

다중모달리티 영상에 대한 모멘트 기반 정합기법과 표면정보 기반 정합기법의 성능 비교 분석*

박지영[○] 김민정 최유주 김명희
이화여자대학교 공과대학 컴퓨터학과
{lemie[○], kimmj, choirina, mhkim}@ewha.ac.kr

Performance Comparison and Analysis of Moment Based- with Surface Based Multimodality Image Registration

Jiyoung Park[○] Min-Jeong Kim Yoo-joo Choi Myoung-Hee Kim
Dept. of Computer Science & Engineering, Ewha Womans University

요 약

모멘트 기반 정합은 전처리 과정을 통하여 수행되는 정합 대상기관의 형태정보를 추출하여, 이를 기반으로 대상기관의 무게중심 및 주축을 계산하고 이들 모멘트 정보를 일치시킴으로써 서로 다른 3차원 영상에 대한 정합을 유도하는 기법이다. 표면정보 기반 영상정합은 대상기관에서 추출된 표면정보를 기반으로 변환을 추정하여 서로 다른 영상의 전체적 형태의 유사성 정도를 최대화함으로써 정합을 수행하는 방법이다. 본 연구에서는 서로 다른 모달리티 영상에 대한 정합을 위하여 모멘트 기반 정합기법과 표면정보 기반 정합기법을 각기 구현하고 이들 방법에 대한 성능 및 문제점을 비교 분석하였다.

1. 서 론

영상 정합은 영상들을 배열하는 과정으로서 대응되는 특성들을 서로 연관시키게 된다[1]. 영상 정합에 의해 다양한 분야에서는 서로 다른 영상 정보를 결합하여 새로운 유용하고 상호 보완적인 정보를 얻어낼 수 있다. 실제로 현재 영상 정합은 영상 분석, 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스, 가상/증강 현실 분야와 의료, 국방 분야에서 다양하게 응용되고 있다. 특히 의료 분야에서의 다중 모달리티 영상 정합은 환자 인체의 해부학적 구조 정보를 병변의 기능 정보와 함께 제공할 수 있다는 점에서 중요한 의미를 갖는다[8].

뇌의 다중 모달리티 영상 정합을 위해 Pietrzyk[4]는 외곽선과 절단면 같은 다양한 그래픽 객체들을 사용하여 완전 상호작용적인 강체 정합을 수행하였다. Meyer[5]는 사용자에게 의해 정해진 점, 선, 면을 사용, 가중치 방식으로 유사(affine) 정합을 수행하였다. 또한 단순 최적화 방법과 유사한 BFGS(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) 방법에 의한 거리 오류 최소화 기법을 사용하였다. Neelin[6]은 사용자 정의된 해부학적 랜드마크에 의해 강제 변환을 구했고 Maguire[7]는 사용자 정의된 해부학적 랜드마크와 외부 마커를 사용하고, 식별된 영역에

서 지역적으로 교차상관관계를 최적화함으로써 유사변환 또는 곡선변환을 찾아내었다. Chen[10]은 head-hat 기법을 사용하였고, Kruggel[11]은 Chamfer matching 기법과 최적 이동을 지역적으로 찾는 탄성적인 기법을 함께 사용하여 정합을 수행하였다. Wang[12]은 영상의 무게 중심과 주방위를 구하여 그것을 배열함으로써 MR-PET 영상 정합을 수행하였다.

위의 정합기법들은 크게 모멘트 기반 정합기법과 표면정보 기반 정합기법으로 분류될 수 있다. 모멘트 기반 정합기법은 전처리 과정을 통하여 수행되는 정합 대상기관의 형태정보를 추출하고, 이를 기반으로 대상기관의 무게 중심 및 주축을 계산하고 이들 모멘트 정보를 일치시킴으로써 서로 다른 3차원 영상에 대한 정합을 유도하는 기법이다. 이 기법은 정합결과의 정확도가 떨어지고 스캔된 볼륨에서의 차이를 잘 처리하지 못한다는 단점이 있다[2]. 표면정보 기반 정합기법은 영상정합은 대상기관에서 추출된 표면정보를 기반으로 변환을 추정하여 서로 다른 영상의 전체적 형태의 유사성 정도를 최대화함으로써 정합을 수행하는 방법이다[3].

본 연구에서는 서로 다른 모달리티 영상에 대한 효율적이고 정확한 정합을 위하여 모멘트 기반 정합기법과 표면

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

정보 기반 정합기법을 자기 구현하고 이들 방법에 대한 성능 및 문제점을 비교 분석하였다.

2. 모멘트 기반 영상정합

모멘트 기반 영상정합은 참조블록과 참조블록에 대해 평행이동, 회전, 확대축소 변환을 통해 초기변환 된 테스트 블록의 표면 점 집합을 추출한 후 각각에 대하여 무게 중심과 공분산 행렬을 이용한 주축을 계산하고, 참조영상의 무게중심 및 주축에 대하여 테스트블록의 무게중심 및 주축을 대응시켜 줌으로써 수행된다.

2.1 모멘트 계산

표면 점 집합의 각 점의 위치를 V_j , 전체 점 개수를 N 이라 할 때, 무게 중심 C 와 공분산 Cov 는 식(1)과 (2)에 의해 계산된다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} V_j \quad \dots \text{식(1)}$$

$$Cov = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} (V_j - C)(V_j - C)^T \quad \dots \text{식(2)}$$

계산된 3차원 공분산행렬의 행렬식을 0으로 만드는 고유치를 구하고, 이 값들로부터 구해지는 고유벡터들이 그림 1과 같이 표면 점 집합모델의 주축을 이루게 된다.

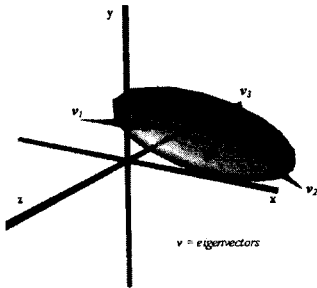


그림 1. 3차원 모델 표면 데이터의 주축 계산

2.2 모멘트 기반 변환

테스트영상의 무게중심과 주축을 참조영상에 맞춰주기 위해서는 먼저 원점과 좌표축에 대하여 변환을 시킨 후, 참조영상의 무게중심과 주축에 대해 회전 및 평행이동을 수행하여야 한다. 참조영상의 무게중심을 C_{x1}, C_{y1}, C_{z1} , 테스트영상의 무게중심을 C_{x2}, C_{y2}, C_{z2} 이라 하고, 참조영상의 고유벡터가 좌표축 X,Y,Z와 이루는 각을 각각 ϕ_1, θ_1, ρ_1 , 테스트영상의 고유벡터가 좌표축과 이루는 각을 ϕ_2, θ_2, ρ_2 이라 할 때, 테스트영상의 표면 점 집합에 대해 수행되어야 할 변환식은 식(3)과 같다.

$$T(C_{x1}, C_{y1}, C_{z1}) \cdot R(\rho_1) \cdot R(-\theta_1) \cdot R(-\phi_1) \cdot R(\phi_2) \cdot R(\theta_2) \cdot R(-\rho_2) \cdot T(-C_{x2}, -C_{y2}, -C_{z2}) \quad \dots \text{식(3)}$$

3. 표면정보 기반 영상정합

입력 영상인 참조 영상과 테스트 영상은 전처리 과정을 통해 블록 영상에서 이진 영상으로 변환되고 다음으로 뇌

영역이 분할되는 과정을 거쳐 표면 정보가 추출되게 된다. 참조 영상의 표면 정보는 정합을 위한 3차원 거리맵의 생성에 사용되고 테스트 영상의 표면 정보는 테스트 영상 표면의 특징점을 샘플링하는 데 사용된다[8]. 전체적인 정합은 3차원 거리맵을 구하고 이를 기반으로 하여 참조 영상에 대한 테스트 영상의 최적 변환값을 계산하는 단계를 거치게 되고 결과적으로 테스트 영상이 참조 영상에 맞춰진다.

3.1 참조 영상의 3차원 거리맵 생성

참조 영상의 윤곽선이 추출되면 참조 영상과 같은 크기로 생성되는 거리 영상의 각 화소에는 윤곽선을 기준으로 특정 값이 배정되게 된다. 즉, 윤곽선에 속하지 않는 화소는 그와 가장 가까운 윤곽선에 속하는 화소 사이의 거리 값을 가지게 되고 윤곽선에 해당하는 화소는 0을 화소값으로 가지게 된다. 그림 2은 뇌부위 MRI영상을 대상으로 윤곽선을 추출하고 거리맵을 구한 화면이다.

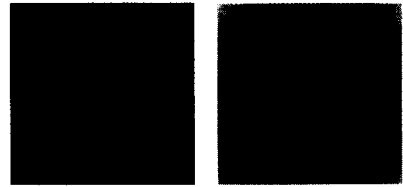


그림 2. 추출된 윤곽선(좌)과 거리맵(우)

3.2 테스트 영상의 최적 변환 측정

테스트 영상 표면으로부터 샘플링된 특징점은 일정 범위 내에서 일정 단위만큼 확대/축소, 회전, 평행이동 되어 참조영상에서의 위치로 매핑되게 된다. 그 위치에서의 참조 영상의 거리맵값을 참조하면 변환된 특징점과 참조 영상의 윤곽선 사이의 거리를 구할 수 있고 이것은 정합 결과를 평가하는 척도가 된다.

위의 방법을 테스트 영상의 모든 특징점에 적용하면 변환된 모든 특징점과 참조 영상의 윤곽선의 총 제곱거리를 계산할 수 있다. 거리가 0에 가까울수록 정합의 정확도가 높다고 볼 수 있다. 이렇게 구한 총 제곱거리가 최소가 되는 특정 변환값이 전체 테스트 영상의 최적 변환값이 된다. 이 때 최적 변환값은 평행이동, 회전, 확대/축소의 단계로 확대/축소를 제외한 두 변환에서는 x, y, z 세축에서 각각 최적값을 구해지고 확대/축소는 하나의 최적값이 세 방향에 적용되어 같은 비율로 볼륨이 확대/축소되게 한다. 전 단계의 최적 변환이 적용된 상태로 다음 변환의 최적값을 계산하게 된다. 즉 테스트 영상은 우선 최적의 평행이동변환이 적용되고 그 위치에서 최적의 확대/축소가 된 후 마지막으로 최적의 회전변환을 하게 된다.

4. 실험 결과

구현은 PentiumIII (866MHz CPU, 524M Memory,

Windows 2000 professional) 플랫폼 상에서 Visual C++ 언어를 사용하여 GUI로 동작하도록 설계되었다. 실험 영상은 횡단면 방향 뇌부위 MRI 영상과 PET 영상을 사용하였고 해상도 및 복셀 정보는 표1과 같다.

표 1. MRI와 PET 볼륨 영상정보

모달리티	해상도	슬라이스수	복셀크기	영상방향
MRI	256x254	82	0.78x0.78 x1.61	transverse
PET	128x128	29	1.953x1.953 x4.25	transverse

확대/축소, 회전, 평행이동 변환이 반복되어 최적값이 구해지는 범위의 간격은 표2와 같다.

표 2. 변환의 범위와 간격

변환	반복회수	범위	간격
평행이동	10	-5~5	1화소
회전	10	-5~5	1.0°
확대/축소	1	-0.2~0.2	0.01

표3은 모멘트 기반 정합기법과 표면정보 기반 정합기법의 적용 후 얻어진 정합결과 비교표이고 그림 3은 두 기법의 정합결과로서 MR과 변환된 PET의 표면점들을 3차원으로 나타낸 것이다.

표3. 모멘트 기반과 표면정보 기반 정합기법의 결과 비교

정합기법	Root Mean Square error(mm)	수행시간(초)
모멘트 기반	4.324	30
표면정보 기반	1.637	59

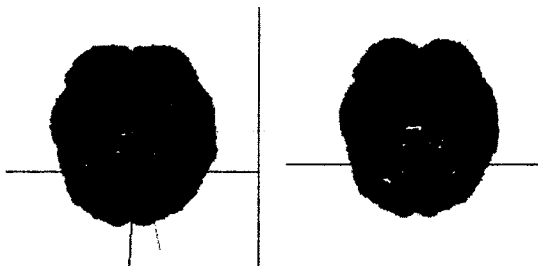


그림 3. 모멘트 기반 정합결과(좌),
표면정보 기반 정합결과(우)

5. 결론

모멘트 기반 정합기법은 적은 수행시간에 반해 에러가 높다는 단점이 있고, 표면정보 기반 정합기법은 반복적으로 변환을 수행하여 최적값을 구해내므로 수행시간이 길다는 단점이 있지만 세밀한 정합을 할 수 있다는 장점이 있다.

향후 연구로서, 위의 두가지 정합방법을 혼합하여 수행시간과 에러를 최소화하는 정합기법을 설계, 구현하고자 한다.

참고 문헌

- [1] Joseph V. Hjal, Derek L.G. Hill, David J. Hawkes, "Medical Image Registration," CRC Press, 2001
- [2] J.B. Mainz and Max A. Viergever, "A Survey of Medical Image Registration", Medical Image Analysis, Vol. 2, pp.1-36, 1998
- [3] Michel A. Audette, Frank P. Ferrie, Terry M. Peters, "An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging", Medical Image Analysis, Vol. 4, pp.201-217, 2000
- [4] Pietrzyk, U., Herholz, K., Fink, G., Jacobs, A., Mielke, R., Slansky, I., Wurker, M., and Heis, W., "An interactive Technique for three-dimensional image registration: validation for PET, SPECT, MRI and CT brain studies", Journal of nuclear medicine, Vol. 35, pp. 2011-2018, 1994
- [5] Meyer, C. R., Leichtman, G. S., Brunberg, J. A., Wahl, R. L., and Quint, L. E., "Simultaneous usage of homologous points, lines, and planes for optimal, 3-D, linear registration of multimodality imaging data", IEEE Transactions on medical imaging, Vol. 14, No. 1. pp.1-11, 1995
- [6] Neelin, P., Crossman, J., Hawkes, D. J., Ma, Y., and Evans, A. C., "Validation of an MRI/PET landmark registration method using 3D simulated PET images and point simulations", Computerized medical imaging and graphics, Vol. 17, No. 4, pp.351-356, 1993
- [7] Maguire, G. Q., Noz, M., Rusinek, H., Jaeger, J., Kramer, E. L., Sanger, J.J., and Smith, G., "Graphics applied to medical image registration", IEEE Computer graphics and applications, Vol. 11, No. 2, pp.20-28, 1991
- [8] 정명진, 최유주, 김민정, 김명희, "표면 정보 기반 MRI-PET 영상 정합을 위한 볼륨 영상 처리", 한국정보처리학회 추계학술발표대회 논문집, 제9권, 제2호, pp.475-478, 2002
- [9] Gunilla Borgefors, "Hierarchical Chamfer Matching: A Parametric Edge Matching Algorithm", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 10, No. 6, 1988
- [10] Chen, C., Pelizzari, C. A., Chen, G. T. Y., Cooper, M. D., and Levin, D. N., "Image analysis of PET data with the aid of CT and MR images", In Information processing in medical imaging, pp.601-611, 1987
- [11] Kruggel, F. and Bartenstein, P., "Automatic registration of brain volume datasets", In Bizais, Y., Barillot, C., and di Paola, R.(eds), Information processing in medical imaging, pp.389-390. Kluwer, 1995
- [12] Wang, G., Volkow, N. D., Levy, A. V., Fowler, J. S., Logan, J., Alexoff, D., Hitzemann, R. J., and Schyler, D. J., "MR-PET image coregistration for quantitation of striatal dopamine D2 receptors", Journal of computer assisted tomography, Vol. 20, No. 3. pp.423-428, 1996