

# 표면정보 기반 영상정합에서의 대표점 추출기법 비교 연구\*

박지영 최유주 김명희  
이화여자대학교 공과대학 컴퓨터학과  
{lemie, choirina, mhkim}@ewha.ac.kr

## Comparison of Representative Point Sampling Methods in Surface Based Image Registration

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

### 요 약

표면정보 기반 영상정합기법은 대상기관에서 추출된 표면정보를 기반으로 변환을 추정하여 서로 다른 영상의 전체적 형태의 유사성 정도를 최대화함으로써 정합을 수행하는 방법이다. 정합 수행에 있어 전체 객체를 가장 잘 대표하는 특정 개수의 표면점을 추출하고, 이 대표점으로부터 변환값을 계산하는 것이 영상정합의 합리적인 최적화 단계를 위해 필수적이다. 대표점 추출결과에 따라 전체 정합의 결과가 달라지게 되므로 정합의 변환요소 값을 정확하게 구해낼 수 있는 대표점을 추출하기 위해 적절한 샘플링 기법의 선택이 요구된다. 본 연구에서는 효율적인 표면정보 기반 다중모달리티 영상정합을 위해 계통추출법 기반 샘플링 기법과 특징점 탐지 기법 기반 샘플링 기법의 성능을 비교 분석하였다.

### 1. 서론

표면정보 기반 영상정합기법은 대상기관에서 추출된 표면정보를 기반으로 변환을 추정하여 서로 다른 영상의 전체적 형태의 유사성 정도를 최대화함으로써 정합을 수행하는 방법이다[1].

영상 정합에서 샘플링은 영상의 대표점을 추출하는 것이다. 서로 다른 모달리티의 영상을 매칭시킬 때 최적의 변환요소를 계산하게 되는데 객체의 윤곽선 상의 점집합 전체를 대상으로 하는 것은 효율성이 매우 떨어진다. 그러므로 계산량을 줄이기 위해 전체 객체를 가장 잘 대표하는 특정 개수의 표면점을 추출하고, 다음으로 이 한정된 수의 대표점으로부터 변환값을 추정하는 것이 영상정합의 합리적인 최적화 단계를 위해 필수적이다.

대표점 추출은 전체 점집합을 대표하는 임의의 수의 점을 선택하는 것이므로 여러가지 샘플링 방법의 적용이 가능하다. 통계학의 대표적인 샘플링 기법에는 단순무작위추출법(Simple Random Sampling), 층화무작위추출법(Stratified Random Sampling), 계통추출법

(Systematic Sampling) 등이 있다[2]. 객체의 형태적 정보에 기반하는 특징점 추출기법은 컴퓨터 비전과 패턴인식 분야에서 활발하게 연구되는 분야로서 대표적으로 코너 탐지기법이 있다.

분할된 윤곽선에 대한 코너점 추출기법은 일반적으로 묘사인, 사인, 접선의 기울기와 같은 파라미터를 사용하여 곡률을 계산하고 각 점에서의 연속성을 측정하여 점의 코너 여부를 결정한다. 대표적인 알고리즘으로는 Rosenfeld-Johnston 알고리즘, Rosenfeld-Weszka 알고리즘, Freeman-Davis 알고리즘, Sankar-Sharma 알고리즘, Anderson-Bezdek 알고리즘 등이 있다[3].

주목할만한 사실은 위와 같은 여러가지 추출 방법에 따라 샘플링되는 대표점은 달라지고 그로부터 계산된 변환요소의 값도 달라지게 되며 그에 따라 최종적으로 영상 정합 결과도 달라지게 된다는 것이다. 그러므로 정합의 변환요소 값을 정확하게 구해낼 수 있는 대표점을 추출하기 위해 적절한 대표점 추출기법의 선택이 요구된다.

본 연구에서는 효율적인 표면정보 기반 다중 모달리티 영상정합을 위해 계통추출법 기반 샘플링 기법

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

과 특징점 탐지 기법 기반 샘플링 기법의 성능을 비교 분석하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 표면정보 기반 다중 모달리티 영상정합의 수행단계를 설명하고 3 장에서는 본 연구에서 비교할 대표점 추출기법에 대해 기술한다. 4 장에서는 구현 및 실험 결과를 기술하고 5 장에서는 결론을 제시한다.

## 2. 표면정보 기반 다중 모달리티 영상정합 수행단계

표면정보 기반 다중 모달리티 영상정합의 수행단계는 표면정보 추출, 표면정보 기반 모멘트 정보 추출, 대표점 샘플링, 모멘트 기반 초기 정합, 표면정보 기반 최적화 단계로 구성된다.

입력 영상인 참조 영상과 테스트 영상은 전처리 과정을 통해 볼륨 영상에서 이진 영상으로 변환되고 복셀 정방형 구성을 위하여 선형공간 작업이 수행된다. 다음으로 2 차원 단층 영상별 뇌 영역이 분할되는 과정을 통해 표면 윤곽선 정보가 추출된다. 참조 영상의 표면 정보는 정합을 위한 3 차원 거리맵의 생성에 사용되고 테스트 영상의 표면 정보는 테스트 영상 표면의 특징점을 샘플링하는데 사용된다. 모멘트 정보 추출 단계에서는 표면 윤곽선을 구성하는 복셀의 3 차원적 위치 정보를 기반으로 대상객체의 무게중심과 세방향 주축 정보를 추출한다. 대표점 샘플링 단계에서는 표면 윤곽선을 대상으로 테스트 영상의 표면 특성을 잘 나타낼 수 있는 대표점을 추출한다. 모멘트 기반 초기 정합 단계에서는 참조영상과 테스트 영상의 무게 중심과 계산된 주축을 맞추어 나가는 단계로서, 대상객체의 위치 및 방향에 많은 차이가 있는 영상에 있어서 정합의 효율성을 높이기 위한 단계이다. 표면정보 기반 최적화 단계에서는 초기 정합 결과영상에 대하여 3 차원 거리맵 및 테스트 영상의 표면 대표점을 이용하여 두 영상의 표면 거리값을 최소화함으로써 두 영상간 대상객체의 표면을 일치시켜 나간다.

위의 영상정합 단계 중 마지막 최적화 단계를 자세히 살펴보면 다음과 같다. 테스트 영상 표면으로부터 샘플링된 특징점은 일정 범위 내에서 일정 단위만큼 확대/축소, 회전, 평행이동 되어 참조영상의 위치로 매핑되게 된다. 그 위치에서의 참조 영상의 3 차원 거리값을 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. 이 총 제곱거리가 0 에 가까울수록 정합의 정확도가 높다고 볼 수 있다. 이렇게 계산된 총 제곱거리가 최소가 되는 특정 변환값이 전체 테스트 영상에 적용될 최적 변환값이 된다.

이 같은 수행 과정 중 최적화 단계에서 매칭을 결정짓는 변환값의 계산이 이전 단계에서 추출된 테스트 볼륨의 대표점에 기반하므로 대표점은 전체 객체를 정확하게 대표할 수 있도록 결정되어야 한다.

## 3. 영상정합의 최적화단계를 위한 대표점 추출기법

본 연구에서는 통계학 기반 샘플링 기법중 계통추출법과 특징점 추출 기법으로 Freeman & Davis[4]의 코너 추출 기법을 구현하여 실제 영상에 적용, 대표점이 샘플링된 결과를 비교하였다. 계통추출법은 대규모 조사에서 주로 사용되는 방법의 하나이며 추출작업이 쉽고 추정정도의 정도도 높다[2]. Freeman & Davis의 코너 탐지 기법은 수행시간이 짧고 코너 탐지율도 상대적으로 높다[3].

### 3.1 계통추출법 기반 샘플링

모집단 추출틀에서 처음의  $k$  개 조사단위들 중에서 랜덤하게 하나의 단위를 추출하고 그 이후 매  $k$  번째 간격마다 하나씩의 단위를 표본으로 추출하는 표본추출방법을  $1/k$  계통추출법이라고 한다[2]. 계통표본추출방법에서는 먼저 추출틀에서 처음  $k$  개 단위 중에서 랜덤하게 하나 ( $r(1 \leq r \leq k)$ )를 선택한다. 이때  $r$  을 출발점(starting point)이라고 한다. 이후  $r, r+k, r+2k, \dots, r+(n-1)k$  들을 표본으로 추출한다.

계통추출법은 구현이 쉽고 빠르다. 또한 모집단의 전체를 잘 반영하므로 테스트 영상의 기본 스케일 변환 요소값을 구하는 데 매우 우수한 성능을 나타낸다. 테스트 볼륨의 임의의 단면의 윤곽선 포인트 중 15 개의 대표점을 일정 간격 단위로 추출한 결과는 그림 1(a)와 같다.

### 3.2 Freeman & Davis의 코너 추출 기법 기반 샘플링

볼륨 객체의 표면 정보는 체인 코드 알고리즘을 이용하여 사전에 생성되었다. 체인 코드의 수행결과 픽셀단위로 인접한 표면점들의 리스트가 표면정보로 생성된다. 표면 정보를 저장하는 자료 구조는 객체 볼륨의 각 슬라이스별 표면점의 위치와 픽셀 간의 연결 방향 정보로 구성된다. 체인은  $n$  개의 링크  $\{a_i\}_n$  로 구성되며 각 링크는 8 방향중 하나를 가리킨다 :  $a_i \in \{0, \dots, 7\}$ . Freeman 과 Davis 는  $s$  개의 연속된 체인 링크를 가지는 직선 세그먼트  $L_i^s$  를 정의하였다 :  $L_i^s = \{a_j, j = i-s+1, \dots, i\}$ .  $L_i^s$  의  $x$  와  $y$  성분은 식 (1)과 같다.  $a_{jx}$  와  $a_{jy}$  는 각각 체인링크  $a_j$  의  $x, y$  성분이다.

$$X_i^s = \sum_{j=i-s+1}^i a_{jx}$$

$$Y_i^s = \sum_{j=i-s+1}^i a_{jy}$$
식(1)

세그먼트  $L_i^s$  는  $X$  축과  $\theta_i^s$  의 각을 이루고 Freeman 과 Davis 는 증가 곡률  $\delta_i^s$  를 두 개의 인접한 각도의

차이의 평균을 두 배 한 것으로 정의하였다.

$$\theta_i^s = \tan^{-1} \frac{Y_i^s}{X_i^s}, \text{if } |X_i^s| \geq |Y_i^s| \quad \text{식(2)}$$

$$= \cot^{-1} \frac{X_i^s}{Y_i^s}, \text{if } |X_i^s| < |Y_i^s|$$

$$\delta_i^s = 2 \left[ \frac{(\theta_{i+1}^s - \theta_i^s) + (\theta_i^s - \theta_{i-1}^s)}{2} \right] \quad \text{식(3)}$$

$$= \theta_{i+1}^s - \theta_{i-1}^s$$

코너에서의 기울기의 불연속도  $\Phi_i^s$ 는 세그먼트를 구성하는 단위 노드들의 증가 곡률의 합으로 정의된다.

$$\Phi_i^s = \sum_{j=i}^{i+s} \delta_j^s \quad \text{식(4)}$$

노드 i 의 코너 여부를 결정하는 코너 결정 척도  $K_i$ 는 기울기의 불연속도  $\Phi_i^s$ 와 코너의 양쪽 연속 영역의 길이  $t_{i1}$ ,  $t_{i2}$ 로 구성되는 함수로, 다음 식(5)와 같이 정의된다.

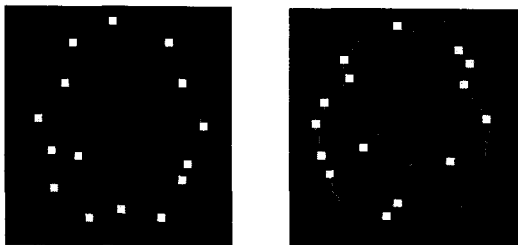
$$K_i = \sqrt{t_{i1}} \times \sum_{j=i}^{i+s} \delta_j^s \times \sqrt{t_{i2}}$$

$$t_{i1} = \max\{t : \delta_{i-v}^s \in (-\Delta, \Delta), \text{ for all } 1 \leq v \leq t\} \quad \text{식(5)}$$

$$t_{i2} = \max\{t : \delta_{i+s+v}^s \in (-\Delta, \Delta), \text{ for all } 1 \leq v \leq t\}$$

$$\Delta = \tan^{-1} \left( \frac{1}{s-m} \right) \text{ with } m = 1 \text{ or } 2$$

코너가 되는 점은 점 i 에서 거리가 s+1 보다 작은 점들 중에서 K 값이 최대인 점이 된다. 각 슬라이스 별로 표면점들은 K 의 크기에 따라 내림차순으로 정렬되어 저장된다. 테스트 볼륨의 임의의 단면의 윤곽선 포인트 중 코너 척도인 K 값이 가장 큰 순서대로 15 개의 대표점을 추출한 결과는 그림 1(b)와 같다. 여기서 s=3, m=1로 설정하였다.



(a) 계통추출법 기반 (b) Freeman & Davis 기법 기반

그림 1. 추출된 15 개의 대표점

### 3.3 대표점 샘플링 결과 비교

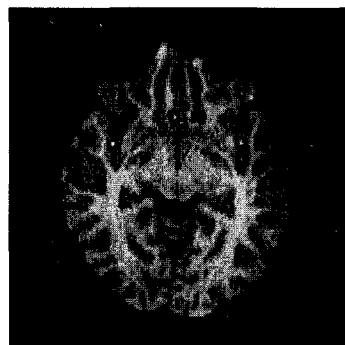
그림 1(a)에서 보여지는 바와 같이 계통추출법에 기반하여 샘플링된 테스트영상의 대표점은 일정간격마다 하나씩 대표점이 추출된 것을 볼 수 있다. 그림 1(b)의 Freeman & Davis 코너 추출 기법에 기반하여 대표점을 추출한 결과를 보면 코너의 척도인 곡률과 연속성이 고려되어 대표점이 샘플링되었다. 즉 형태특성을 배제하고 표본을 추출하는 계통추출법과는 달리 Freeman & Davis 기법은 주변 포인트들간의 관계성을 고려하여 형태적인 특성에 기반, 대표점을 추출한 것을 볼 수 있다.

### 4. 실험 및 결과

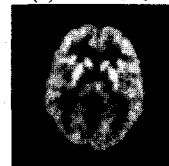
구현은 Pentium III (866MHz CPU, 524M Memory, Windows 2000 professional) 플랫폼 상에서 Visual C++ 언어를 사용하여 GUI로 동작하도록 설계되었다. 실험 영상은 횡단면 방향 뇌부위 MRI 영상과 PET 영상을 사용하였고 해상도 및 복셀 정보는 표 1과 같다. 그림 2는 실제 MRI 영상과 PET 영상의 한 단면을 나타낸 것이다. 실험 데이터는 간질환자에 대한 영상으로 삼성서울병원으로부터 제공받았다.

표 1. MRI 와 PET 볼륨 영상정보

모달리티	해상도	슬라이스수	복셀크기	영상방향
MRI	256×254	82	0.78×0.78 ×1.61	transverse
PET	128×128	29	1.953×1.953 ×4.25	transverse



(a) MRI 영상



(b) PET 영상

그림 2. 입력 영상

표 2는 계통추출법 기반 샘플링과 Freeman & Davis의 코너 추출 기법 기반 샘플링으로 특정 수의 대표 점을 추출하고 그것을 최적화 단계에 적용, 전체 정합을 수행한 결과를 보여준다. 각 방법에 샘플링 개수를 달리하여 정합한 결과로서 RMS(Root Mean Square) error가 비교되고 있다.

표 2. 계통추출법과 Freeman & Davis 방법을 적용한 정합 결과 비교

전체 샘플링 개수		840 개	1082 개
		샘플링 기법	
계통추출법	RMS error(mm)	1.5004	1.5037
특징점 추출기법(Freeman & Davis method)	RMS error(mm)	1.4980	1.4852

### 5. 결 론

계통추출법은 특징점 추출기법에 비해 정합오류가 상대적으로 높았다. 특징점 추출 기법인 Freeman & Davis 코너 추출 기법을 적용하여 정합한 결과, 정합 수행 결과가 더 우수하게 나타났고 샘플링 개수를 늘릴수록 정합결과가 향상되었다.

향후연구로서 테스트영상의 대표점과 참조영상의 윤곽선과의 거리뿐만 아니라 테스트영상과 참조영상의 표면 곡률까지 고려하여 매칭 변환값을 결정하는 개선된 영상정합의 최적화 방법을 설계하여 구현, 실험하고자 한다.

### 참고문헌

[1] 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.

[2] Pearson Statistics Consulting : <http://www.pvalue.co.kr>

[3] Cho-Huak Teh and Roland T. Chin, "On the detection of dominant points on digital curves", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 11, No. 8, pp. 859-872, 1989.

[4] H. Freeman and L. S. Davis, "A corner finding algorithm for chain-coded curves", *IEEE Trans. Comput.* 26, pp. 297-303, 1977.

[5] Jack Koplowitz and Stephen Plante, "Corner detection for chain coded curves", *Pattern Recognition*, Vol. 28, No. 6, pp. 843-852, 1995.

[6] 박지영, 김민정, 최유주, 김명희, "다중모달리티 영상에 대한 모멘트 기반 정합기법과 표면정보 기반 정합기법의 성능 비교 분석", *한국정보과학회 봄 학술발표논문집*, 제 30 권, 제 1 호, pp. 286-288, 2003.

[7] Joseph V. Hjnal, Derek L.G. Hill, David J. Hawkes, "Medical Image Registration," CRC Press, 2001.

[8] J.B. Mainz and Max A. Viergever, "A Survey of Medical Image Registration", *Medical Image Analysis*, Vol. 2, pp.1-36, 1998.

[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] J.-F. Mangin, V. Frouin, and B. Bendriem, "Nonsupervised 3D Registration of PET and MRI Data Using Chamfer Matching", In *IEEE Medical Imaging Conference, in conjunction with the Nuclear Science Symposium*, Orlando, Florida, pp. 1262-1264, 1992.

[11] Derek L. G. Hill, Philipp G. Batchelor, Mark Holden and David J. Hawkes, "Medical Image Registration", *Physics In Medicine and Biology*, No. 46, R1-R45, 2001.

[12] Roger P. Woods, John C. Mazziotta, Simon R. Cherry, "MRI-PET Registration with Automated Algorithm", *Journal of Computer Assisted Tomography* Vol. 17, No. 4, pp. 536-546, 1993.

[13] Pengfei Zhu, Paul M. Chirlian, "On Critical Point Detection of Digital Shapes", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 8, pp. 737-748, 1995.

[14] Jean-Philippe Thirion, S. Benayoun, "Image surface extremal points, new feature points for image registration", Technical Report 2003, INRIA, July 1993.

[15] Liu Wen-Yu, Li Hua, Zhu Guang-Xi, "A fast algorithm for corner detection using the morphologic skeleton", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 22, pp. 891-900. 2001.