

모멘트 및 free-form 변형기반 비선형 뇌영상 정합

김민정*, 최유주, 김명희
이화여자대학교 컴퓨터학과

Non-linear brain image registration based on moment and free-form deformation

Min-Jeong Kim, Yoo-Joo Choi, Myoung-Hee Kim
Dept. of Computer Science & Engineering, Ewha Womans University

요 약

영상정합을 통한 의료영상 분석방법들 중 동일환자에 대한 선형적 다중모달리티 정합이 널리 이용되고 있다. 그러나 실제적으로 여러 종류의 환자영상 취득이 어렵거나 해부학적 영상정보가 손실되는 경우가 적지 않다. 본 논문에서는 표준 형상을 가지는 정상인 해부학적 뇌영상에 대한 환자 기능적 뇌영상의 정합방법을 제안한다. 먼저 두 영상간 모멘트 정보 매칭 및 초기 선형 변환을 수행하고, 3차원 Bézier 함수 기반 free-form 변형기법을 이용한 비선형 정합을 수행하여 정합 영상간 형상 차이를 최소화한다. 제안방법은 환자 기능영상의 해부학적 분석 뿐 아니라 시술전-시술중 영상정합을 통한 영상유도시술에도 확장 적용될 수 있다.

1. 서론

의료 영상 획득장비의 발전으로 영상 모달리티(modality)가 다양해지고 처리해야 할 데이터의 크기도 커지게 되었다. 이로 인해 다수의 서로 다른 영상 데이터들을 비교하고 혼합하여 임상에 적용될 수 있는 의료영상정합에 대한 요구*가 증가되고 있다.

현재 의료 분야에서 사용되고 있는 영상정합은 자기공명영상(MRI: Magnetic Resonance Imaging), 전산화 단층촬영영상(CT: Computed Tomography)과 같이 해부학적 정보를 제공하는 영상과 광자방출촬영영상(PET:

Positron Emission Tomography)과 단일광자방출단층촬영영상(SPECT: Single Positron Emission Computed Tomography) 등과 같이 기능적 정보를 나타내는 영상들간의 상호보완적이고 새로운 정보를 생성함으로써 진단 및 시술을 보조하기 위해 사용된다. 이러한 다중 모달리티 영상 정합은 환자 인체의 해부학적 구조 정보를 병변의 기능 정보와 함께 제공할 수 있다는 점에서 중요한 의미를 갖는다.

그러나 실제 임상예의 적용시 환자영상의 취득이 어렵거나 손상 및 질환 등으로 인하여 해부학적 영상정보의 손실이 일어날 가능성이 많다. 따라서 본 논문에서는 뇌영상에 대하여 정상인 집단으로부터 평균치의 크기 및 형상을 가지고 좌우 대칭적인 뇌 자기공명영상(MRI)을 기준으로 환자의 혈류대사 기능을 나타내는 단일광자방출단층촬영영상(SPECT)를 정

* 본 연구는 부분적으로 과학기술부 국가지정연구실사업(NRL)과 정보통신부 대학정보통신연구센터(ITRC)육성지원사업의 지원에 의해 수행되었음.

함함으로써 뇌 기능에 대한 해부학적 위치를 보다 객관적으로 판별할 수 있도록 하였다. 기존의 동일환자에 대한 영상정합은 선형 변환만으로 이루어진 강제정합에 의해 수행되나, 정상인과 환자영상 정합은 해부학적 구조 차이로 인해 비선형적으로 수행되어야 한다. 본 논문에서는 두 영상간의 모멘트 정보를 대응시킴으로써 초기 선형 변환을 수행하고, free-form 변형을 기반으로 한 지역적 변환을 추가적으로 수행함으로써 비선형 영상 정합을 수행하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 관련연구에 대하여 기술하고, 3장에서는 제안하는 모멘트 정보와 free-form 변형을 기반으로 한 비선형 영상정합 방법에 대하여 설명한다. 4장에서 구현결과를 기술하고 5장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 관련연구

비선형 영상정합은 크게 기반 함수(basis function)를 이용한 방법과 스플라인을 이용한 방법, 탄성(elastic) 정합, 유체(fluid) 정합, FEM(Finite Element Method)를 이용한 방법 등이 있다[1][6]. 이 중 스플라인을 이용한 방법은 비교적 간단하고 형태 조정이 용이하여 널리 사용되며, 일반적으로 제어점들의 기본 메쉬를 조작함으로써 객체를 변형하는 free-form 변형이 널리 이용된다. 지역적으로 객체를 제어하기 위해 thin-plate spline, B-spline, Bézier spline 의 함수를 이용한다. Free-form 변형은 많은 수의 제어점들에 대해서도 효율적으로 계산된다.

Alejandro F. Frangi[2]은 B-spline 기반 free-form 변형을 이용하여 심장 자기공명영상의 각 주기별 영상을 비선형 정합하여 심장의 atlas를 생성하는 연구를 수행하였다. D. Rueckert[3]은 다른 시간대에 획득된 가슴 자기공명영상에 대하여 볼륨 변화를 계산하기 위하여 free-form 변형을 이용하였다. Eric Bardin[4]은 심장 단일광자방출단층촬영영상을 이용하여 좌심실 움직임의 표현을 위해 각 주기별 영상 정합을 free-form 변형 기반으로 수행하였다. Grzegorz Soza[5]은 환자 뇌 자기공명영상의 시술전, 시술중 정합을 수행하였고, 수행시간 향상을 위하여 free-form 변형을 기

반으로 한 변환부분을 그래픽 하드웨어를 이용하였다. 이상의 연구들은 동일환자에 대하여 다른 시간대에서의 동일 모달리티를 대상으로 한 것으로, 영상의 위치 및 방향을 고려하지 않고 수행될 수 있다. 본 논문에서는 정상인과 환자의 다른 대상에 대하여 다른 모달리티를 대상으로 한다는 점에서 상기의 연구들과 차별화된다.

3. 모멘트 및 free-form 변형기반 비선형 영상정합

3.1 모멘트정보 추출 및 초기 선형 변환

Free-form 변형을 기반으로 비선형 정합을 수행하기 이전에 먼저 참조영상과 테스트영상의 복셀 정보를 기반으로 한 확대/축소 변환을 통해 참조영상에 대한 테스트영상의 공간정규화를 수행한다. 그리고 각각의 모멘트 정보로 무게중심 및 3차원 주축을 계산하고 무게중심과 주축을 각각 좌표계의 원점과 좌표축으로 대응시킴으로써 초기 선형변환을 수행한다.

3차원 무게중심은 두 대상볼륨의 표면 점집합 각각의 3차원 좌표를 V_j , 전체 점 개수를 N 이라 할 때, 참조영상과 변환된 테스트영상의 무게중심 C 는 식 (1)을 이용하여 구해진다.

$$C_x = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j, C_y = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y_j, C_z = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N z_j \quad (1)$$

다음으로 3 차원 주축을 계산하기 위해서는 먼저 각 영상의 공분산 행렬(covariance matrix)을 구하고, 이 공분산 행렬의 행렬식을 0 으로 만드는 고유치(eigen value)를 계산한다. 이 고유치들을 이용하여 3 차원 좌표공간 상에서 각각 수직형태를 이루는 고유벡터들을 구할 수 있는데, 고유치의 크기가 클 때의 고유벡터가 해당 영상의 가장 긴 주축을 나타내게 된다. 공분산 행렬은 식 (3)을 이용하여 식 (2)와 같이 계산될 수 있다.

$$Cov = \begin{bmatrix} Cov(x, x) & Cov(x, y) & Cov(x, z) \\ Cov(y, x) & Cov(y, y) & Cov(y, z) \\ Cov(z, x) & Cov(z, y) & Cov(z, z) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$Cov(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (x_i - c_x)(y_i - c_y) \quad (3)$$

3.2 Bézier 함수 기반 free-form 변형을 이용한 비선형 정합

본 절에서는 앞서 기술된 방법에 의해 모멘트 정보가 매칭된 두 정합대상영상에 대해 3D Bézier tensor product를 기반으로 하는 free-form 변형을 적용함으로써 비선형 정합을 수행하는 방법을 기술한다. 우선 모멘트 정보의 매칭에 의해 두 정합대상영상은 무게중심과 3차원 주축이 좌표계 상에 일치되어 있으므로, 참조영상을 둘러싸는 3차원 방향으로 동일한 개수의 셀을 가지는 격자(lattice) 구조를 생성한다. 격자는 대상영상의 표면 점들 중 최소점과 최대점을 찾고, 격자 셀의 개수에 해당하는 만큼 최소점과 최대점 사이의 3차원 영역을 분할함으로써 생성하며, 격자 상의 각 점은 이후의 free-form 변형에서 제어점으로 이용된다.

다음으로 참조영상에 대한 변형을 수행할 수 있도록 테스트영상의 격자를 3D Bézier 함수를 이용하여 구성하였다. Bézier 함수를 D 라 할때, 변형 함수의 형상은 제어점 $b_{i,j,k}$ ($i=0, \dots, l, j=0, \dots, m, k=0, \dots, n$)의 대응 격자에 의해 고유하게 정의된다. 변형함수는 식 (4)와 같이 trivariate tensor product로 정의된다.

$$D(s,t,u) = \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^n B_i^l(s) B_j^m(t) B_k^n(u) b_{i,j,k} \quad \text{식(4)}$$

격자내에서 제어점 $b_{i,j,k}$ 의 이동은 변형 함수 D 의 형태로 직접적으로 수행된다. 기반 함수 $B_i^l(s) B_j^m(t) B_k^n(u)$ 은 각각 차수 l, m, n 의 Bernstein 다항식이다.

참조영상과 테스트영상의 비선형 변환 요소는 격자의 대응되는 각 셀 내의 표면점들간의 평균 좌표값을 비교하여 계산된다. 먼저 참조영상과 테스트영상의 각 격자 내에 포함되는 표면점 좌표값들의 중점을 찾는다. 그리고 참조영상의 각 셀의 중점들에 대한 테스트영상의 중점들의 비율을 계산하여 tensor product의 각 제어점들에 대한 지역적 변환요소로 이용한다. Tensor product의 각 제어점들의 이동에 의해 테스트영상은 참조영상에 대한 지역적 변환이 수행된다. 그림 2는 비선형 변환 적용 전(좌)과 적용 후(우)의 표면 데이터와 격자의 변형을 보여주고 있다.

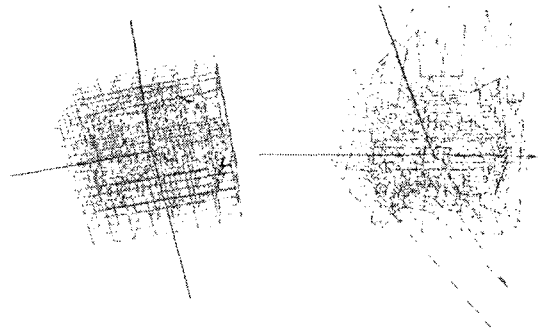


그림 1. 비선형 변환 기반 격자구조의 변형 (좌: 변환적용전, 우: 변환적용후)

변형된 테스트영상을 원점과 좌표축으로부터 참조영상의 무게중심과 3차원 주축에 일치하도록 변환시킴으로써 최종적으로 참조영상과 테스트영상의 정합이 수행된다.

4. 구현 및 실험결과

본 논문의 구현은 Pentium 4 1.9GHz CPU, 1GB RAM, Windows 2000 Professional 환경 상에서 MS Visual C++ (MFC)언어를 이용하였다. 추가적으로 그래픽 라이브러린 OpenGL과 수학함수계산을 위한 라이브러린 GSL(GNU Scientific Library)를 이용하였다.

실험영상은 그림 3과 같이 참조영상으로 표준 형태 및 크기를 가지는 정상인 자기공명영상을, 테스트영상으로 환자 단일광자방출단층촬영영상을 이용하였다. 그림 4는 제안 비선형 정합변환을 이용한 참조영상에 대해 변형된 테스트영상의 표면데이터를 변환 적용전과 비교하여 나타내고 있다. 사각형 표시영역은 비선형 변환이 두드러지는 부분이다. 그림 5는 정합결과의 3차원 가시화 결과이다.

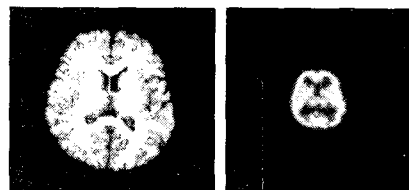
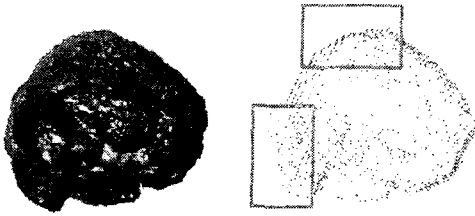
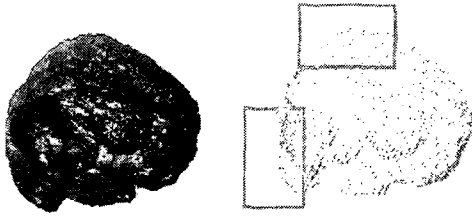


그림 2. 실험영상 (좌: 뇌 자기공명영상, 우: 뇌 단일광자방출단층촬영영상)



(a) 비선형 정합변환 적용전 (좌:참조영상, 우:테스트영상)



(b) 비선형 정합변환 적용후 (좌:참조영상, 우:테스트영상)

그림 3. 비선형 변환에 기반 변형 결과



그림 4. 정합결과의 3차원 가시화

5. 결론

본 논문에서는 다른 형태를 가지는 대상간(inter-subject) 다중 모달리티 영상에 대한 비선형 정합을 free-form 변형에 의하여 수행하였다. 이를 통해 보다 표준화된 해부학적 구조에 기반한 환자의 기능영상 정보의 분석이 가능하도록 하였다. 이는 환자 기능영상 분석 뿐 아니라 다른 시간대에서의 영상간의 분석에도 적용될 수 있다.

향후 연구계획으로는 정합 결과의 정확도를 보다 향상시키기 위한 정합 최적화 기법을 구현, 적용하고, 정합 변환 연산에서의 속도 향상을 위하여 그래픽 하드웨어를 기반으로 한 가속화를 하고자 한다.

[참고문헌]

- [1] Joseph V. Hajnal, Derek L. G. Hill & David J. Hawkes, "Medical Image Registration", CRC Press, 2001.
- [2] Alejandro F. Frangi, daniel rueckert, Julia A. Schnabel, and Wiro J. Niessen, "Automatic Construction of Multiple- Object Three-Dimensional Statistical Shape Models: Application to Cardiac Modeling", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, 2002.
- [3] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, D. L. G. Hill, M. O. Leach, and D. J. Hawkes, "Non-rigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(8), pp. 012-721, 1999.
- [4] Eric bardinet, Laurent D. Cohen and Nicholas Ayache, "Analyzing the deformation of the left ventricle of the heart with a parametric deformable model", INRIA technical report, 1996.
- [5] Grzegorz Soza, Michael Bauer, Peter Hastreiter, Christopher Nimsky, and Guenther Greiner, "Non-rigid Registration with Use of Hardware-Based 3D Bézier Functions", *MICCAI 2002*.
- [6] Arthur W. Toga, "Brain Warping", Academic Press, 1999.