삽입하여 전개 시킴으로 협착을 완화시키는 스텐트 삽입술이 이용되고 있다[2,3]. 스텐트 삽입술은 비수술적 치료방법으로 최소한의 절개와 마취, 침습적 조작을 이용하기 때문에 환자가 느끼는 육체적, 정신적, 경제적 부담이 적다는 장점이 있다[4]. 하지만 시술이 2D XA(X-ray Angiogram) 영상에 의존하여 삼차원 구조 파악은 의료진의 직관과 촉각적 피드백에 좌우되기 때문에 고난이도 시술의 정확성을 담보하기 어렵다는 단점이 있다[5]. 이러한 단점을 보완하기 위하여 시술 중 획득되는 2D XA 영상과 시술 전 획득된 3D CTA(Computed Tomography Angiography) 영상을 정합하여 시술 중 실시간으로 보여줄 수 있는 시술보조 기술에 대한 연구가 활발히 수행되고 있다.

기존에 제안된 2D/3D 정합 기법은 정합 과정에 따라 크게 명암도 기반, 특징 기반정합 기법으로 구분된다. 명암도 기반 정합 기법은 영상 내 화소의 명암도 사이의 변화량을 계산하는 방법으로 영상 전체를 비교에 사용하기 때문에 정확도가 높은 반면, 수행시간이 오래 걸리고 명암도 변화 및 잡음에 민감하여 국부 최소에 빠지는 문제가 발생할 수 있다[6,7]. Hipwell et al.[8]은 PI(Pattern Intensity), 그래디언트 상관관계, 그래디언트 차이를 이용한 유사도 측정 방법과 Best Neighbor 알고리즘을 이용한 최적화 기법을 통해 정합을 수행하였다. 이 방법은 높은 정확성을 보여주지만, 수행시간이 많이 소요된다는 단점이 있다. Kerrien et al.[9,10]은 Calibration 과정을 통해 왜곡계수, 회전각도, 크기변환 추정치를 측정하고, 정규화된 교차 상관값(Normalized Cross Correlation, NCC)을 이용하여 이동변수를 측정하였다. 하지만 NCC의 최적화를 위하여 영상 전체를 검색함으로써 많은 수행시간이 소요되고, 3D 영상과 2D영상이 반드시 동일 장비에서 습득 되어야 한다는 단점이 있다.

특징 기반 정합 기법은 정합을 위해 영상의 특징

을 추출하고, 추출된 특징 간의 공통된 속성정보를 이용한 대응관계를 설정하여 영상을 정합시키는 방법이다[7]. 이 기법은 특징만을 이용하기 때문에 정확성이 떨어지는 반면, 빠른 정합이 가능하다[6]. 또한 기하학적 거리를 평가하여 정합하기 때문에 명암도 변화에 강인하여 국소 최소점에 빠지지 않고 더욱 강건하다는 장점이 있다. Alerin et al.[11]은 혈관의 중심선을 추출하여 중심선간의 거리값 최적화를 위해 Brent 알고리즘을 이용하였다. Brent 알고리즘은 최적의 해를 찾는 가장 좋은 방법 중 하나이지만, Complex roots를 찾지 못한다는 단점이 있다. 또한 정합 평가를 위하여 추출된 혈관을 추가로 분할하여 알고리즘을 수행해야 한다는 문제점이 있다. Lavalée et al.[12,13]은 N-Planes bicubic spline을 이용하여 X-ray 원점(source)으로부터 2D XA 영상의 윤곽선까지 투영선(projection line)을 연결하고 3D CTA 영상의 표면과 유클리드 거리를 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 이용하여 거리가 최소가 되도록 하였다. 하지만 Levenberg-Marquardt 알고리즘은 데이터와의 반복적 연산이 필요하기 때문에, 데이터의 양이 증가할수록 연산량은 기하급수적으로 증가하는 문제점이 있다. Kim et al.[14]은 3단계로 구성된 기법을 제안하였다. 먼저 혈관의 중심선을 추출하여 Calibration 과정을 통해 생성된 변수를 이용하여 크기변환과 회전변환 후 투영함으로써 영상의 공간적 차원을 일치시켰다. 투영된 이차원 영상에 회전, 이동, 크기변환을 반복적으로 수행함으로써 혈관들 사이의 거리 최적화를 수행한다. 마지막으로 Haili Chui et al.[15]이 제안한 TPS-RPM(The Thin Plate Spline Robust Point Matching) 알고리즘을 이용하여 두 혈관의 중심선을 매칭한다. 하지만 TPS-RPM 알고리즘은 지역적 오류가 있는 지점에서 국부 최소에 수렴하여 잘못된 최종 결과를 가져올 수 있다. 또한 3D 객체의 변환을 고려하지 않음으로써 정합 후 결과를 3D CTA 영상에 적용할 수 없다는 단점이 있다.

이와 같은 문제점들을 해결하기 위하여 본 논문에서는 수술 중 촬영된 2D XA 영상과 수술 전 촬영된 3D CTA 영상의 빠르고 정확한 실시간 정합을 위하여 주축을 기반으로 한 새로운 정합 기법을 제안한다. 제안 기법은 빠른 정합을 위해 영상으로부터 추출된 혈관의 골격화(Skeletonization) 정보를 이용하

였다. 또한 Calibration 과정을 통해 생성된 변수들을 사용함으로써 빠르고 정확한 초기 추정치(Initial Estimation)를 적용시켰다[9,10]. 혈관의 위치와 형태는 촬영 프로토콜, 환자의 자세, 심장 박동과 호흡 등에 따라 많은 영향을 받는다[16]. 따라서 이를 보완하기 위해 삼각측정을 이용한 회전 추정치 예측 기법을 추가로 도입하였다. 삼각측정은 두 혈관 사이의 특징점을 이용하여 기하변환 관계를 통해 예측 투영 지점을 추정함으로써 회전변환에 대한 오차를 보완하여 견고성을 향상시키고, 비교적 간단한 수식을 이용하여 정확한 회전 추정치 획득으로 정합을 위한 최적화 소요 시간을 단축시킨다. 그리고 새로운 주축을 생성하여 정렬시킨 후 경계 상자를 이용하여 혈관의 형태를 판별하는 초기정합을 수행함으로써 국부 최소에 수렴할 확률을 낮추어 견고한 수렴을 가능하게 한다. 또한 이 방법은 혈관의 곡률정보를 획득하기 위해 미분이나 복잡한 수식을 이용하지 않고 비교적 간단한 방법을 이용하기 때문에 빠르면서 정확한 초기 추정치 판별이 가능하다. 정밀정합은 선택적 거리측정을 통해 두 혈관의 거리차이가 최소인 위치로 영상을 정합한다. 정밀 정합 이전에 초기정합을 수행함으로써 회전 벡터와 이동 벡터의 변위를 제한하여 영상 전체에 대한 거리맵 생성이 불필요하게 되어 거리맵 생성에 소요되는 시간이 단축되고, 전역적 회전 및 이동 변위 보정을 통해 불필요한 연산량을 줄여 더욱 빠르고 견고한 2D/3D 실시간 정합이 가능하다. 실험으로 5명의 환자 데이터에 대하여 영상정합을 수행하였고, 기존의 Kim et al.[14] 정합 방법과 정합 정확성, 수행속도, 견고성 측면에서 비교 평가하였다.

본 논문의 다음과 같은 순서로 구성되어 있다. 2장에서는 본 논문에서 제안한 2D/3D 영상의 실시간 정합 기법에 대하여 설명한다. 3장에서는 본 방법을 사용한 정합 결과를 제시하며, 육안평가, 수행시간 및 견고성 측면에서 분석 결과를 제시하고, 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 2D/3D 영상 정합

본 논문에서는 동일 환자에 대해 시술 전 획득된 3D CTA 영상과 시술 중 획득된 2D XA 영상의 혈관을 정합시키기 위해 그림 1과 같은 방법을 이용한

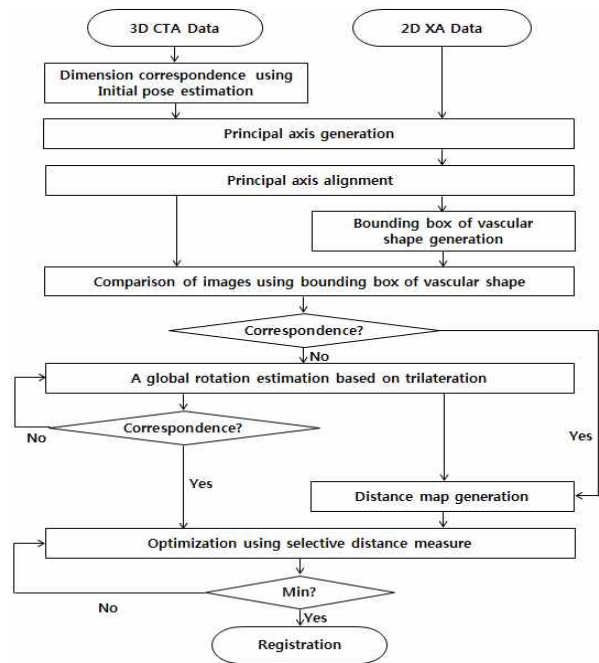


그림 1. 2D/3D 영상 정합 단계

빠르고 견고한 2D-3D 정합 방법을 제안한다.

먼저 Calibration 과정에서 생성된 변수들[9]을 이용하여 기하변환 및 투영 과정을 수행한다. 두 영상의 공간적 차원을 일치시킨 후 본 논문에서 제안하는 주축정렬 및 경계 상자를 이용한 초기정합을 수행함으로써 두 영상 간 전역적 이동 및 회전 변위 차이를 보정한다. 또한 본 논문에서는 촬영 프로토콜, 환자의 자세, 심장 박동과 호흡 등에 영향을 받아 변형된 혈관의 위치와 형태를 보완하기 위하여 삼각측정을 이용한 회전 추정치 예측 기법을 추가로 제안하여 정합기술의 효율성을 향상시키고자 한다. 초기정합 후 중심선 영상에 대하여 지역적 거리전파[18]를 통해 2차원 거리맵을 생성하고, 선택적 거리측정에 의한 최적화 과정을 통해 두 영상을 정합한다.

2.1 초기 위치 추정을 통한 정합공간의 일치

2D/3D 영상의 정합을 위해서는 두 영상의 공간적 차원을 일치시키는 작업이 선행되어야 한다. 빠르고 정확한 초기 추정치 사용을 위하여 Calibration 과정에서 생성된 변수들을 이용하여 삼차원 3D CTA 데이터를 기하변환 시킨 후 2D 영상으로 투영하여 2D 영상과 3D영상의 공간적 차원을 일치시켰다[9].

Calibration이란 실세계 좌표계에 대해서 카메라의 외부 변수와 내부 변수를 결정하는 일련의 과정을

말하는데, 내부 변수와 외부 변수는 호모그래피 행렬의 요소로 사용되어 실세계의 한 점 $Q=(X, Y, Z)$ 를 영상 평면 상의 한 점 $q=(x, y)$ 로 투영 변환하는데 사용된다. 이러한 변환을 동차 좌표계로 표현하면 식 1과 같은 간단한 행렬의 곱셈으로 나타낼 수 있다 [17].

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = K[R|t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} fm_x & 0 & p_x \\ 0 & fm_y & p_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

f 는 초점거리(focal length), p_x, p_y 는 주점(principal point), m_x, m_y 는 pixel/mm로 물리적 단위를 화소 단위로 변환하는데 사용되는 변수(Camera pixel size)이고, r 은 회전(Rotation), t 는 이동(Translation)에 사용되는 변수이다.

2.2 주축과 경계 상자를 이용한 초기정합

2D 영상과 3D 영상에서 혈관의 위치와 형태는 촬영 프로토콜, 환자의 자세, 심장 박동과 호흡 등에 따라 많은 영향을 받는다[16]. 따라서 초기정합을 수행하여 전역적 이동 변이 보정과 형태 정보 비교를 통한 초기 추정치 판별이 필요하다. 이를 위하여 대부분 기존 연구에서는 미분을 통한 기울기, 곡률, 벡터 등의 정보를 이용하여 형태정보를 측정하여 비교하였다. 이러한 비교방법은 직접 혈관의 정보를 추출해야하고, 추출된 혈관 정보를 비교하기 위한 측정방법이 추가로 필요할 뿐 아니라 계산에 소요되는 시간도 증가하게 된다. 이에 본 논문에서는 초기정합의 효율성을 높이고, 수행시간을 효과적으로 단축하기 위해 새로운 주축을 생성하여 정렬시킨 후 경계 상자를 이용하여 혈관의 형태를 비교하는 초기정합 방법을 제안한다. 주축 정렬은 3D 중심선과 2D 중심선의 시작점과 끝점을 구분하여 두 점을 잇는 새로운 주축을 생성한 후, 3D 영상의 주축과 2D 영상의 주축이 같은 직선을 공유하도록 정렬시킨다. 주축만을 이용하여 초기정합을 수행하게 될 경우 혈관의 형태정보를 고려할 수 없기 때문에 혈관의 내부적·외부적 요인에 따른 변형으로 인한 초기 추정치 오차가 발생할 수 있다. 이는 정합을 위한 수행시간이 오래 걸리거나, 잘못된 정합 결과를 가져올 수 있다. 따라서 경계 상자를 이용한 혈관의 형태 비교를 통한 초기 추정치 판별을 수행한다. 경계 상자는 중심선의 x, y축 최소,

최대값인 $x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max}$ 를 구하고, (x_{min}, y_{min}) 과 (x_{max}, y_{max}) 를 꼭지점으로 이용하여 식 2를 만족하는 $r \times r$ 개의 영역으로 분할한다.

$$\begin{aligned} (x_{min} + (i-1)(x_{max} - x_{min})/r < A_{ij} \leq x_{min} + i(x_{max} - x_{min})/r, \\ y_{min} + (j-1)(y_{max} - y_{min})/r < A_{ij} \leq y_{min} + j(y_{max} - y_{min})/r) \end{aligned} \quad (2)$$

(단, $i, j = 1, 2, 3, \dots, r$)

분할된 영역은 중심선을 포함하는 영역과 포함하지 않는 영역으로 구분되어, 두 영상의 중심선이 동일한 영역에서 매칭되거나 인접할 경우 각 영역에서 점들의 평균을 통해 거리를 측정하는 방법을 이용한다.

그림 2는 주축정렬과 경계 상자를 사용한 초기정합의 효과를 나타낸 것으로 주축정렬을 사용하면 전역적 이동 변이가 보정된 상태에서 정합을 수행하기 때문에 정합 계산시간을 단축하고, 국부최소에 수렴할 확률을 낮추어 견고하게 수렴한다. 또한 경계 상자는 복잡한 수식을 사용하지 않고 비교적 간단한 방법으로 r값에 비례하여 정확하고 빠른 혈관의 형태 비교가 가능함으로써 초기 추정치에 대한 신뢰성 판별이 가능하다.

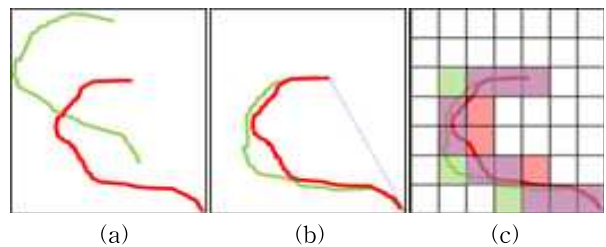


그림 2. 주축정렬과 경계 상자를 이용한 초기 정합의 효과 (a) 원 영상 정합 (b) 주축 정렬을 통한 정합 (c) 경계 상자를 이용한 형태 정보 비교

2.3 삼각 측정을 통한 위치 추정

Calibration 변수들만을 이용하여 정합을 수행할 경우 환자의 자세, 심장 박동과 호흡 등에 따라 잘못된 정합 결과를 가져오거나 정밀 정합을 위한 수행시간이 많이 소요될 수 있는 문제가 있다. 따라서 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 삼각측정을 통한 위치 추정치 보완 기법을 제안한다. 삼각측정은 주축 정렬과 경계 상자를 이용한 초기정합을 수행한 후 두 혈관의 형태 정보가 일치하지 않는 결과를 가져오게 될 경우 두 혈관의 형태 정보를

일치시킴으로써 위치 추정치를 보완한다. 삼각측정은 두 혈관 사이의 회전 추정치 R_x, R_y, R_z 값과 두 영상으로부터 추출된 중심선으로부터의 끝점의 일치점을 수행한다. 먼저 두 중심선의 길이가 다를 수 있기 때문에 주축을 통한 양 끝점의 일치점을 선행되어야 한다. 이를 위하여 주축으로부터 수직으로 분지점(Bifurcation)과 같은 해부학적 특징을 이루는 지점에 수직선을 연결하고, 예측 투영 위치 지점을 찾아 삼각 측정을 통해 2D XA 영상의 중심선 중 분지점의 위치를 일치시키는 예상 R_x 값을 측정한다. 측정된 예상 R_x 값을 이용하여 3D CTA 영상의 중심선 중 끝점의 예상 투영 위치를 통하여 끝점의 위치를 수정한다. 수정된 끝점을 이용하여 새로운 주축을 생성하여 2D XA 영상의 주축과 y축을 기준으로 삼각 측정을 통해 R_y 값을 측정한다. 마지막으로 R_z 값을 측정하기 위하여 2D XA 영상 주축의 중간지점에 위치한 점으로부터 수직에 위치한 3D CTA 영상의 주축의 한 점을 일치시키고, 각 점에 수직으로 대응되는 중심선 점들 간의 삼각측정을 통하여 예상 R_z 값을 측정한다.

R_x, R_y, R_z 값의 예측이 정확히 이루어졌는지 판별을 위하여 경계 상자를 통해 형태 정보를 파악하여 오차가 예상 추정치 d_{max} 값에 포함될 때까지 삼각측정을 반복적으로 수행한다.

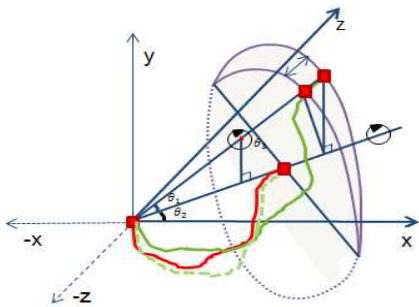


그림 3. 삼각측정을 통한 위치 추정치 보완

2.4 지역적 거리전파에 의한 2차원 거리맵 생성

본 논문에서 제안한 초기정합을 수행함으로써 지역적 회전 및 이동 변위를 보정하기 때문에 전체 영역에 대한 거리맵 생성이 불필요하다. 따라서 혈관 중심선의 주변 인접 영역에 대하여 지역적 거리전파를 수행함으로써 거리맵 생성 시간을 단축한다[18]. 거리맵은 유클리드 거리를 통해 i번째 위치의 화소에

거리전파된 거리값을 DP(i)라고 하면, 8-인접 영역을 고려하여 식 3과 같이 거리를 계산하여 기존의 거리값과의 비교를 통해 최소값을 할당한다. 값이 전파되지 않은 화소들에 대해서는 d_{max} 의 거리를 할당한다.

$$DP(i) = \min(\min_{j \in i \text{의 } 8\text{-인접 영역}} (DP(j) + d), DP(i)) \quad (3)$$

그림 4는 이와 같은 방식으로 생성된 2차원 거리맵을 나타낸다. 흰색으로 표시된 선은 혈관 중심선을 나타내고, 중심선으로부터 같은 거리값을 갖는 화소들은 동일한 색상으로 표시되었다.

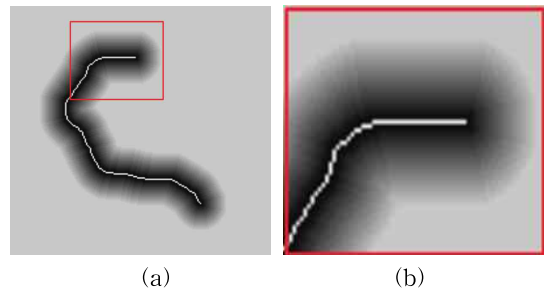


그림 4. 2차원 거리맵의 생성 결과 (a) 2차원 거리맵 영상 (b) 2차원 거리맵 확대 영상

2.5 선택적 거리 측정에 의한 최적화

중심선들 간의 유사성을 측정하기 위해서 특징기반 정합 기법에서 일반적으로 사용되는 거리값을 평가함수에 사용한다. 평가함수는 혈관의 중심선들이 정렬되면 최소의 값을 갖는 거리차이의 절대값의 평균(Average of Absolute Distance Difference)으로 식 4와 같다.

$$AADD = \frac{1}{N_C} \sum_{i=0}^{N_C-1} |2D_{distanceMap}(2'D_{centerline}(i))| \quad (4)$$

이 때 N_C 는 2D로 투영된 3D 혈관 중심선의 총 개수이고, $2'D_{centerline}(i)$ 는 2D로 투영된 3D 혈관 중심선의 i번째 위치를 나타낸다. $2D_{distanceMap}(i)$ 는 지역적 거리전파를 통해 생성된 거리맵을 나타낸다[18].

본 논문에서 정합을 위한 변환함수는 x축 방향 이동 벡터(T_x), y축 방향 이동 벡터(T_y), z축 방향 이동 벡터(T_z)와 x축 중심 회전 벡터(R_x), y축 중심 회전 벡터(R_y), z축 중심 회전 벡터(R_z)로 이루어진다. 먼저 투영된 3D 혈관 중심선의 중심점(C_{3D})을 원점으로 이동시키고 회전 벡터와 이동 벡터 순으로 변환

을 수행하며, 2D 혈관 중심선의 중심점(C_{2D})으로 이 동시켜 식 5와 같이 변환한다.

$$\text{변환함수}(V_{2D}) = R_x R_y R_z (V_{2D} - C_{2D}) + T + C_{3D} \quad (5)$$

주축 정렬과 경계 상자를 이용한 초기정합이 이루어지기 때문에 변환함수에서 식 6과 같이 회전 벡터와 이동 벡터의 변위가 제한되어 정합 계산시간이 단축된다. 또한 영역 탐색을 위하여 파워(Powell) 방법[19]을 적용하여 빠른 시간 안에 최적의 위치로 수렴하도록 한다.

$$\begin{aligned} |T_x| \leq d_{\max}, |T_y| \leq d_{\max}, |T_z| \leq d_{\max} \\ |R_x| \leq \theta_{\max}, |R_y| \leq \theta_{\max}, |R_z| \leq \theta_{\max} \end{aligned} \quad (6)$$

θ_{\max} 는 회전에 대한 임계값을 나타낸다.

3. 실험 및 결과

본 실험은 Intel Core i7-2600 CPU(3.4GHz) RAM 8GB이고, 운영체제 Windows 7 64bit에서 Visual Studio 2010이 설치된 PC에서 수행하였다. 표 1은 실험을 위하여 5명의 관상동맥 질환 환자에 대하여 시술 전 획득된 3D CTA 영상과 시술 중 획득된 2D XA 영상 정보를 나타낸 것이다. 시술 중 획득되는 2D XA 영상은 깊이 정보가 부족하기 때문에 시술 전 획득한 3D CTA 영상을 이용하여 깊이 정보를 보완하는 작업이 필요하다. 또한 각 영상들은 화소 크기와 위치, 회전 정보들이 모두 다르기 때문에 정합이 필요하다.

그림 5는 환자 1에 대하여 시술 전 획득한 3D CTA 영상의 혈관 분할영상, 중심선 영상과 시술 중

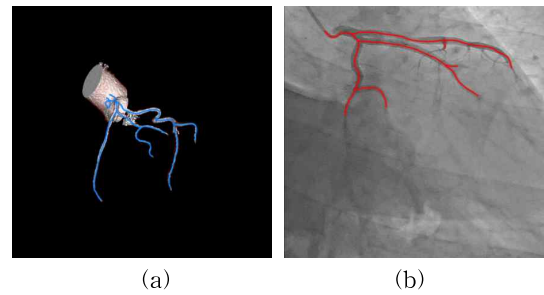


그림 5. 실험 영상(환자 1) (a) 추출된 혈관 볼륨렌더링 영상과 중심선 (b) 2D XA 영상과 중심선

획득된 2D XA 영상이다. 그림에서 위치, 스케일, 회전, 화소간 거리의 차이로 인해 2D XA 영상과 3D CTA 영상의 정합 전 초기 형태 차이가 큰 것을 알 수 있다.

실험을 위하여 본 논문에서는 기존의 2D/3D 정합 연구와 정합 정확성, 수행 속도, 견고성 측면에서 비교 평가하였다. 실험은 제안하는 기법과 기존의 연구를 동일한 PC에서 동일한 임상 실험 환자 데이터를 사용하여 수행하였고, 기존 연구는 Kim et al.[14] 제안한 기법을 이용하여 수행하였다.

그림 6은 주축 정렬과 경계 상자를 이용한 초기정합과 삼각측정을 통해 위치 추정치가 보완된 과정을 보여주는 영상이다. 그림 6(a)는 초기 위치 추정치를 사용하여 3D CTA 영상의 중심선이 변환 및 투영된 영상(이하 “3D 영상”)과 2D XA 영상의 중심선 영상(이하 “2D 영상”)의 주축이 생성된 모습이다. 주축 정렬을 사용하기 전에는 이동 변위에 대한 보정 과정이 없기 때문에 초기 위치가 많이 차이 나는 것을 볼 수 있다. 그림 6(b)는 2D 영상과 3D 영상의 주축을

표 1. 실험 데이터

		Matrix	Slices	Pixel Dim (mm)	Slice Th (mm)
1	3D	512×512	245	0.375×0.375	0.5
	2D	512×512	-	0.293×0.293	-
2	3D	512×512	206	0.33×0.33	0.5
	2D	512×512	-	0.293×0.293	-
3	3D	512×512	275	0.313×0.313	0.5
	2D	512×512	-	0.214×0.214	-
4	3D	512×512	275	0.332×0.332	0.5
	2D	512×512	-	0.293×0.293	-
5	3D	512×512	190	0.301×0.301	0.5
	2D	512×512	-	0.244×0.244	-

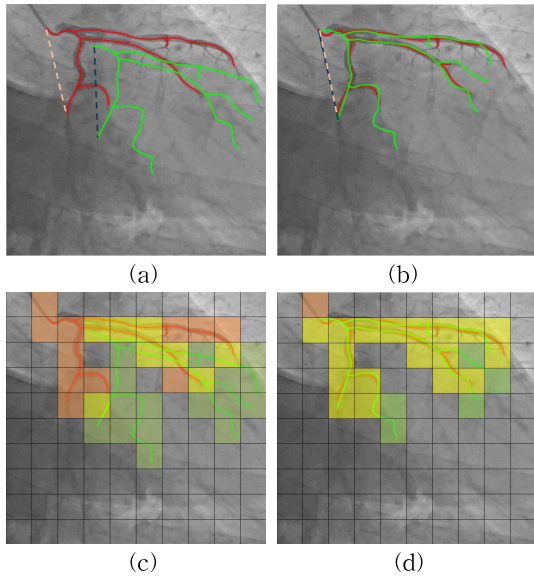


그림 6. 초기정합 및 삼각측정 결과 영상 (a) 초기 위치 추정치 적용 및 주축 생성 영상 (b) 주축 정렬 영상 (c) 경계 상자를 이용한 형태 비교 영상 (d) 삼각측정을 통한 추정치 보완 영상

정렬한 모습이다. 주축 정렬을 통해 전역적 이동변위가 보정된 결과를 보여준다. 그림 6(c)는 경계 상자를 생성하여 혈관의 형태비교를 수행한 모습으로, 혈관의 변형으로 인한 오차가 발생하여 두 혈관의 형태정보가 일치하지 않은 것을 보여준다. 이러한 경우 삼각 측정을 통해 위치 추정치를 보완하여 정합을 수행한다. 경계 상자를 이용한 혈관의 형태 비교 방법과 삼각 측정을 통한 위치 추정치 보완 방법은 기존의 혈관의 정보를 추출하는 방법들에 비해 복잡한 수식을 사용하지 않고 비교적 간단한 방법으로 수행됨으로써 빠르고 정확한 결과를 가져온다. 그림 6(d)는 위치 추정치가 보완되어 혈관의 형태정보가 일치하는 것을 보여준다. 경계 상자를 분할하기 위해 사용된 임계값 r 은 27로 실험적으로 최적의 값으로 설정하였다.

또한 주축 정렬과 경계 상자를 이용한 초기정합은 회전 벡터와 이동 벡터의 변위를 제안하여 영상 전체에 대한 거리맵 생성이 불필요하여 거리맵 생성 시간이 단축되고, 최적화 과정에서는 불필요한 연산양을 줄임으로 더욱 빠르고 견고한 2D/3D 실시간 정합이 가능하다. 최적화를 위해 사용된 회전 벡터 임계값 θ_{max} 은 12로 이동 벡터 임계값 d_{max} 는 10mm로 실험적으로 최적의 값으로 설정하였다. 그림 7은 초기 정합 후, 지역적 거리전파에 의한 거리맵을 이용하여

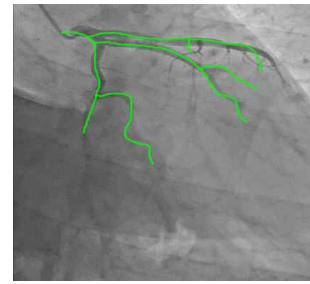


그림 7. 정합 영상

자동 영상정합을 수행한 결과이다. x, y, z축 회전과 이동, 스케일 변환을 포함한 최적화 과정에 의해서 3D 영상과 2D 영상이 정확하게 정합된다.

그림 8은 Kim et al.[14]이 제안한 정합 기법과 본 논문에서 제안한 기법을 동일 환자에 대해 최종 정합을 수행한 결과이다. 총 5개의 환자 데이터 중 환자 3과 환자 4의 정합 결과를 보여준다. 환자 3의 정합 결과인 그림 8(a)와 그림 8(c)는 본 논문에서 제안한 기법과 Kim et al.[14]이 제안한 기법 모두 시각적으로 정확한 정합을 보여준다. 특히 두 기법 모두 가장 중요한 분지점의 시각적 일치성을 볼 수 있다. 하지만 TPS-RPM을 이용한 비강체 정합은 그림 8(d)와 같이 지역적 오류가 있는 지점에서 국부 최소에 수렴하여 잘못된 최종 정합 결과를 가져올 수 있다. 환자 4 데이터를 이용한 정합 결과는 그림 8(b)와 그림 8(d)와 같이 본 논문에서 제안한 기법이 Kim et

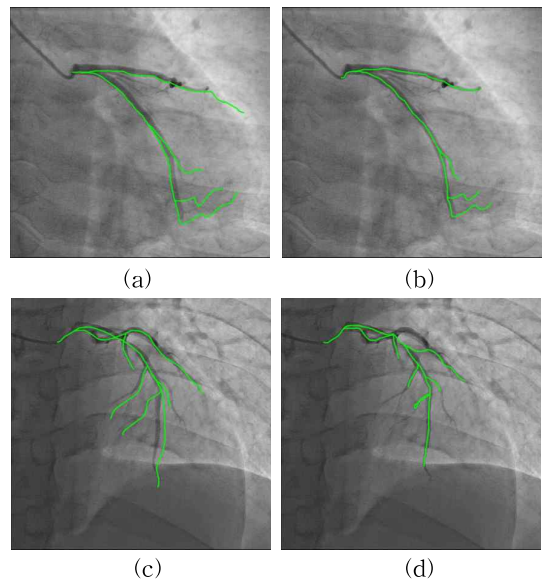


그림 8. 최종 정합 영상 (a) 제안 기법 (환자 3) (b) Kim et al.[14] (환자 3) (c) 제안 기법 (환자 4) (d) Kim et al.[14] (환자 4)

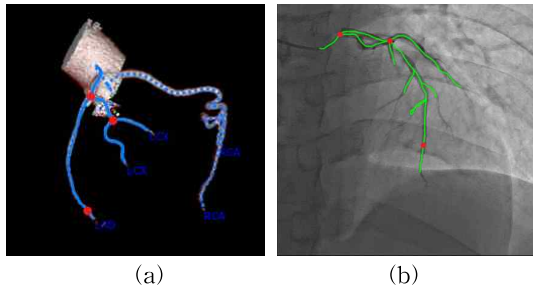


그림 9. Kim et al.[14] 반자동을 이용한 정합 기법 (환자 4) (a) 반자동을 적용한 3D 모델 (b) 반자동을 적용한 2D 영상

al.[14]이 제안한 기법보다 정확함을 보여준다. 특히 그림 8(d)는 분지점 정보가 잘못되어 임상에서 활용할 수 없음을 보여준다.

Kim et al.[14]은 이를 보완하기 위한 방법으로 반자동 기법을 도입하였다. 반자동 기법은 그림 9과 같이 3D 모델과 2D 영상의 동일한 부위를 수동으로 지정하여 정합을 수행한다.

표 2는 정합의 정확성을 수치적으로 나타낸다. AADD는 Kim et al.[14]이 제안한 기법과 본 논문에서 제안한 기법이 평균적으로 유사함을 보여준다. 하지만 Kim et al.[14]이 제안한 알고리즘이 자동으로

수행 되었을 경우 AADD는 평균 0.44mm로 수치적으로는 정확하게 일치된 정합 결과를 보여주는 듯 보이지만, 그림 5(d)와 표 2에서와 같이 분지점이 일치하지 않는 경우에도 정확한 정합이 이루어졌다는 결과를 도출하게 된다. 분지점은 관상동맥 중재술 시 사용되는 시술도구의 정확한 삽입을 위한 중요한 해부학적 특징이기 때문에 신뢰성 있는 가이드라인의 제공을 위해서 3D 영상을 이용한 정합을 통해 정확한 분지점 위치를 제공해야 한다. 따라서 분지점의 불일치는 정합 결과에 따른 3D영상을 스텐트 삽입 시 가이드라인으로 사용될 수 없음을 의미한다.

이에 따른 수행시간은 표 3에 제시하였다. 표 3에서 볼 수 있듯이 본 논문에서 제안한 기법이 Kim et al.[14]이 제안한 기법 보다 전체 알고리즘 수행시간이 평균 1.05초 단축되었고, 반자동을 이용하였을 경우 평균 1.49초 단축되었음을 보여준다. 본 논문에서는 초기 추정치와 삼각측정을 이용한 빠르고 정확한 초기 추정치를 사용하였고, 주축과 경계 상자를 이용한 초기정합에 의해 전체 영역이 아닌 인접한 영역에서만 거리맵이 생성되어 거리맵 생성 시간이 단축된다. 최적화 과정에서는 초기 정합에 의해 탐색

표 2. Kim et al.[14]과 제안 기법의 거리측정 비교 (mm)

		Proposed method	Kim et al. [14] (Auto)	Kim et al. [14] (Semi-auto)
1	AADD	1.0	0.8	0.4
	Bifurcation(3)	0.6	10 이상	0.2
2	AADD	1.1	0.7	-
	Bifurcation(3)	0.4	0.5	-
3	AADD	1.7	0.6	-
	Bifurcation(3)	0.6	0.8	-
4	AADD	1.2	0.9	0.7
	Bifurcation(3)	0.4	10 이상	0.3
5	AADD	0.9	0.7	-
	Bifurcation(3)	0.7	0.6	-

표 3. Kim et al.[14]과 제안 기법의 수행시간 비교 (sec)

	Proposed method					Kim et al. [14]		
	Initial Reg	Trilateration	Distance map	Optimization	All	Auto	Semi-auto	All
1	0.08	-	0.11	0.33	0.52	1.83	1.43	3.26
2	0.04	-	0.13	0.27	0.44	1.58	-	1.58
3	0.06	0.19	0.14	0.29	0.68	0.91	-	0.91
4	0.05	0.16	0.1	0.32	0.63	1.64	1.52	3.16
5	0.09	-	0.11	0.18	0.38	1.22	-	1.22

공간이 줄어들어 계산 시간이 더욱 단축 된다.

Kim et al.[14]에 제안한 기법은 TPS-RPM 알고리즘을 이용한 비강체 정합을 통해 혈관의 변형 부분을 보완하여 조금 더 정확한 정합을 시도 하였지만, 잘못된 위치에서 국부 최소에 수렴하고 분기점에 대한 중요성을 고려하지 않아 오히려 잘못된 정합 결과를 가져 오기도 한다. 또한 3D 객체의 변환을 고려하지 않아 정합 결과를 3D 영상에 반영할 수 없기 때문에 2D/3D 정합이 완벽하게 이루어지지 않았다. 반면 본 논문에서 제안한 기법은 분지점의 중요성을 파악하여 분지점의 정확한 일치를 피하였고, 3D 영상을 직접 변형하여 정합에 이용함으로써 2D 영상과 영상 정보를 융합 가시화하여 실시간 시술보조 영상으로 사용 가능하다.

4. 결 론

본 논문에서는 수술 중 촬영된 2D XA 영상과 수술 전 촬영된 3D CTA 영상의 빠르고 정확한 실시간 정합을 위하여 주축을 기반으로 한 새로운 정합 기법을 제안하였다. 제안 기법은 Calibration 과정을 통해 생성된 변수들을 초기 추정치로 사용하고, 삼각 측정을 이용하여 혈관의 변형에 대한 회전 추정치를 보완하여 시간을 줄이고 견고성을 향상시켰다. 또한 주축 정렬과 경계 상자를 이용한 초기정합 통해 전역적 회전 벡터와 이동 벡터의 변위를 제한하여 거리맵 생성 시간을 단축시키고, 선택적 거리 측정시에 탐색되는 공간을 제한하여 계산 시간이 더욱 단축되었다. 실험으로 5명의 환자 데이터에 대하여 영상정합을 수행하였고, 기존의 Kim et al.[14] 정합 방법과 정합 정확성, 수행 속도, 견고성 측면에서 비교 평가 결과 AADD는 비슷한 수치를 보이는 반면, 분지점은 제안한 기법이 평균 0.54mm로 정확한 정합 결과를 보여 준다. 또한 수행시간은 평균 1.05초 단축된 결과를 보여준다. 제안 기법은 2D/3D 영상의 빠르고 정확한 정합을 통해 시술 시 부족한 삼차원 정보를 제공하여 줄 수 있다.

참 고 문 헌

[1] 통계청, www.kostat.go.kr, 2013.
[2] G. Sopko, "Preventing Cardiac Events and

Restenosis After Percutaneous Coronary Intervention," *The Journal of the American Medical Association*, Vol. 287, No. 24, pp. 3259-3261, 2002.

[3] G.M. Howard-Alpe, J. de Bono, L. Hudsmith, W.P. Orr, P. Foex, and J.W. Sear, "Coronary Artery Stents and Non-Cardiac Surgery," *Oxford Journals*, Vol. 98, No. 5, pp. 560-574, 2007.

[4] S.C. Smith, Jr, J.T. Dove, A.K. Jacobs, J.W. Kennedy, D. Kereiakes, M.J. Kern, R.E. Kuntz, J.J. Popma, H.V. Schaff, D.O. Williams, R.J. Gibbons, J.P. Alpert, K.A. Eagle, D.P. Faxon, V. Fuster, T.J. Gardner, G. Gregoratos, and R.O. Russell, "ACC/AHA Guidelines for Percutaneous Coronary Intervention (Revision of the 1993 PTCA Guidelines)," *The American Heart Association*, Vol. 37, No. 8, pp. 3019-3041, 2001.

[5] F.C. Ng, K.H. Ho, and A. Wexler, "Computer-Assisted Navigational Surgery Enhances Safety in Dental Implantology," *Annals-Academy of Medicine Singapore*, Vol. 34, No. 5, pp. 383-388, 2005.

[6] R.A. McLaughlin, J. Hipwell, G.P. Penny, K. Rhode, A. Chung, J.A. Nobel, and D.J. Hawkes, "Intensity-Based Registration versus Feature-Based Registration for Neurointerventions," *Proc. Medical Image Understanding and Analysis*, pp. 69-72, 2001.

[7] 한희일, 류대현, "에너지 기반 스테레오 매칭에서의 정합 파라미터 추정에 관한 연구," 멀티미디어학회논문지, 제14권, 제2호, pp. 288-294, 2011.

[8] J.H. Hipwell, G.P. Penney, R.A. McLaughlin, K. Rhode, P. Summers, T.C. Cox, J.V. Byrne, J.A. Noble, and D.J. Hawkes, "Intensity-based 2-D-3-D Registration of Cerebral Angiograms," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 22, No. 11, pp. 1417-1426, 2003.

[9] E. Kerrien, M.O. Berger, E. Maurincomme, L. Launay, and R. Vaillant, "Fully Automatic

- 3D/2D Subtracted Angiography Registration," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Vol. 1679, pp. 664-671, 1999.
- [10] E. Kerrien, R. Vaillant, L. Launay, M.O. Berger, E. Maurincomme, and L. Picard, "Machine Precision Assessment for 3D/2D Digital Subtracted Angiography Images Registration," *Proc. SPIE Medical Imaging*, Vol. 3338, pp. 39-49, 1998.
- [11] N. Alperin, D.N. Levin, and C.A. Pelizzari, "Retrospective Registration of X-ray Angiograms with MR Images by Using Vessels as Intrinsic Landmarks," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 4, No. 2, pp. 139-144, 1994.
- [12] S. Lavallée and R. Szeliski, "Recovering the Position and Orientation of Free-form Objects from Image Contours Using 3-D Distance Maps," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 4, pp. 378-390, 1995.
- [13] S. Lavallée, R. Szeliski, and L. Brunie, "Matching 3-D Smooth Surfaces with their 2-D Projections Using 3-D Distance Maps," *Geometric Reasoning for Perception and Action Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 708, pp. 217-238, 1993.
- [14] Y.R. Kim, M.S. Kang, and M.H. Kim, "Feature-Based Registration of Vascular Structures for Aligning 2D Monoplane Angiography with 3D Pre-op CT Angiography Using Coronary Anatomy," *International Forum on Medical Imaging in Asia*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-4, 2012.
- [15] H. Chui and A. Rangarajan, "A New Point Matching Algorithm for Non-Rigid Registration," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 89, No. 2-3, pp. 114-141, 2003.
- [16] W. Lee, "Technical Aspect of Coronary CT Angiography : Imaging Tips and Safety Issues," *Journal of the Korean Medical Association*, Vol. 50, No. 2, pp. 104-108, 2007.
- [17] B. Gary and A. Kaehler, *Learning OpenCV : Computer vision with the OpenCV library*, O'reilly, United States of America, 2008.
- [18] 이정진, 홍헬렌, 신영길, "지역적 거리전파를 이용한 자동 폐 정합," *한국정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용*, 제32권, 제1호, pp. 41-49, 2005.
- [19] W.H. Press, B.P. Flannery, S.A. Teukolsky, and W.T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, 2nd edition, Cambridge, Cambridgeshire county, United Kingdom, 1992.



박 태 옹

2012년 2월 가톨릭대학교 디지털
미디어학부 학사
2012년 3월~현재 가톨릭대학교
디지털미디어학과 석사
과정
관심분야: 영상 정합, 영상 분할,
컴퓨터 보조 수술, 컴퓨터
그래픽스



임 선 혜

2011년 3월~현재 가톨릭대학교
디지털미디어학부 학사
과정
관심분야: 영상 정합, 영상 분할,
컴퓨터 보조 수술, 컴퓨터
그래픽스



신 용 빈

2013년 2월 가톨릭대학교 디지털
미디어학부 학사
2013년 9월~현재 숭실대학교 컴
퓨터공학부 석사과정
관심분야: 영상 정합, 영상 분할,
컴퓨터 보조 수술, 컴퓨터
그래픽스



이 정 진

2000년 2월 서울대학교 기계항공
학부 학사
2002년 2월 서울대학교 컴퓨터공
학부 석사
2005년 3월 New York Institute
of Technology 경영학 석
사
2008년 8월 서울대학교 컴퓨터공학부 박사
2007년 10월~2009년 2월 울산대학교 의과대학 영상의
학과 연구교수
2009년 3월~2013년 2월 가톨릭대학교 디지털미디어학
부 조교수
2013년 3월~현재 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수
관심분야: 영상 정합, 영상 분할, 컴퓨터 보조 수술, 가상
내시경 및 가상 수술, 컴퓨터 애니메이션, 컴
퓨터 그래픽스, 변형체 모델링