

지역적 가중치 거리맵을 이용한 3차원 영상 정합

(Three-Dimensional Image Registration using a Locally Weighted-3D Distance Map)

이 호[†] 홍 헬 렌^{**} 신 영 길^{***}
 (Ho Lee) (Helen Hong) (Yeong Gil Shin)

요약 본 논문에서는 동일 환자에 대해 시간차를 두고 촬영한 뇌 CT-CT 혈관조영영상간 움직임 보정하기 위한 강인하고 고속의 정합방법을 제안한다. 먼저, 두 영상에서 3차원 경계검출 기법을 이용하여 특징점을 추출하고, 기준영상에서는 이를 지역적 가중치 3차원 거리맵으로 변환한다. 부유영상을 기준영상으로 강제변환하면서 두 경계간의 상관관계가 최대인 위치를 탐색한다. 이 때, 최대위치가 더 이상 변화하지 않고 일정 이상 반복되면 해당위치를 최적위치로 하여 부유영상을 최적위치로 변환시켜 두 영상을 정합한다. 실험을 위하여 인공영상을 사용하여 정확성과 강인성을 평가하였고, 육안평가를 위하여 뇌 CT-CT 혈관조영영상을 사용하였다. 본 제안방법은 지역적 가중치 3차원 거리맵을 이용함으로써 적은 샘플링 개수에도 국부최대인 위치에 수렴하지 않고 최적위치로 강인하면서 고속으로 영상이 정합되었다.

키워드 : 의료영상, 영상정합, 거리맵, 강제변환

Abstract In this paper, we propose a robust and fast image registration technique for motion correction in brain CT-CT angiography obtained from same patient to be taken at different time. First, the feature points of two images are respectively extracted by 3D edge detection technique, and they are converted to locally weighted 3D distance map in reference image. Second, we search the optimal location where the cross-correlation of two edges is maximized while floating image is transformed rigidly to reference image. This optimal location is determined when the maximum value of cross-correlation doesn't change any more and iterates over constant number. Finally, two images are registered at optimal location by transforming floating image. In the experiment, we evaluate an accuracy and robustness using artificial image and give a visual inspection using clinical brain CT-CT angiography dataset. Our proposed method shows that two images can be registered at optimal location without converging at local maximum location robustly and rapidly by using locally weighted 3D distance map, even though we use a few number of feature points in those images.

Key words : Medical imaging, Image registration, Distance map, Rigid transformation

1. 서론

최근 멀티스캐너 등장에 의해 영상을 보다 빠르고 간

편하게 얻을 수 있게 됨에 따라 의료기관에서 환자에 대한 다량의 의료영상 획득이 용이해졌다. 그러나, 시간차를 두고 연속으로 영상촬영 시 환자 움직임에 따른 영상간 차이에 의해 진단하는데 많은 어려움이 따르는 문제가 있다. 이를 해결하기 위한 영상정합은 획득된 두 개의 영상을 공간적으로 정렬시킴으로써 영상 고유 정보를 서로 공유하여 환자에 대해 보다 정확하고 다각적인 진단을 수행하고자 할 때 선행되는 기법으로 서로 다른 센서로부터 획득한 다중 모달리티 영상(multimodality image), 동일 센서로 시간차를 두고 획득한 단일 모달리티 영상(monomodality image)으로 구분된다[1].

기존 정합기법으로는 영상차감(image subtraction), 주축(principal axes), 조인트 엔트로피(joint entropy),

· 본 논문은 2003년도 두뇌한국 21사업과 (주)인피니트테크놀로지, 서울대학교 컴퓨터연구소의 지원으로 연구되었음

· 본 논문에서 사용한 임상데이터 제공 및 의학적 검증을 진행해주신 서울대학교 분당병원 진단방사선과 김성원 교수님과 이경호 교수님께 감사드립니다.

† 비 회 원 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부
holee@cglab.snu.ac.kr

** 비 회 원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 교수
hlhong@cglab.snu.ac.kr,
Corresponding author

*** 종신회원 : 서울대학교 컴퓨터공학부 교수
yshin@cglab.snu.ac.kr

논문접수 : 2004년 1월 29일

심사완료 : 2004년 4월 13일

상호정보량(mutual information), 상관관계(cross-correlation) 등이 있다. 영상차감[2]은 두 영상 간 명암도 차이가 최소가 되는 위치로 수렴하는 기법으로 가장 직관적인 유사성 측정방법으로 단일 모달리티 영상정합에 적합하다. 주축기법[3]은 영상 내 정합하고자 하는 물체의 무게중심을 계산하여 해당 무게중심으로부터 각 축의 장축을 계산하여 그 차이만큼 회전과 이동을 통해 대략적인 위치로 변환하는 것으로 초기 정합 시 시도되는 방법이다. 조인트 엔트로피 기법[4]은 두 영상이 중첩되는 위치의 밝기값을 이용하여 조인트 히스토그램을 생성하고 이를 가지고 두 확률변수 간의 관계를 확률밀도 계산을 통해 엔트로피가 최소가 되는 위치를 계산한다. 그러나 이 기법은 두 영상 간 중첩되는 영역이 단일 밝기값으로 구성되면 오 정합을 일으킬 수 있으므로 초기 위치로부터 변화가 적은 영상에 적합하다. 상호정보량 기법[5-10]은 조인트 엔트로피 측정 기법의 단점을 극복하기 위해 주변 엔트로피(marginal entropy)를 고려한 것으로 최대가 되는 위치로 정합한다. 그러나 이와 같은 기법은 계산시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 상관관계 기법[11-14]은 관심 영역이나 특징점을 추출하여 상관관계가 최대가 되는 위치로 수렴하는 방법으로 특징점 추출 결과에 따라 정확도가 달라진다.

본 논문에서는 동일 환자로부터 조영제 투입 전 촬영한 뇌 CT 영상과 조영제 투입 후에 촬영한 뇌 CT 혈관조영영상(CTA: CT Angiography)간 발생하는 움직임 보정을 위한 정합을 수행한 후 영상차감을 통해 추출한 혈관영역을 가시화한다[15]. 본 제안방법은 뇌 영역 중 강체의 성질을 가지는 두개골 영역을 분할하고, 이의 경계를 추출하기 위해 3차원 경계추출기법을 적용한다. 이 때, 기준 영상에서 추출된 경계는 지역적 가중치 거리맵으로 변환하여 최적의 위치를 탐색하는데 있어 잡음에 강인하고 최적의 위치에 정확하게 도달할 수 있게 안내하는 역할을 수행한다. 부유영상에서 추출한 경계는 지역적 가중치 거리맵으로 변환된 기준영상으로 강체변환하면서 상관관계가 최대인 위치를 찾아 두 영상을 정합시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안한 지역적 가중치 3차원 거리맵을 이용한 영상정합 기법에 대하여 경계 특징점 추출, 지역적 가중치 3차원 거리맵 생성과 영상정합 순으로 설명한다. 3장에서는 실험 및 분석 결과를 제시하고, 제4장에서 결론을 맺는다.

2. 지역적 가중치 3차원 거리맵을 이용한 영상정합

본 논문에서는 동일 환자에 대해 시간차를 두고 얻은 뇌 CT-CTA 영상에 제안한 지역적 가중치 3차원 거리

맵을 이용한 정합기법을 적용한다. 지역적 가중치 3차원 거리맵을 이용한 정합 기법은 다섯 모듈로 나뉘어 단계별로 수행된다. 첫 번째는 영상입력 모듈로 기준이 되는 불투데이터를 기준영상(reference image), 변환함수를 통해 기준영상으로 변환되는 영상을 부유영상(floating image)으로 한다. 본 논문에서는 부유영상으로 혈관조영을 한 CTA영상, 기준영상으로 CT영상을 각각 설정한다. 두 번째 모듈은 3차원 연산자를 이용한 경계 특징점 추출로 각각의 영상에 3차원 소벨(sobel) 경계검출기법[16-17]을 적용한다. 먼저, 임계값기반 기법(thresholding)[18]을 적용하여 뼈 영역을 분할하고 분할된 뼈 영역을 가지고 경계 검출 기법을 적용하여 뼈 영역 경계를 추출한다. 세 번째 모듈은 추출된 경계를 가지고 기준영상에서 지역적 가중치 3차원 거리맵을 생성한다. 그리고 부유영상에서 추출한 뼈 영역 경계로부터 셔터(shutter)정보의 경계를 제거한 후 정합 연산시간을 빠르게 하기 위해 블록 샘플링(block sampling)과 균일 샘플링(uniform sampling)을 수행한다. 네 번째 모듈은 부유영상을 기준영상으로 강체변환한다. 강체변환은 x -, y -, z -축 회전벡터와 x -, y -, z -축 이동벡터로 구성된다. 다섯 번째 모듈은 상관관계 평가함수 측정으로 부유영상이 기준영상으로 좌표변환 되었을 때 두 경계 간의 상관관계를 측정한다. 이 때, 최적위치는 상관관계가 최대를 이루는 곳으로, 최적위치의 변환함수를 계산해 최종적으로 정합을 수행한다. 그림 1은 지역적 가중치 3차원 거리맵을 이용한 정합 단계를 나타낸다.

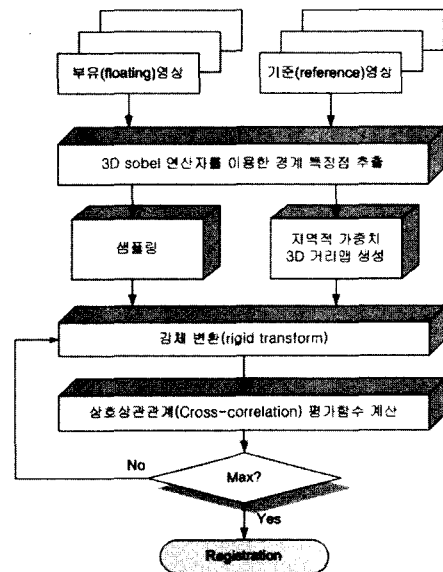


그림 1 지역적 가중치 3차원 거리맵을 이용한 영상정합 단계

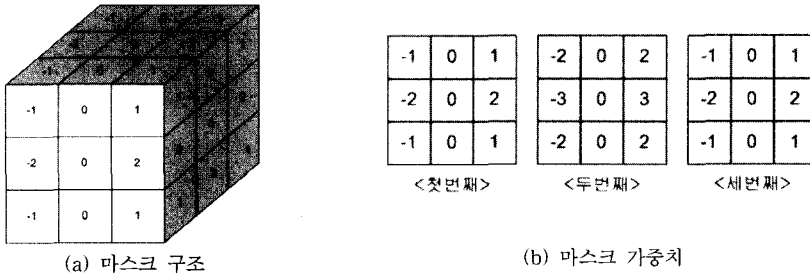


그림 2 3차원 소벨 경계검출 마스크

2.1 경계 특징점 추출

영상정합에서 전체 블록데이터를 모두 이용하면 많은 샘플 입력 때문에 영상 내 잡음에 둔감하게 반응하는 장점을 가지나 계산시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 따라서 불필요한 영역을 제거하고 특징점을 추출하면 효율적인 계산이 가능해진다. 이에 불필요한 영역을 임계값 기법을 통해 제거하고 3차원 소벨 경계 검출 기법을 적용하여 부유영상과 기준영상에서 각각 경계 특징점을 추출한다. 3차원 소벨 경계 검출 기법은 2차원 경계 검출 기법에 비해 상하좌우 및 대각선상의 공간 정보를 고려하여 복셀 간 명암도 차이를 계산하기 때문에 보다 두터운 경계 추출이 가능하다.

그림 2는 3차원 소벨 마스크를 원영상과 회선(convolution)하여 경계검출하기 위한 마스크를 나타낸다. 그림 2(a)는 3차원 소벨 마스크 구조[16,17]로 3×3×3 크기이며, 그림 2(b)는 마스크의 가중치를 나타낸다.

본 방법을 부유영상과 기준영상에 모두 적용하여 경계 특징점을 추출한다. 뇌 CT-CTA 영상에서 뼈에 해당되는 임계값을 설정하여 뼈 영역을 추출하고, 뼈 영역의 경계 부위를 추출한다. 그림 3은 임계값 기법 적용 후 뼈 경계부위를 추출한 것으로 뼈 영역을 추출하게 되면 뼈와 인접해 있는 셔터 정보도 같이 추출됨을 알 수 있다. 셔터 정보는 그림 4에서 표시된 것과 같이 일정한 크기의 원 모양을 이루고 있으며, 원 외곽 영역에 환자의 정보를 표시하기 위해 이용된다. 따라서 경계 검출을 수행하면 그림 4의 화살표가 지시하는 부위인 셔터와 뼈 영역이 인접되는 위치에 경계가 검출되고, 이 경계는 실제 뼈의 경계가 아니므로 경계기반 영상정합시에 오차를 제거할 수 있으므로 제거해야 한다. 이에 식 (1)에 의해 각 슬라이스에서 셔터 영역보다 작게 원의 반지름을 설정하여 그 내부 영역에 포함되는 위치에서의 경계만 최종적인 뼈의 경계로 간주한다. 그림 5는 셔터 정보를 제외한 최종적인 뼈 경계를 나타낸 결과이다. 실험적으로 슬라이스의 가로와 세로 중에 크기가 작은 것의 $\frac{1}{2}$ 크기에서 10-화소정도를 빼면 셔터 영역을

배제 할 수 있다.

$$(x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 < \left(\frac{\min(\text{width}, \text{height})}{2} - 10_{\text{pixel}} \right)^2 \quad (1)$$

영상정합 시 부유영상에 영상 특징점이 많을수록 각 특징점들을 좌표 변환해야 하므로 처리시간이 오래 걸린다. 따라서 본 논문에서는 블록 샘플링과 균일 샘플링을 통해 부유영상의 특징점수를 감소시킨다. 이 때, 블록 크기는 정합 수행 시 최소로 필요로 하는 특징점 범위 내에서 설정하였다. 실험적으로 x-축, y-축 각각 20-화소, z-축은 5-화소일 때 블록 샘플링을 하지 않은 결과와 동일한 결과를 얻었다. 그림 6은 블록 샘플링 수행 후 결과를 나타낸다.

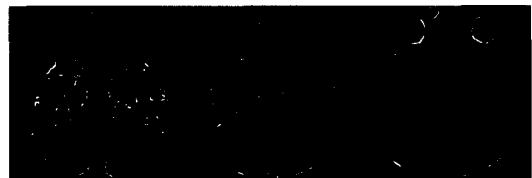


그림 3 임계값 기법 적용 후 뼈 영역 경계 추출

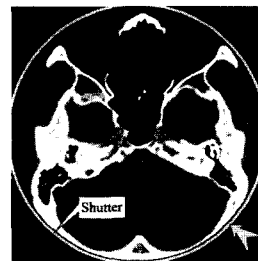


그림 4 셔터정보



그림 5 셔터 정보를 제거 후 뼈 영역 경계 추출



그림 6 블록 샘플링

균일 샘플링은 블록 샘플링 후에 다시 x-, y-, z-축에 대해 일정 간격으로 하여 경계점의 개수를 줄인다.

2.2 지역적 가중치 3차원 거리맵

경계기반의 정합[11-14]은 초기 위치에 따라 전역적인 변환 위치로 정합되지 못하고 국부 최대위치로 이동하여 오 정합을 일으킬 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 탐색공간을 정교하게 수행하여 전역적인 변환 위치로 최적화시켜야 한다. 그러나 이 방법은 탐색공간 크기에 비례해서 탐색시간이 증가하는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 최적 위치로 빠르면서도 강인하게 수렴할 수 있도록 하는 지역적 가중치 3차원 거리맵을 제안한다. 이 때, 지역적 가중치 3차원 거리맵은 기준영상에 한해서 적용한다.

3차원 소벨 마스크를 통해 추출된 경계점 각각에 체스보드(chessboard)[19] 거리맵을 기준으로 마스크를 할당하여 생성한다. 지역적 가중치 3차원 거리맵의 마스크 크기는 클수록 변환이 큰 위치에서도 강인하게 전역적인 위치로 수렴하는 것이 가능하나, 실험적으로는 9×9×9의 크기 이상에서는 동일한 결과를 얻어 마스크의 크기는 9×9×9로 고정하였다. 마스크의 가중치는 중심이 가장 크고, 중심으로부터 떨어진 거리만큼 가중치를 감소시켜 할당한다. 가중치 할당은 식 (2)와 같이 계산된다.

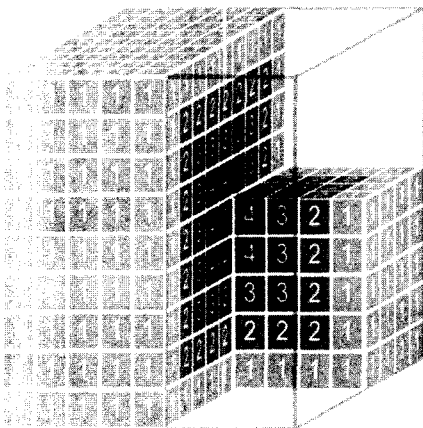
$$\begin{aligned}
 D_x &= |M_x - C_x| \\
 D_y &= |M_y - C_y| \\
 D_z &= |M_z - C_z| \\
 W_{xyz} &= \frac{(N+1)}{2} - \text{Max}(D_x, D_y, D_z)
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

이 때, M 은 계산하려는 마스크 내의 좌표이고, C 는 마스크 중심좌표이다. D 는 x, y, z로 나누어 중심좌표 간의 차이를 계산한 것이다. N 은 마스크 한 축의 크기로 본 연구에서는 마스크 크기가 9×9×9로 설정하였으므로 9로 고정한다. W_{xyz} 이 최종적으로 계산된 가중치이다. 그림 7(a)는 제안한 지역적 가중치 3차원 거리맵 마스크이고, (b)는 마스크 중심점이 포함된 면을 2차원적으로 나타낸 것으로 마스크 내 중심과의 거리에 따라 가중치가 일정하게 1씩 감소된다.

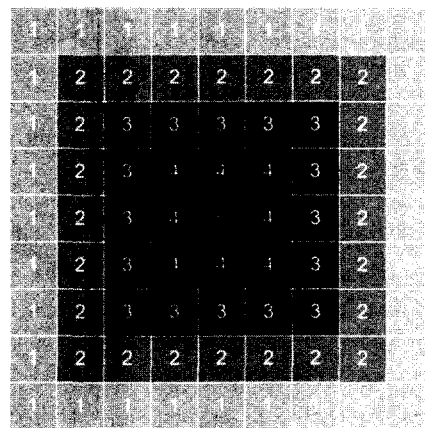
그림 8은 뇌 CT 영상에 적용한 예로 추출된 경계에서 지역적 가중치 3차원 거리맵 마스크를 적용하여 최종적으로 생성된 지역적 가중치 3차원 거리맵을 나타낸다. 추출된 경계에 마스크 중심을 일치시키고 그 이웃 화소들에게 가중치를 할당한다. 이 때, 경계를 따라 거리맵을 생성할 때 이미 이전 이웃 경계점으로부터 계산된 가중치가 현재 가중치보다 작은 값을 할당하고 있으면 현재의 가중치로 갱신한다. 이를 통하여 연속적인 3차원 거리맵이 생성된다. 그림 8의 (a)는 3차원 소벨 경계 검출 기법을 적용하여 추출한 경계영역을 나타내며, (c)는 (a)의 추출된 경계를 지역적 가중치 3차원 거리맵으로 변환한 것이고 (b)는 이 중 임의의 슬라이스를 보인 것이다.

2.3 상관관계 평가함수

본 논문에서는 경계 기반의 상관관계 평가함수를 이용하여 유사도를 측정한다. 상관관계는 부유영상이 기준



(a) 지역적 가중치 3차원 거리맵 마스크



(b) 거리맵의 가중치

그림 7 지역적 가중치 3차원 거리맵 마스크와 가중치

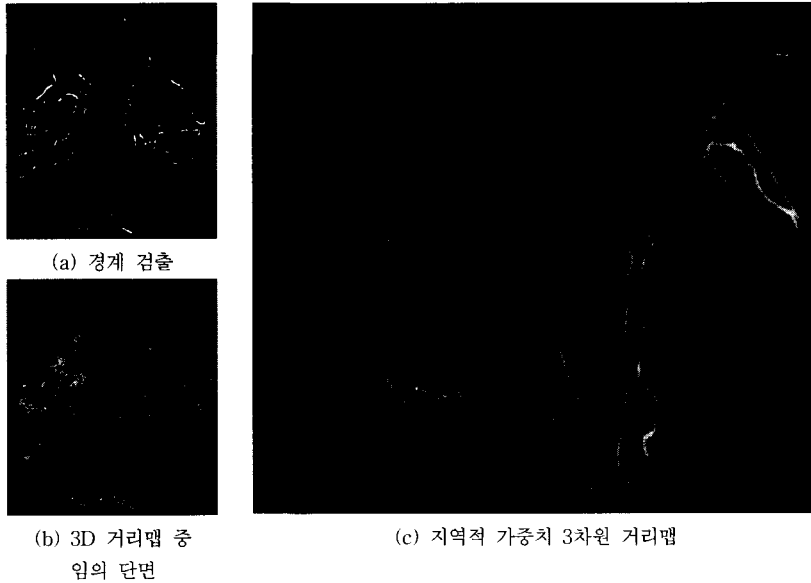


그림 8 지역적 가중치 3차원 거리맵 적용예

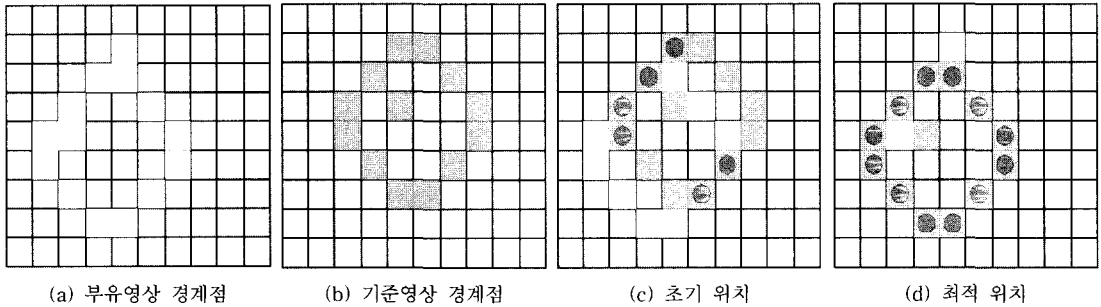


그림 9 상관관계 최적화과정

영상과 정렬되면 유사도가 최대를 이루는 것으로 식 (3)과 같다.

$$CC = \frac{1}{N_F} \sum_T M_F(P_F(i)) W_R(T(P_F(i))) \quad (3)$$

이 때, N_F 는 부유영상에서 특징점으로 추출한 경계점 개수이며, $P_F(i)$ 는 부유영상에서 추출한 경계점 중 i 번째 경계점을 가리키는 좌표이다. M_F 는 해당좌표에서 부유영상의 경계에 설정된 크기를 나타내며, 부유 영상에서 경계인 지점은 크기를 모두 1로 설정한다. $T(P_F(i))$ 는 부유영상의 i 번째 경계점이 기준영상으로 변환했을 때 기준영상 좌표이다. W_R 은 기준영상에서 계산된 지역적 가중치 3차원 거리맵 가중치 값이다.

그림 9는 부유영상이 기준영상으로 변환하면서 상관관계 평가함수가 최적위치에서 최대값을 보이는 예이다. 그림 9의 (a)와 (b)는 부유영상과 기준영상의 경계이며,

(c)는 정합 수행 전 초기위치, (d)는 정합 후 최적위치를 나타낸다. 원 모양은 현 위치에서의 상관관계로 초기 위치가 최적위치로 변환되면서 상관관계가 6에서 12로 증가됨을 알 수 있다.

본 논문에서 정합을 위한 변환함수는 T_{rx} , T_{ry} , T_{rz} 의 이동 벡터와 R_x , R_y , R_z 의 회전 벡터로 이루어진다[1,6]. 먼저 부유영상의 중심점(C_F)을 원점으로 이동시키고 회전과 이동벡터 순으로 변환을 수행하며, 기준영상의 중심점(C_R)으로 이동시켜 변환을 한다. 변환함수 수식은 식 (4)와 같다.

$$P_R(i) = T(P_F(i)) = R_x R_y R_z (P_F(i) - C_F) + T_r + C_R \quad (4)$$

이 때, 변환을 수행하면서 부유영상의 포인트가 기준영상의 격자위치로 정확히 변환하지 않으므로 보간이 필요하다. 본 논문에서는 삼각선형 보간(trilinear interpolation)[6]을 사용한다. 또한, 공간탐색을 위하여 파헬

(Powell) 방법[10]을 적용하여 빠른 시간 안에 최적의 위치로 수렴하도록 한다. 탐색순서는 $Tr_z, Tr_y, R_z, R_x, R_y, Tr_x$ 이고 일정횟수 이상 반복시켜 더 이상 변화가 없으면 종료시켜 최적위치로 부유영상을 변환시켜 두 영상을 정합한다. 본 연구에서는 6회 이상부터 변화가 없어 반복횟수를 6회로 고정하였고 횟수가 거듭될수록 이동 및 회전벡터를 이전 벡터 크기의 0.5배 크기로 하여 보다 세밀하게 탐색을 시도하였다.

표 1 실험 데이터

영상종류	볼륨 해상도	복셀크기(mm)
CT-CTA1	512×512×185	0.30×0.30×0.3
CT-CTA2	512×512×220	0.32×0.32×0.3
CT-CTA3	512×512× 98	0.33×0.33×0.7
CT-CTA4	512×512×220	0.31×0.31×0.3
CT-CTA5	512×512×220	0.34×0.34×0.3
인공영상A	512×512×147	0.34×0.34×0.3
인공영상B	512×512×185	0.30×0.30×0.3

3. 실험 및 결과분석

본 실험은 3.0GHz CPU와 1.0GB 메모리를 장착한 펜티엄IV PC에서 수행하였다. 실험 데이터는 임상용 뇌 CT-CTA 영상 5-셋트와 제안방법의 정확도와 강인성을 평가하기 위한 인공영상[20] 2-셋트이다. 표 1은 실험에서 사용한 볼륨데이터의 해상도와 복셀 크기를 나타낸다. 이 때, 임상용 뇌 CT-CTA 영상의 밝기값은 -1024~3091의 범위를 갖는다.

표 2는 각 샘플링 간격에 따른 부유영상이 기준영상으로 변환을 수행하여 두 영상이 정합된 후에 측정된 부유 영상의 변환벡터와 수행시간을 나타낸 결과이다. 샘플링 간격은 샘플링을 하지 않고 수행(샘플링 간격 0)한 것으로부터 간격을 1씩 증가시켜 최대 간격 9까지 측정하였다. CT-CTA1 영상에서는 샘플링 간격을 2이

상으로 수행하였을 때, 샘플링을 하지 않고 측정된 결과에 비해 변환벡터가 크게 차이를 보임을 알 수 있으며, CT-CTA5 영상은 샘플링 간격이 3이상부터 약간의 차이를 보이나 전체적으로 변환벡터가 크게 변화하지 않는 것을 알 수 있다. 또한, 두 볼륨데이터 모두 샘플링 간격을 1로 했을 때가 0으로 했을 때와 비교하여 2배 정도 수행시간이 단축되었다. 그러나 샘플링 간격이 2 이상인 경우에는 거의 비슷한 수행시간을 보인다. 이는 파월 공간탐색방법을 수행하면서 변환벡터가 일정 이상 변화하지 않을 때까지 반복하게 됨으로써 걸리는 시간이다. 따라서 샘플링 간격을 1로 고정하면 수행시간을 2배 정도 단축시킬 수 있고 변환벡터도 복셀 크기 내에서 유지된다.

표 3은 샘플링 간격을 1로 하여 임상데이터에 적용하

표 2 샘플링 간격에 따른 변환벡터와 수행시간

영상종류	샘플링간격	변환벡터						수행시간(s)
		Translation(pixel)			Rotation(도)			
		T_x	T_y	T_z	R_x	R_y	R_z	
CT-CTA1	0	-0.375	-0.125	0.313	0.375	0.313	0.125	64.328
	1	-0.375	-0.063	0.313	0.313	0.250	0.125	34.546
	2	-0.063	-0.125	0.188	0.250	0.188	0.063	30.422
	3	-0.063	-0.125	0.313	0.313	0.188	0.063	30.079
	4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	30.641
	5	-0.125	-0.063	0.375	0.313	0.188	0.063	29.000
	6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	30.360
	7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	30.312
	8	0.0	-0.125	0.125	0.250	0.188	0.063	32.140
9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	30.265	
CT-CTA5	0	0.0	-0.813	-0.250	-0.375	0.063	0.0	89.453
	1	0.0	-0.813	-0.188	-0.375	0.063	0.0	43.313
	2	0.0	-0.813	-0.188	-0.375	0.063	0.0	37.985
	3	0.0	-0.813	-0.125	-0.313	0.063	0.0	38.421
	4	0.0	-0.875	0.0	-0.313	0.063	0.0	38.640
	5	0.0	-0.813	-0.188	-0.250	0.063	0.0	38.078
	6	-0.063	-0.813	-0.125	-0.250	0.125	0.0	37.453
	7	0.0	-0.813	-0.125	-0.250	0.0	0.0	37.406
	8	0.0	-0.813	-0.188	-0.313	0.063	0.0	37.672
9	-0.125	-0.875	-0.063	-0.375	0.188	0.0	37.313	

표 3 임상데이터에 적용하여 소요된 수행시간

영상종류	수행시간(s)
CT-CTA1	34.546
CT-CTA2	53.703
CT-CTA3	18.406
CT-CTA4	55.062
CT-CTA5	43.313

여 수행시간을 나타낸 표이다. 실험데이터에 따라 다르지만 대략적으로 60초 내에 모두 완료됨을 알 수 있다.

그림 10은 제안방법을 적용하여 부유영상과 기준영상을 정합한 후, 차 영상 된 결과를 나타낸다. 영상회독 시 시간차에 의해 발생한 환자움직임에도 불구하고 제안정합 방법을 적용하여 움직임 보정 후 차 영상을 얻을 경우, 그림 10의 (c)와 같이 혈관부위가 깨끗하게 추출됨을 알 수 있다. 그림 11은 실험데이터 각각에 제안영상정합 기법을 적용한 후, 차 영상을 통해 얻어진 혈

관 가시화 결과이다[15].

본 실험에서는 잡음에 대한 강인성과 정확성을 측정하기 위해 그림 12와 같이 인공영상을 사용하였다. 인공영상은 실제 뇌 영상과 유사하게 생성하기 위하여 뼈, 지방, 혈관, 공기, 뇌수 영역으로 구분하여 밝기 값을 1100, 50, 200, -1000, 0순으로 하여 생성하였다.

기준영상은 혈관영역을 제외한 영역으로 생성하였으며, 부유영상은 기준영상에서 혈관영역을 추가한 후, 전체영상을 임의 벡터로 변환하여 생성하였다. 이 때, 임의 벡터는 정확도와 강인성 평가를 하기 위한 기준 벡터가 된다. 그림 12의 (c)~(e)는 생성된 기준영상에 임펄스 잡음을 전체 영상 크기의 비율만큼 잡음을 불균형적으로 첨가한 것으로 강인성 평가를 위하여 생성하였다. 표 4는 잡음에 따른 정합 결과로 잡음 수가 증가함에 따라 기준 값과 차이가 커짐을 알 수 있다. 그러나 잡음이 15% 이내에서는 복셀 크기 내에서 차이를 보임으로써 본 제안방법이 잡음에도 강인함을 알 수 있다.



그림 10 제안 영상정합과 영상차감을 통한 혈관 추출 (CT-CTA4 영상)

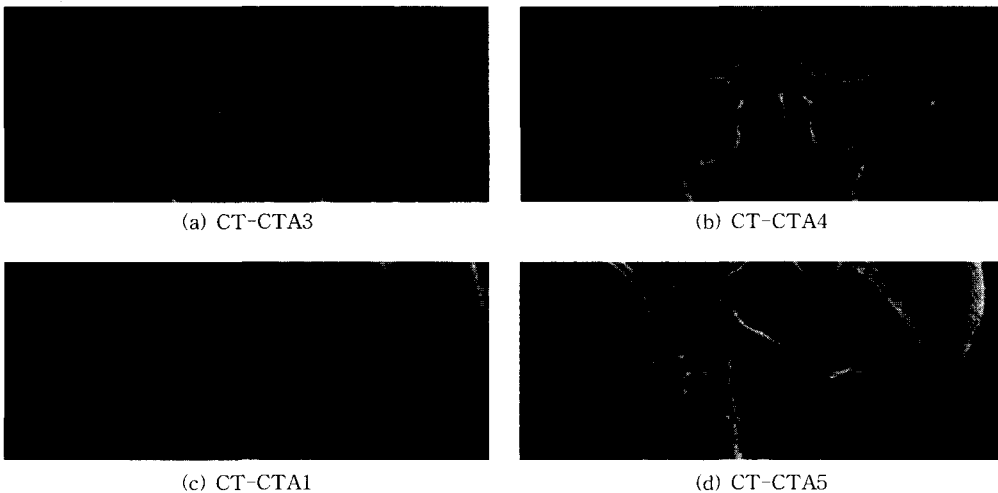


그림 11 실험데이터별 혈관 추출 결과

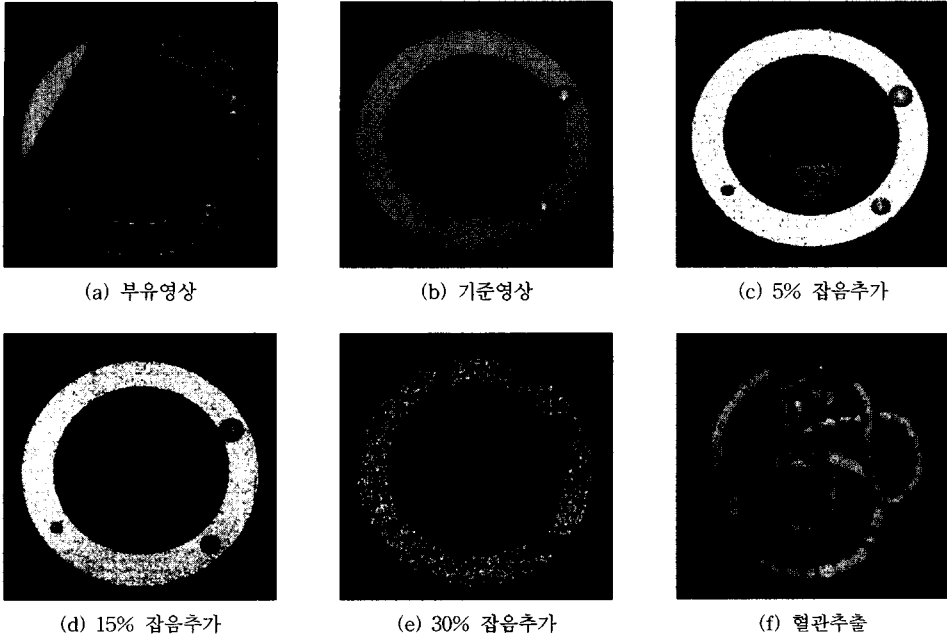
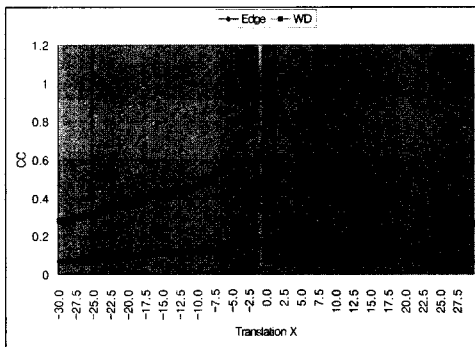


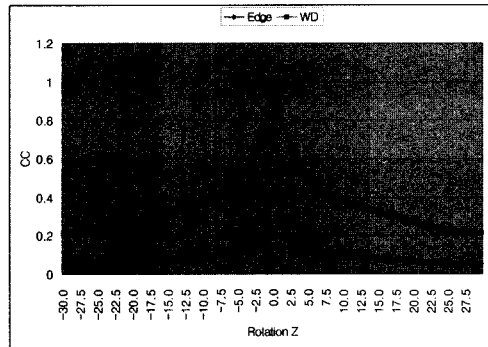
그림 12 인공영상A을 이용한 정확성과 강인성 평가

표 4 강인성 평가

영상종류	잡음 비율(%)	변환벡터					
		Translation(pixel)			Rotation(도)		
		T_x	T_y	T_z	R_x	R_y	R_z
인공영상A	기준	-2.5	-1.0	1.0	0.5	-1.0	-1.5
	0	-2.438	-0.938	1.0	0.438	-0.938	-1.5
	5	-2.438	-0.938	1.063	0.375	-0.875	-1.5
	15	-2.375	-0.938	1.125	0.375	-0.688	-1.5
	30	-3.0	-1.0	1.0	0.0	0.0	0.0
인공영상B	기준	2.55	-1.5	0.6	-0.05	-1.7	-2.5
	0	2.5	-1.5	0.5	-0.063	-1.75	-2.5
	5	2.438	-1.5	0.4	-0.063	-1.75	-2.5
	15	2.125	-1.5	0.313	0.0	-1.875	-2.5
	30	2.063	-1.563	0.250	-0.063	-1.938	-2.5



(a) 이동벡터



(b) 회전벡터

그림 13 지역적 가중치를 이용한 경우와 그렇지 않은 경우 비교

그림 13은 본 연구에서 제안한 가중치 거리맵을 적용했을 때와 적용하지 않을 때를 비교하기 위한 방법으로 데이터 중에 CT-CTA1영상에서 CTA영상만을 동일하게 부유영상과 기준영상으로 해서 이동벡터를 -30화소부터 30화소까지 0.5화소씩 이동 시킨 경우와 회전벡터를 -30도부터 30도까지 0.5도씩 회전 했을 때의 상관관계를 나타낸 것이다. 지역적 가중치를 이용했을 때가 최적의 위치(0화소, 0도)로부터 멀리 떨어져 있을 때에는 점차적으로 증가하다가 최적의 위치에 가까워지면 보다 경사가 커지면서 최적의 위치로 도달함을 알 수 있다. 그러나 지역적 가중치를 이용하지 않으면 최적의 위치로부터 폭이 좁게 형성됨으로 탐색영역이 이 범위를 벗어나면 국부 최대에서 수렴하여 오 정합을 일으킬 수 있다. 따라서 지역적 가중치를 이용하면 공간탐색을 수행할 때 초기에 변환벡터가 큰 폭으로 움직여도 국부 최대에 수렴하지 않고 최적의 위치로 빠르게 수렴할 수 있다. 그러나 지역적 가중치를 이용하지 않으면 공간탐색을 작은 폭으로 조밀하게 움직여야 국부최대를 극복할 수 있으므로 수렴시간이 늦어지게 된다.

4. 결론

본 논문에서는 동일 환자에 대해 조영제를 투입하기 전에 얻은 CT영상과 조영제를 투입하고 시간차를 두어 촬영한 CTA영상 간의 정합을 수행하였다. 제안한 방법은 두 영상에서 3차원 소벨 경계 검출 기법을 이용하여 특징점을 추출하고 이를 지역적 가중치 거리맵으로 변환한다. 부유영상을 기준영상으로 강제 변환을 하면서 두 경계간의 상호상관관계가 최대인 위치를 탐색한다. 이 때, 최대인 위치가 더 이상 일어나지 않고 일정 이상 고정되면 이 변환위치를 최적의 위치로 하여 부유영상을 이 위치로 변환시켜 두 영상을 정합하였다. 실험을 위하여 제안방법의 정확도와 강인성을 평가하기 위하여 인공영상을 생성하였으며, 육안평가를 위하여 임상데이터를 사용하였다. 실험 결과, 본 제안방법을 적용하여 움직임 보정 후 차 영상을 생성한 경우, 뇌혈관 부위를 깨끗하게 추출하여 가시화할 수 있었다. 또한, 지역적 가중치 3차원 거리맵을 사용함으로써 잡음에 강인하면서 최적위치로 고속 수렴을 유도할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] J.B.A. Maintz, M.A.Viergever, "A survey of medical image registration," *Medical Image Analysis*, Vol.2, Issue 1, pp.1-36, Mar. 1998.
- [2] J.V. Hajnal, N. Saeed, E.J. Soar, A. Oatridge, I.R. Young, G.M. Bydder, "A Registration and interpolation procedure for subvoxel matching of serially acquired MR images," *Journal of Computer Assisted Tomography*, Vol.19, No.2, pp.289-296, 1995.
- [3] A.P. Dhawan, L.K. Arata, A.V. Levy, J. Mantil, "Iterative Principal Axes Registration Method for Analysis of MR-PET Brain Images," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, Vol.42, No.11, pp.1079-1087, Nov. 1995.
- [4] A. Collignon, D. Vandermeulen, P. Suetens, G. Marchal, "3D multi-modality medical image registration using feature space clustering," *Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, Vol.905, pp.195-204, Apr. 1995.
- [5] J.P.W. Pluim, J.B.A. Maintz, M.A.Viergever, "Mutual information based registration of medical images : a survey," *IEEE Transactions on medical imaging*, Vol.22, No.8, pp. 986-1004, Aug. 2003.
- [6] F. Maes, A. Collignon, G. Marchal, P. Suetens, "Multimodality Image Registration by maximization of Mutual Information," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.16, No.2, pp.187-198, Apr. 1997.
- [7] J.P.W. Pluim, J.B.A. Maintz, M.A. Viergever, "Image Registration by Maximization of Combined Mutual Information and Gradient Information," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.19, No.8, pp.809-814, Aug. 2000.
- [8] J.P.W. Pluim, J.B.A. Maintz, M.A. Viergever, "Mutual information matching in multiresolution contexts," *Image and Vision Computing* 19, pp.45-52, 2001.
- [9] W.M. Wells III, P. Viola, H. Atsumi, S. Nakajima, R. Kikinis, "Multi-modal volume registration by maximization of mutual information," *Medical Image Analysis*, Vol.1, No.1, pp.35-51, 1996.
- [10] F. Maes, D. Vandermeulen, 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] Helen Hong, Ho Lee, Yeong-Gil Shin, "Three-dimensional rigid registration for CT Angiography quality enhancement," *Korea-Germany Joint Conference on Medical Image Processing*, pp172-180, Oct. 2003.
- [12] 홍헬렌, 이호, 신영길, "혈관조영영상에서 고화질 혈관 가시화를 위한 영상정합", *한국시블레이션학회*, pp.201-206, Nov. 2003.
- [13] 이호, 김동성, 강홍식, "다중 모달 정합에 의한 Visible Human의 뼈 분할 방법", *한국정보과학회 논문지* 제 30권, 제8호, pp.719-726, Aug. 2003.
- [14] J.B.A. Maintz, P.A. van den Elsen, and M.A. Viergever, "3D multimodality medical image registration using morphological tools," *Image and Vision Computing* 19, pp.53-62, 2001.

[15] Meijering, E.H.W, W.J. Niessen, M.A.Viergever, "Retrospective Motion Correction in Digital Subtraction Angiography: a Review," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol. 18, No.1, pp.2-21, 1999.

[16] N. Nikolaidis, I. Pitas, 3-D image processing algorithms, Wiley Inter-Science publication, pp.95-97, 2001.

[17] Zucker, S.W., R.A. Hummel, "A Three-dimensional Edge Detector," *IEEE Transactions on PAMI-3*, pp.324-331, 1981.

[18] R.G. Gonzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Welsey. pp.443-458, Sep. 1993.

[19] S.F.F. Gibson, "Calculating the Distance Map for Binary Sampled Data," Technical Report TR99-26, MERL-A Mitsubishi Electric Research Laboratory, Apr. 1998.

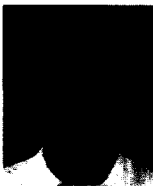
[20] Jun Masumoto, Yoshinobu Sato, Masatoshi Hori, Takamichi Murakami, Takeshi Johkoh, Hironobu Nakamura, Shinichi Tamura, "A similarity measure for nonrigid volume registration using Known joint distribution of targeted tissue : Application to dynamic CT data of the liver," *Medical Image Analysis*, Vol.7, Issue 4, pp. 553-564, Dec. 2003.



신 영 길

1982년 2월 서울대학교 계산통계학과 학사. 1984년 2월 서울대학교 계산통계학과 석사. 1990년 2월 미국 USC 전산학과 박사. 1990년 2월~1992년 2월 경북대학교 전자계산학과 전임강사. 1992년 3월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 교수. 렌더링, 의료 영상 처리, 하드웨어 기반

관심분야는 볼륨 렌더링



이 호

2000년 8월 숭실대학교 전자전기정보통신공학부 학사. 2002년 8월 숭실대학교 정보통신공학과 석사. 2002년 5월~2003년 2월 (주)인피니트테크놀로지 연구원. 2003년 3월~현재 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사과정. 관심분야는 영상정합, 영상분할, 의료영상처리, 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스



홍 헬 렌

1994년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 학사. 1996년 2월 이화여자대학교 전자계산학과 석사. 2001년 8월 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사. 2001년 9월~2003년 7월 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 박사후연구원. 2002년 12월~2003년 4월 (주)인피니트테크놀로지 책임연구원. 2003년 5월~현재 (주)인피니트테크놀로지 기술자문위원. 2003년 8월~현재 서울대학교 컴퓨터공학부 BK 계약교수. 관심분야는 영상정합, 의료영상처리, 볼륨렌더링, 컴퓨터그래픽스