



저작자표시-비영리 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#) 

공학석사 학위논문

관형태에 가중치를 둔
다중위상 영상의 정합 기법

Registration of Multi-phase Image
with Vesselness

2014 년 8 월

서울대학교 대학원

전기 컴퓨터 공학부

정 세 라

관형태에 가중치를 둔 다중위상 영상의 정합 기법

지도 교수 이 상 욱

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함
2014 년 8 월

서울대학교 대학원
전기 컴퓨터 공학부
정 세 라

정세라의 공학석사 학위논문을 인준함
2014 년 8 월

위 원 장 조 남 익 (인)

부위원장 이 상 욱 (인)

위 원 윤 일 동 (인)

초 록

병변이 정확하게 파악되지 않을 때 조직이나 혈관 등을 잘 보이게 하기 위해 조영제를 넣어 다중위상 영상(Multi-phase)들을 생성하고, 그 영상들의 차이를 바탕으로 진단을 수행하는 경우가 많다. 영상들의 차이를 구하기 위해서는 먼저 영상들의 정합이 필요한데, 특히 조영제가 지나간 부분이 혈관인지 종양인지 구분하는 작업을 위해 혈관에서의 정확한 정합이 필요하다. 두 영상을 정합하지 않고 차이 값을 구할 경우 다소 알아보기 힘든 결과를 나타내지만 제안된 기법을 이용하여 정합한 후 차이 값을 구한 경우 병변의 위치를 뚜렷하게 보여주는 효과를 줄 수 있다.

의료영상에서 간이나 폐, 혈관과 같은 3차원 물체들은 비선형(non-rigid)변화가 가능하기 때문에 정밀한 정합이 어렵다. 이러한 비선형 변화에 대한 연구가 활발히 진행되고 있지만, 혈관 그 외의 부분을 모두 같은 가중치(weight)로 정합했기 때문에 전체적인 정합 성능이 우수할 지라도, 혈관에서의 높은 정합 성능을 기대하기는 어렵다.

본 논문에서는 정합 전처리 과정에서 헤시안 행렬(Hessian Matrix)의 고유치(eigen value)를 활용하는 혈관 강화 필터를 통해 측정된 해당 복셀(voxel)의 혈관 가능성을 통해 혈관에 높은 정합 가중치를 주는 방식을 이용하여 혈관에서의 정합성능을 향상시켜주는 기법을 제안한다. 높은 정밀도를 위해 특징점 기반(feature-based registration)이 아닌 영상 기반 정합기법(intensity-based registration)을 따른다.

제안하는 기법의 성능을 측정하기 위해 환자에게 조영제를 투입한 후 50초가 지난 뒤의 영상과 20분이 지난 후의 3차원 간 MRI 영상을 정합하는 실험을 진행하였다. 실험 결과는 제안하는 기법이 혈관의 정합

정확도를 높여주고 있음을 보여준다.

주요어 : 영상 정합, 혈관 분포 측정, 다중위상 영상

학 번 : 2012-20859

목 차

제 1 장 서 론.....	1
1.1 연구의 배경.....	1
1.2 연구의 내용.....	4
1.3 논문의 구성.....	5
제 2 장 관련 연구.....	6
제 3 장 제안하는 알고리즘.....	9
3.1 제안하는 방법의 개요.....	9
3.2 특징점 기반 3D 강체 정합.....	10
3.3 조영 영상의 혈관 분포 측정.....	13
3.4 영상 기반 접근법을 통한 비선형 정합.....	16
3.4.1 에너지 최적화.....	19
3.4.2 다해상도 정합 기법.....	22
3.4.3 자유 형태 변형.....	23
3.5 혈관에 가중치를 둔 정합 기법.....	25
3.5.1 기울기 하강 최적화 기법.....	25
제 4 장 실험 결과.....	28
4.1 데이터 셋.....	28
4.2 실험 결과.....	29

제 5 장 결론.....	38
참고문헌.....	40
Abstract.....	44

표 목차

[표 3-1] 헤시안 행렬 고유치에 따른 혈관 추정.....	16
[표 3-2] 기울기 하강 기법의 의사코드.....	27
[표 4-1] 정합 결과의 정량적 비교 1.....	35
[표 4-1] 정합 결과의 정량적 비교 2.....	35

그림 목차

[그림 1-1] 시간의 흐름에 따라 다르게 나타나는 양상.....	2
[그림 1-2] 다중 영상의 실제 임상 사례.....	3
[그림 3-1] 제안하는 방법의 흐름도.....	10
[그림 3-2] 특징점 기반 접근법을 이용한 정합 방식.....	12
[그림 3-3] 헤시안 행렬 고유치에 따른 모양.....	15
[그림 3-4] 헤시안 행렬 고유치에 따른 혈관 추정.....	15
[그림 3-5] 영상 기반 접근의 의로 영상 정합 과정.....	18
[그림 3-6] 에너지 모델.....	20
[그림 3-7] 3계단층 피라미드 구조.....	23
[그림 3-8] FFD모델의 제어 격자, 제어점 변환 예시.....	24
[그림 3-9] 기울기 하강 탐색.....	26
[그림 4-1] 대응점 찾기 및 강제정합.....	30
[그림 4-2] 조영 영상의 혈관 강화 결과.....	31
[그림 4-3] 다중 위상 영상의 정합 결과.....	32
[그림 4-4] 다중 위상 영상의 정합 결과.....	33
[그림 4-5] 다중 위상 정합 결과.....	34
[그림 4-6] 정합 결과의 정량적 비교 3.....	36
[그림 4-7] 제안하는 기법으로 정합 후 일반적인 정합.....	37

제 1 장

서론

본 장에서는 연구의 배경과 함께 기법에 대해 짧게 설명하였다.

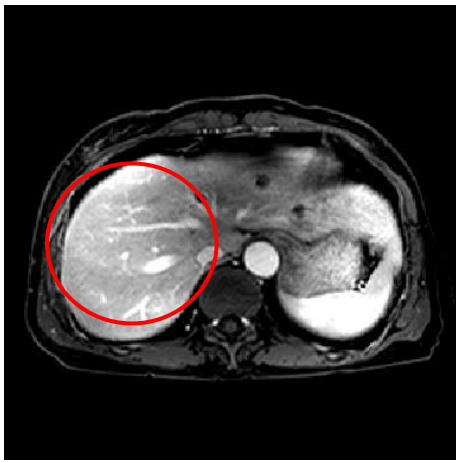
1.1 연구의 배경

간암에 걸린 대부분의 환자들의 경우 초기에는 아주 건강해 보이고 나타나는 증세도 없다. 보통 종양이 상당히 커질 때까지 고통을 느끼지 못하며 커다란 종양이라도 고통을 초래하지 않을 수 있으므로 정기적인 검진을 통한 조기 발견이 중요한 질병이라고 할 수 있다. 병변이 정확하게 파악되지 않을 때 조직이나 혈관 등을 잘 보이게 하기 위해 간이나 뇌에 조영제를 넣어 시간차이를 두고 촬영한 다중위상(Multi-phase)영상을 생성하는 경우가 많다. 다중위상 영상에서의 조영제가 지나간 부분이 혈관인지 종양인지 구분하는 작업이 필요하기 때문에 혈관에서의 높은 정합 성능이 필요하다.

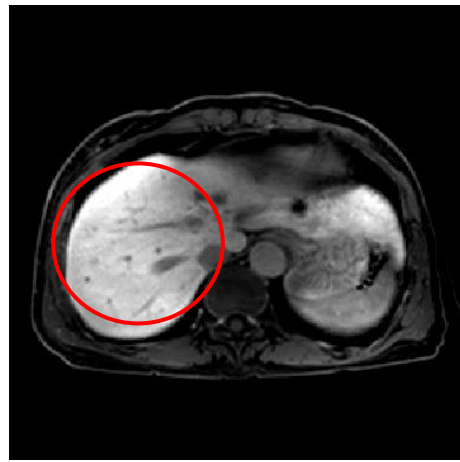
그림 1-1의 (a)는 조영제를 넣은 후 50초가 지나서 혈관이 밝은 특성을 가지는 영상이고, (b)는 조영제를 넣은 후 20분이 지나 혈관을 제외한 부분이 밝은 특성을 가진 영상이다.

반면, 그림 1-2는 Lee 등의[2]의 기법에 소개된 다중영상의 실제 임상 사례를 나타낸다. 그림(a)는 혈관 조영제를 투입하기 전의 영상이고 (b)는 조영제를 투입한 후의 결과를 보여주고 있다. 이 두 영상을 정합하지 않고

차이 값을 구할 경우 (c)와 같이 다소 알아보기 힘든 결과를 나타내지만 기법을 이용하여 정합한 후 차이 값을 구한 경우 (d)와 같이 병변의 위치를 뚜렷하게 보여주는 효과를 줄 수 있다. [9]



(a): 조영제를 넣은 후 50초



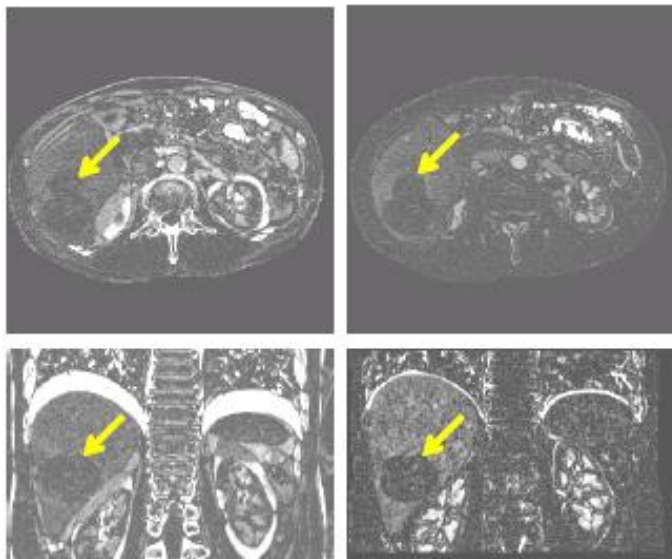
(b): 조영제를 넣은 후 20분

그림1-1. 시간의 흐름에 따라 다르게 나타나는 양상
조영제를 넣은 후 혈관부터 밝아졌다가
혈관은 어두워지고 간 전체가 밝아지는 양상을 확인할 수 있다.



(a)

(b)



(c)

(d)

그림1-2. 다중 영상의 실제 임상 사례 [2]

(a): 혈관 조영제를 투입하기 전의 결과

(b): 혈관 조영제를 투입한 후의 결과

(c): 정합 전의 차영상 - 병변을 알아보기 힘들다.

(d): 정합 후의 차영상 - 병변의 위치를 뚜렷하게 보여준다.

앞서 언급했듯이, 혈관 조영제를 통한 다중위상 영상에서의 관심 분야는 혈관이다. 조영제가 지나간 부분이 혈관인지 종양인지 파악하기 위해서는 혈관 중심적인 정합기법이 필요하다. 본 논문은 혈관에서의 정합 성능을 높임으로 인하여 조영제 투입 후 시간의 흐름에 따라 촬영된 두 영상의 차(difference) 영상으로 혈관과 종양을 구별하여 병변의 위치를 뚜렷하게 볼 수 있도록 돕는 역할을 하여 의사들의 간암 진단을 수월하게 하는 것을 목표로 한다.

1.2 연구의 내용

본 논문에서는 정합 전처리 과정에서 혈관 강화 필터링(Vessel Enhancement Filtering)[1]을 수행하여 혈관에 가중치를 줌으로써 혈관의 정합 성능을 높이는 방법을 제안한다. 기존 기법들은 혈관 그 외의 부분을 모두 같은 가중치(weight)로 정합했기 때문에 영상의 전체적인 부분에서의 정합 성능이 뛰어날지 몰라도, 혈관에서의 높은 정합 성능을 갖기는 어렵다. 본 논문에서는 관심영역(ROI: Region of Interest)인 혈관에서의 정합 성능을 높이는 것을 목표로 한다.

높은 정밀도를 위해 방법으로 영상 기반 정합기법(image-based registration)을 사용한다. 에너지 최적화 기법을 사용하여 최적화하는 방식을 이용했다.

1.3 논문의 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다.

제 1장은 연구의 배경과 함께 기법에 대해 짧게 설명하였다. 제 2장에서는 유명한 정합 알고리즘 기법에 대해 살펴보고, 본 논문이 해결하고자 하는 문제인 다중 위상 영상을 통한 병변 진단을 위해 혈관에서의 성능을 높이는 정합 알고리즘의 방향에 대해 설명한다. 또한 기존의 정합 기법이 적용 될 때 가지게 되는 한계에 대해 기술하였다. 제 3장에서는 본 논문에서 제안하는 기법인 특징점 기반 접근법을 이용한 3D 강체 정합과 영상 기반 접근법을 통한 비선형 정합, 그리고 조영 영상의 혈관분포 측정법에 대해 기술하였으며, 효과적인 정합을 위해 이용한 다해상도 정합 기법과 자유 형태 변형에 대해 기술하였다. 제 4장에서는 제안하는 알고리즘을 통해 얻은 결과를 제시한다. 마지막으로, 제 5장에서는 본 논문에서 연구한 내용과 부족한 점 및 앞으로의 연구에 대해 기술하였다.

제 2 장

관련 연구

본 장에서는 유명한 정합 알고리즘 기법에 대해 살펴보고, 본 논문이 해결하고자 하는 문제인 다중 위상 영상을 통한 병변 진단을 위해 혈관에서의 성능을 높이는 정합 알고리즘의 방향에 대해 설명한다. 또한 기존의 정합 기법이 적용 될 때 가지게 되는 한계에 대해 기술하였다.

영상 기반 정합 방식 중 널리 알려진 방법으로는 Rueckert 등에 의해 소개된 기법[7]이 있다. 정합하고자 하는 두 영상 복셀(voxel)간의 밝기값의 차이와 복셀 변위벡터의 변화율을 최소화 시키는 함수를 에너지 함수로 설정하여 최소화하는 해를 찾는 기법이다. 이 기법은 b-스플라인 기저(basis)함수 기반의 자유 형태 변형을 통한 비선형 정합을 제안하였다.

Lee 등에 의해 소개된 기법[2]은 MRF 모델을 이용하여 복셀간의 관계를 모델링 한 후 이산 최적화 기법중 하나인 TRW-S(Sequential Tree Re-Weighted Message Passing)기법을 이용하여 최적화를 시행하였다. 이산 최적화 과정 가운데 늘어나는 복잡도를 줄여주기 위해 3차원 decomposed 방식을 개발하였다.

잘 알려진 정합 방식이 많지만, 본 논문에서 해결하고자 하는 문제는 다중위상 영상 정합을 통해 혈관과 암을 구분하는 것이다. 병변이 정확하게 파악되지 않을 때 조직이나 혈관 등을 잘 보이게 하기 위해 간이나 뇌에 조영제를 넣어 시간차이를 두고 촬영한 다중위상(Multi-phase)영상을 생성하는 경우가 많다. 조직이나 혈관 등을 잘 보이게 하기 위해 간이나

뇌에 조영제를 넣어 시간차이를 두고 촬영한 다중위상 영상을 생성 후 정합하여 차영상을 구하면 정확한 병변 파악에 도움이 된다. 이러한 작업은 다중위상 영상에서의 조영제가 지나간 부분이 혈관인지 종양인지 구분하는 작업을 필요로 한다. 따라서 혈관에서의 높은 정합 성능을 가진 알고리즘이 필요하다.

혈관을 중심으로 높은 정합성능을 나타내는 연구가 전혀 진행되고 있지 않은 것은 아니다. 이미 강화된 혈관의 정합에 대한 시도가 활발히 이루어지고 있는 상황이다[18][19]. Heldmann 등은 가우시안 크기 공간을 이용하여(Gaussian scale-space) 혈관과 같은 나무 형태의(tree-like structure) 비선형 정합을 선보였다. Heldmann은 성공적인 정합을 위해서는 크기공간을 고려하는 것을 피할 수 없다고 서술하였다. Jomier등의 기법은[18] 강제정합과 비선형 정합의 계층구조 모델링을 통하여 혈관 정합을 시도하였다. 이 정합 방식은 잡음(noise)에 강한 장점을 갖는다.

본 논문에서 제시하는 바와 같이 혈관이 영역화 되어있지 않은 일반적인 영상에서 혈관 추측 정보를 이용하는 방식을 채택하는 정합은 안구 영상을 대상으로 진행되는 연구가 대부분이다. Crihalmeanu등은[16] 안구에서의 맥관구조에 대한 연구를 하기 위해 안구 영상 정합을 시도하였다. 그들은 선처리 과정에서 혈관을 증진(image enhancement)시켰으며, 가우시안 피라미드를 통한 다해상도 정합방식을 채택하였다. 이러한 문제에는 색상정보가 주어졌고 2D영상이라는 관점에서 본 논문이 해결하고자 하는 간 혈관 3D MRI 영상 특성과는 거리가 멀다.

Ruijters등의 기법에서는[20] 관상동맥 3D CTA 영상과 2D X-ray 혈관 조영 영상을 정합하는 연구를 다루었다. 선처리로 영상의 모든 픽셀에 혈관 측정 정도를 곱해준 후, 확률적 최적화 과정을 통해 최적의 정합

변위함수를 찾는 연구를 진행하였다. 정확한 성능을 나타는 영상 기반 정합이 아닌 특징점 기반 정합 방식을 채택하였다.

Cao등은[21][22] 조직질질의 조직 부피와 혈관 측정 분포를 보존하는 비정합 방식을 연구하였다. 변위함수를 구할 때엔 라플라시안 통제(Laplacian constraint)를 통하여 변위 벡터의 급격한 변화를 막았다. 혈관 측정 분포를 보존하기 위해서 SSVMD(Sum of squared vesselness measure difference) 항목을 유사도 측정 값에 더하였다. 본 논문이 제안하는 방식과 비슷하다고 할 수 있으나, 이 논문의 아이디어는 폐 CT영상에서 혈관 측정을 통하여 폐 둘레 정합 성능 향상에 초점을 맞추었다는 차이점이 있으며, 혈관 부분이 유사도 측정에 좀 더 적극적으로 개입할 수 없다는 한계점을 갖고있다.

본 논문에서는 다중 위상 영상을 통한 병변 진단에 기존의 기법을 적용하고자 할 때 사용될 3D-3D MRI 다중위상 영상에서의 혈관 중심 비선형 정합 연구를 소개하고자 한다.

의료영상에서 간이나 폐, 혈관과 같은 3차원 물체들은 비선형(non-rigid)변화가 가능하기 때문에 특징점 기반의 정합 혹은 선형(linear) 정합 수준으로는 정밀한 정합이 어렵다. 또, 기존 기법들은 혈관 그 외의 부분을 모두 같은 가중치(weight)로 정합했기 때문에 영상의 전체적인 부분에서의 정합 성능이 뛰어날지 몰라도 혈관에서의 높은 정합 성능을 갖기는 어렵다. 본 논문에서는 관심영역(ROI: Region of Interest)인 혈관에서의 성능을 높이는 것을 목표로 한다. 정합 전처리 과정에서 혈관 강화 필터링(Vessel Enhancement Filtering)[1]을 수행하여 에너지 함수에서 혈관에 해당하는 부분에 가중치를 줌으로써 혈관의 정합 성능을 높이는 방법을 제안한다.

제 3 장

제안하는 알고리즘

3장에서는 본 연구에서 제안하는 기법인 특징점 기반 접근법을 이용한 3D 강체 정합과 영상 기반 접근법을 통한 비선형 정합, 그리고 조영 영상의 혈관분포 측정법에 대해 기술하며, 효과적인 정합을 위해 이용한 다해상도 정합 기법과 자유 형태 변형에 대해 기술한다. 이를 통하여 혈관에 가중치를 둔 정합 방법에 대해 소개한다.

3.1 제안하는 방법의 개요

제안하는 방법은 전처리 단계를 필요로 한다. 먼저 정합하게 될 혈관 조영 영상에서의 혈관 분포 측정을 필요로 한다. 혈관분포 측정을 통해 얻어진 혈관을 이용하여 유사도 측정 단계에서 가중치를 두는 방식으로 정합의 성능을 높인다.

제안하는 방법은 크게 다섯 단계로 구성된다. 먼저 특징점 기반의 3D 강체 정합을 통하여 두 영상의 대략적이고 전체적인 차이를 줄인 후, 조영 영상 각각의 혈관 분포를 측정한다. 그리고 영상 기반 비선형 정합을 위한 모델링을 한다. 이때, 앞서 측정한 혈관에 가중치를 두어 템플릿 영상(target)과 테스트 영상(source)의 유사도(similarity, datacost)를 측정하여 에너지 모델링을 하고 에너지 최적화를 한다. 마지막으로 정합된

영상의 차영상을 가지고 및 병변을 진단한다.

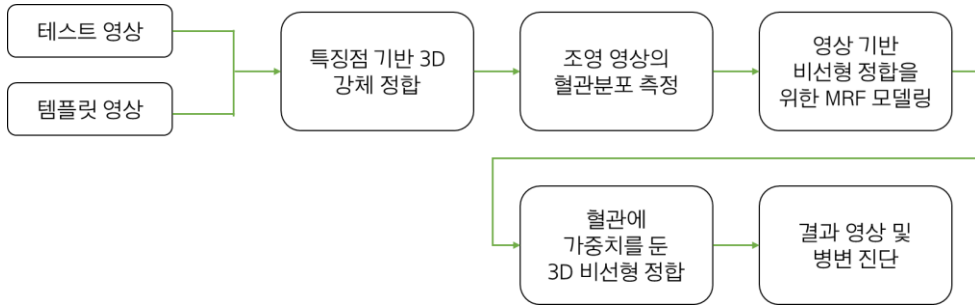


그림 3-1. 제안하는 방법의 흐름도

3.2 특징점 기반 3D 강제 정합

영상 정합은 특징점 기반 접근법(feature-based approach)과 영상 기반 접근법(intensity-based approach)의 방식으로 나뉜다[12]. 고정된 영상을 템플릿(target), 맞추어질 영상을 테스트 영상(source)이라고 한다. 특징점 기반 접근법은 각 영상에서 특징이 될만한 점, 선, 테두리 등의 요소를 찾아 템플릿 영상(target)에 테스트 영상(source)을 맞추는 방식이다. 특징점 기반 접근법은 둘 이상의 영상 속에서 여러 개의 특징을 찾아 비교한다. 두 영상 속에서 몇 개의 특징점의 대응 관계를 알면 두 영상의 변환관계를 결정할 수 있기 때문에, 그로부터 영상 속의 다른 점들의 대응 관계를 계산할 수 있다. 이 방법은 정합 속도가 상대적으로 빠른 장점이 있으나 특징점의 분포 및 밀도에 따라 정합의 정밀도가 영향을 받으므로 의료 영상에서와 같이 높은 정밀도가 요구되는 분야에서는 추가적인 조치가 필요하다 할 수 있다.

정합 속도가 상대적으로 빠른 특징점 기반의 강제 정합으로 이미지 기반 정합을 위한 선처리를 해주면 단순히 이미지 기반 정합 기법만을 사용한 방법에 비해 정확하고 에너지가 낮으며 안정적인 정합을 기대할 수 있다. 따라서 높은 정확도를 갖는 비선형 이미지 기반 정합 이전에 특징점 기반 접근법을 통한 강제 정합을 해주었다. 그림 3-2는 특징점 기반 접근법을 이용한 정합 기법을 도식화 한 것이다. 테스트 영상과 템플릿 영상에서 SIFT 기법[5]등을 주변 영역에서의 다양한 변화에도 변화하지 않는 특징점을 강화하고 비교하여 대응점을 찾는다. 다음 RANSAC등의 기법[6]을 통해 가외치(outlier)를 제거함과 동시에 변위함수를 찾는다. 이러한 방식으로 찾을 수 있는 기본적인 선형 변형 모델로는 이동(translation) 변환, 회전(rotation) 변환, 아핀(affine) 변환, 투시(perspective) 변환이 있다. 대응점을 바탕으로 하는 두 영상에 대한 대응 관계를 찾아 변형 모델을 세우고 테스트 영상을 템플릿 영상에 맞게 변환시킨다.

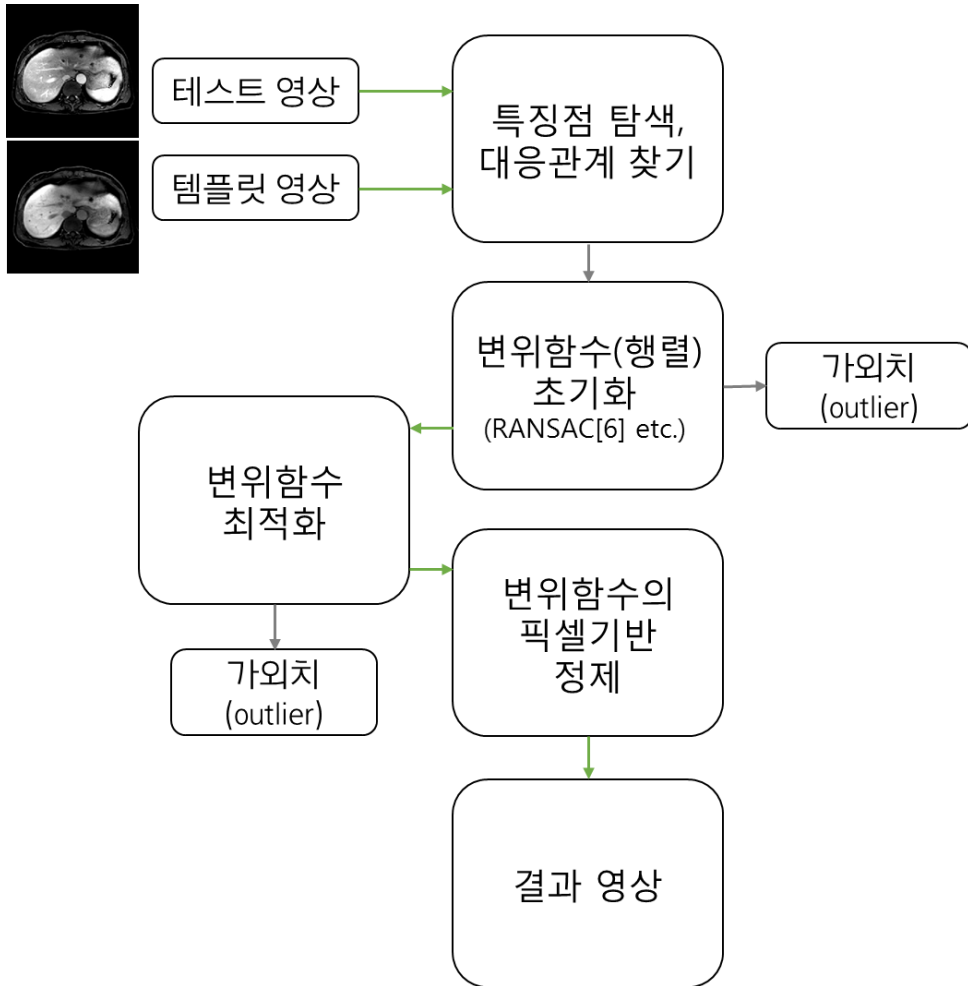


그림3-2. 특징점 기반 접근법을 이용한 영상 정합 방식

3.3 조영 영상의 혈관분포 측정

혈관 경계의 복셀 값(intensity)은 능선의 형태를 가지게 되므로 미분 값을 이용하면 유용하다. 헤시안 행렬은 영상을 구성하는 3차원 복셀들이 계도함수(2차미분) 행렬 형태로 표현한 것이다. 헤시안 행렬(Hessian Matrix)은 복셀값이 극값을 가질 때 그것이 극대인지 극소인지 판정할 때 사용하며, 헤시안 행렬은 다음과 같다.

$$H = \begin{pmatrix} g_{xx} & g_{xy} & g_{xy} \\ g_{yx} & g_{yy} & g_{yz} \\ g_{zx} & g_{zy} & g_{zz} \end{pmatrix}$$

g 는 첨자표기된 방향으로의 그래디언트를 의미한다.

혈관을 측정하는 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다 [1][10][11][13][14][15]. 본 연구에서는 그 중에서 가장 널리 쓰이는 다해상도 헤시안 행렬을 이용하여 혈관을 추정한 Frangi의 기법[1]을 이용하였다. 다양한 크기의 혈관이 존재하므로 측정 스케일의 범위를 먼저 지정하여 그에 따른 다중 해상도 헤시안 행렬을 사용한다. 다중 스케일을 사용하면 다양한 크기의 혈관을 측정할 수 있게 된다. 먼저 영상 $I(x)$ 에 지정한 범위의 스케일들의 가우시안 미분을 적용한 $I_\sigma(x)$ 을 가지고 헤시안 행렬을 구한다. σ 는 스케일을 의미한다.

$$H_\sigma = \sigma^2 \begin{pmatrix} g_{xx}(I_\sigma(x)) & g_{xy}(I_\sigma(x)) & g_{xy}(I_\sigma(x)) \\ g_{yx}(I_\sigma(x)) & g_{yy}(I_\sigma(x)) & g_{yz}(I_\sigma(x)) \\ g_{zx}(I_\sigma(x)) & g_{zy}(I_\sigma(x)) & g_{zz}(I_\sigma(x)) \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

$I_\sigma(x)$ 에서의 헤시안 행렬 고유치를 이용하여 각 복셀이 혈관이라고 추정되는 정도를 측정한다. 고유치는 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 로 나타내며, $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$ 이다.

$$R_A = \frac{|\lambda_2|}{|\lambda_3|}$$

$$R_B = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_2 \lambda_3|}$$

한 복셀이 주변 복셀과 방울모양(blob-like structure)을 이룰 경우엔 R_B 는 1에 가까운 값이 되고, 선(line-like structure)을 이루거나 접시모양(plate-like structure)을 이룰 경우엔 0에 가까운 값이 된다. 반면, R_A 는 접시모양을 이룰 경우 0에 가까운 값이 되고, 선을 이룰 경우 1에 가까운 값을 갖는다. 먼저 R_B 를 통해 복셀이 방울 모양을 이룰 가능성을 측정하고, R_A 를 통해 접시모양을 이루는지 선 모양을 이루는지 측정할 수 있다. 여기에, 배경과 복셀과의 구분을 위해 미분값의 크기(Frobenius norm, second-order-like structure)인 다음 식을 활용한다.

$$S = \|H_\sigma\|_F = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}$$

복셀의 혈관 추정 정도는 식(3.4)와 같다.

$$V(x, \sigma) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_2 > 0 \text{ or } \lambda_3 > 0 \\ (1 - \exp(-\frac{R_A^2}{2\alpha^2})) \exp(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}) (1 - \exp(-\frac{R_C^2}{2c^2})) & \end{cases} \quad (3.4)$$

α, β, c 는 각각 R_A, R_B, R_C 의 민감한 정도를 조절하는 값이다.

그림 3-3은 [17]에 나온 혈관 추정에 대한 자료를 본 논문에 알맞게 수정한 것이다. 그림 3-3을 통하여 헤시안 행렬의 고유치가 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$ 일 때 복셀이 판 모양을 이루는지 혈관모양을 이루는지 혹은 방울 모양을 이루는지 쉽게 알 수 있다.

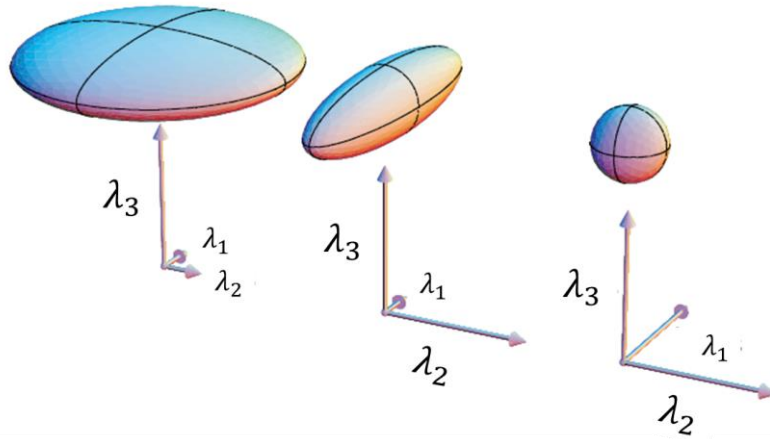


그림3-3. 헤시안 행렬 고유치에 따른 모양[17]
 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 은 각각 헤시안 행렬의 고유치

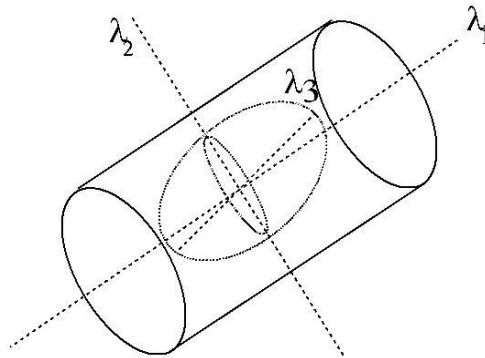


그림3-4. 헤시안 행렬 고유치에 따른 혈관 추정[1]
 이차미분한 타원체모양은 곡률의 방향을 나타내준다.

고유치			모양
λ_3	λ_2	λ_1	
0	0	0	알 수 없음
-	0	0	접시모양, 밝음
+	0	0	접시모양, 어두움
-	-	0	선모양, 밝음
+	+	0	선모양, 어두움
-	-	-	방울모양, 밝음
+	+	+	방울모양, 어두움

표3-1. 헤시안 행렬 고유치에 따른 혈관 추정표

$$(|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|)$$

3.4 영상 기반 접근법을 통한 비선형 정합

영상 기반 접근법(intensity-based registration)은 높은 정밀도의 결과를 보여주는 대신 그 복잡도 또한 매우 높기 때문에 에너지 함수를 최적화시키는 것이 매우 까다롭다는 특징을 갖는다. 이미지 기반 접근 방식 중 가장 널리 알려진 방법은 복셀 간의 밝기 값의 차이와 복셀 변위벡터의 변화율을 최소화 시키는 함수를 에너지 함수로 설정하여 최소화 하는 해를 찾는 기법이다. 연속적인 변위 벡터에서 해를 구하는 방식으로는 주로 에너지 함수에의 기울기 방향(gradient)에 맞추어 반복적인 수렴의 과정을 거치게 되며 초기값에 민감하며 국소적 최소지점(local minima)에 빠지기

쉽다.

최근에는 이산적(discrete)인 벡터 도메인에서 해를 찾는 이산 최적화(discrete optimization) 기법이 매우 발전함에 따라 정합에서의 활용 가능성이 크게 열리게 되었다. 이러한 기법들은 국소적 최소지점에서 빠져 나오는 알고리즘을 내장하고 있어 초기값에 크게 영향을 받지 않고 또한 연속적인 최적화 방법에 비해 수렴 속도도 월등히 빠르며 최적화 과정에서 에너지 함수의 미분 값을 사용하지 않아도 되기 때문에 여러 가지 모델의 변형이 손쉽게 이루어 질 수 있다. 단, 연속적인 실제 척도를 일정 개수로 나누는 과정에서 생기는 오류가 발생하게 되는데, 이는 나누는 개수를 더욱 세밀하게 함으로써 어느 정도 보상이 가능하다. 그림 3-5는 영상 기반 접근법을 통한 영상 정합 과정을 도식한 모습이다.

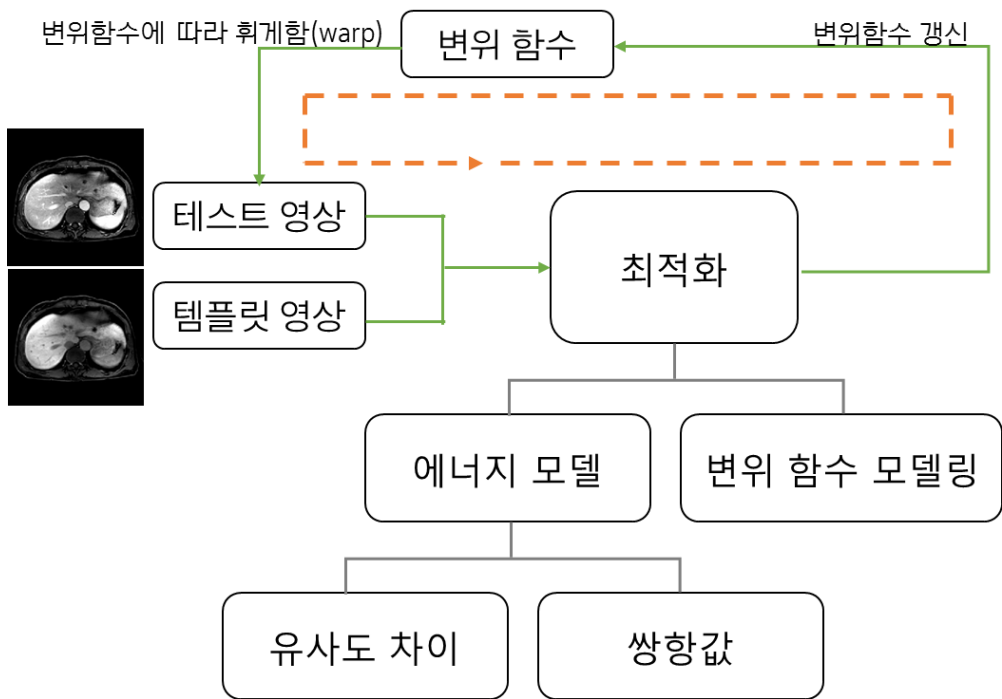


그림3-5. 영상 기반 접근의 의료 영상 정합 과정

3.4.1 에너지 최적화

확률 모델을 정의하기 위해 식(3.1)과 같이 각각의 라벨에 대해서 노드(node)의 유사도(similarity)를 이용한 단항값(data term)과 쌍항값(smoothness term)을 사용하여 확률 에너지를 정의한다[2]. 단항값 $\theta_s(l_s)$ 는 템플릿 영상과 테스트 영상 사이의 유사도 차이를 나타낸다. 쌍항값 $\theta_{st}(l_s, l_t)$ 는 노드간의 변형을 최소화시키는 부분이다.

$$E(l|\theta) = \sum_{s \in \text{voxels}} \theta_s(l_s) + \sum_{(s,t)} \theta_{st}(l_s, l_t) \quad (3.1)$$

모든 복셀을 하나의 노드로 표현하여 문제를 모델링 할 경우 그 복잡도가 크게 증가하므로 메쉬 그리드(Mesh Grid) 형태로 성글게 노드를 설정하여 그 복잡도를 낮출 수 있다. 각 노드의 변위벡터를 이용하여 노드 사이에 있는 복셀들의 변위 벡터를 보간(interpolation)기법을 이용하여 예측한다. 노드는 지정된 범위 내에서 이동 벡터를 그 값으로 가지게 되는데, 이러한 이동의 범위는 이산화(discretization)되어 각각의 벡터는 하나의 라벨(label)로 나타낼 수 있다.

그림 3-6은 에너지 모델의 그래프 그림이다. 그림에서 비어있는 동그라미 모양은 각각 노드를 나타낸다. 각 노드는 (x,y,z)의 3차원 이동 벡터값을 도메인으로 가지게 된다. 그림에서 색칠되어있는 사각형은 각 노드에 부과된 단항값(data term)을 의미하고 그림의 실선은 두 개의 이웃 노드들 간의 관계에 부과된 쌍항값(smoothness term)을 설명하고 있다.

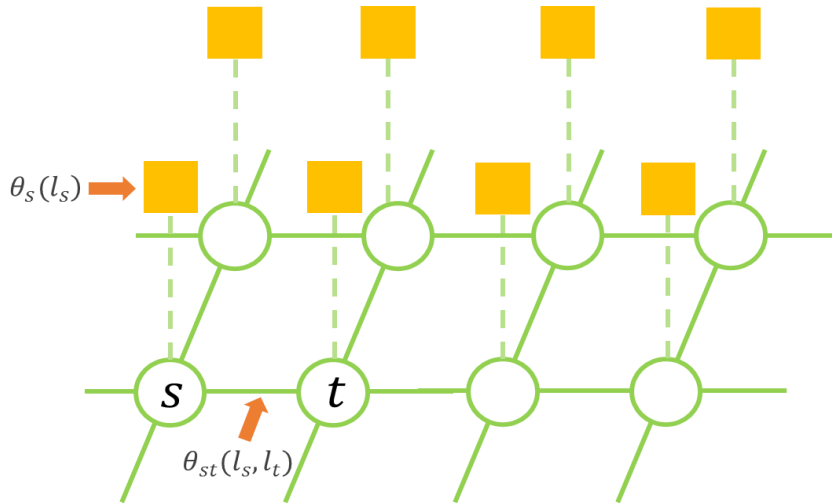


그림3-6. 에너지 모델

단항값(data term, data cost)은 밝기의 일정함(consistency of intensity)에 근거한 값으로, 노드를 해당 라벨로 이동시킨 후 그곳의 밝기 값과 비교하여 일치하지 않을수록 높은 에너지를 부과하는 방식으로 계산된다. 이 때 잡음(noise)의 영향을 줄이기 위하여 일정 블록(block)을 매칭하여 에너지 비용을 구해내는 방식을 취한다.

두 영상의 정합을 위한 밝기 값 유사도를 측정하기 위해 다음과 같은 방법들이 자주 쓰인다.

1. SSD: 제곱 차의 합 (Sum of Squared Differences)

$$SSD = \frac{1}{\Omega} \sum_{x \in \Omega} (I_1(x) - I_2(T(x)))^2$$

I_1 과 I_2 는 각각 템플릿 영상(Target)과 테스트 영상(Source)이며, T 는 변위 벡터이다. 유사도 측정 방법 중 가장 간단고, 빠르게 구현할 수 있다는 장점을 갖지만 잡음에 민감하다는 단점을 갖는다.

2. SAD: 절대치 차의 합 (Sum of Absolute Differences)

$$SAD = \frac{1}{\Omega} \sum_{x \in \Omega} |I_1(x) - I_2(T(x))|$$

I_1 과 I_2 는 각각 템플릿 영상(Target)과 테스트 영상(Source)이며, T 는 변위 벡터이다. 밝기 값 차이가 많이 나는 경우, SSD에 비해 SAD가 덜 예민하다는 특징이 있다.

3. NCC: 정규화된 상관 비율(Normalized Correlation Coefficient)

$$NCC = \frac{\sum_{x \in \Omega} (I_1(x) - \mu_1)(I_2(T(x)) - \mu_2)}{\sqrt{\sum_{x \in \Omega} (I_1(x) - \mu_1)^2 \sum_{x \in \Omega} (I_2(T(x)) - \mu_2)^2}}$$

I_1 과 I_2 는 각각 템플릿 영상(Target)과 테스트 영상(Source)이며, T 는 변위 벡터이다. 두 영상의 복셀 밝기 값 사이의 상관관계를 나타낸다. 두 영상의 밝기값이 서로 선형관계에 놓여있을 때 사용하는 방식이다. 본 논문은 혈관 밝기 양상이 다른 양상을 나타내는 다중 위상 영상에서의 정합을 하고자 하기에 NCC 측정을 선택하였다.

4. NMI: 정규화된 상호 정보(Normalized version of Mutual Information)

(엔트로피(Entropy) 상관계수(Correlation Ratio))

$$NMI = \frac{2MI(I_1, I_2)}{H(I_1) + H(I_2 \circ T)}$$

$$MI = -(H(I_1) + H(I_2 \circ T) - JE(I_1, I_2 \circ T))$$

MI는 상호정보(Mutual Information)을 의미하며 H 는 엔트로피를 의미한다. 유사도 측정을 위해 히스토그램 저장소(Histogram Bins)를 사용한다. 이 방식은 시간이 오래 걸리기 때문에 주로 다른 방식으로

측정된 영상(multi-modal)을 정합할 때 유용하게 사용된다.

본 논문은 혈관 밝기 양상이 다른 영상을 나타내는 다중 위상 영상에서의 정합을 목표로 한다. 밝기 양상이 선형관계에 놓여있는 두 영상을 정합하고자 하기에 단항값을 구성하는 유사도 차이로 정규화된 상관 비율(NCC) 측정을 선택하였다.

반면, 쌍항값(Smoothness term, Regularizer)은 노드간의 변형을 최소화 시켜주는 역할을 하는 에너지이다. 이는 두 노드간의 라벨의 차이가 클수록 높은 에너지를 부과하는 방식을 취한다.

변위 벡터의 조정을 위한 벌점 함수(Penalty function)을 정의하기 위해 이웃한 두 제어 노드 변위 벡터간의 절대치(absolute) 차이에 따라 벌점을 부과하는 절댓값 차이(Truncated Absolute Difference)방식을 사용하였다.

3.4.2 다해상도 정합 기법

해상도가 높은 영상을 정합하려 할 때엔 두 영상에서의 변이함수를 찾는 탐색 구간이 커지게 되면서 많은 연산량을 요구하게 된다. 시간과 공간 복잡도를 줄이기 위해 다양한 해상도 단계(level)에서의 유사성을 평가하는 다해상도 정합 기법(multi-scale registration)을 이용하였다.

그림 3-7과 같이 다해상도 정합 기법을 사용하면 영상 피라미드를 구축하여 저해상도부터 고해상도까지 단계적으로 정합을 수행하여 복잡도를 줄이면서 정확성을 높일 수 있다. 이때 영상 피라미드란 피라미드 형태로 감소하는 해상도의 영상들을 의미하는 것이다. 영상 피라미드는 계층이 높아질수록 기저 영상의 해상도를 감소시켜 얻은 근사 영상이 놓이게 된다. 피라미드 윗 층으로 한 계층이 높아질 때 마다 부피 영상의 크기가 $1/8(=$

1/2 x 1/2 x 1/2)로 감소하는 구조이다. 먼저 낮은 해상도에서 빠르게 정합한 후, 그 결과를 가지고 더 높은 해상도에서 세밀하게 정합한다. 다해상도 기법은 속도와 정확성을 향상시키고 강인함을 증진시킬 때 유용하게 사용된다[3].

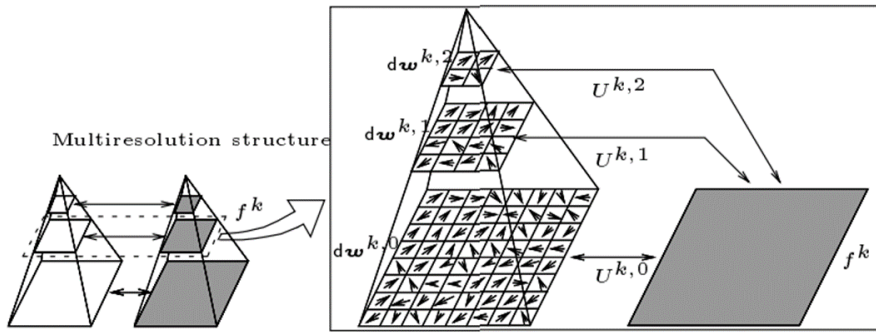


그림 3-7. 3단계층 피라미드 구조[3]

3.4.3 자유 형태 변형

자유 형태 변형(Free From Deformation, FFD)은 단위 모양이 삼차원 육면체인 격자를 생성하여 격자 위의 제어점(control point)에 대해서만 변형을 진행하고 나머지 복셀에 대해서는 B-스플라인 기반의 보간을 통하여 변형시킨다. 앞서 언급한 에너지 모델에서의 노드를 성글게 설정하여 변위 벡터를 FFD 보간 기법을 이용하여 예측할 수 있다. 노드는 이동 벡터를 값으로 가지게 되는데, 이동 범위는 이산화 되어 각각의 벡터를 하나의 라벨(label)로 나타낼 수 있게 되어 에너지 모델링을 할 수 있게 된다. 그림 3-8은 FFD 모델의 제어 격자와 제어점 그리고 변환 예시를 나타낸 것이다.

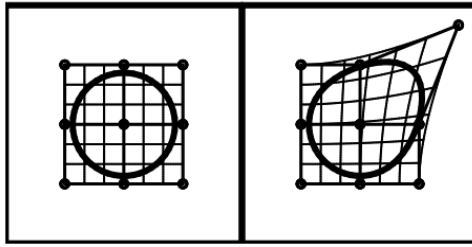


그림3-8 FFD모델의 제어 격자, 제어점 및 변환 예시[4]

FFD모델은 다음과 같은 수식(3.2)로 표현 가능하다.

$$T_s(x,y,z) = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_l(u)B_m(v)B_n(w)\phi_{i+l,j+m,k+n}^s \quad (3.2)$$

식(3.2)의 B는 B-스플라인 기저(basis)함수를 나타내고, 변형함수 T는 기저함수와 제어점을 이용하여 표현된다. ϕ 는 제어점을 의미한다. 제어 격자의 간격을 δ 라고 할 때, 위 식의 i, j, k, u, v, k는 각각 다음과 같다.

$$i = \left\lfloor \frac{x}{\delta} \right\rfloor + 1, \quad j = \left\lfloor \frac{y}{\delta} \right\rfloor + 1, \quad k = \left\lfloor \frac{z}{\delta} \right\rfloor + 1$$

$$u = \frac{x}{\delta} - \left\lfloor \frac{x}{\delta} \right\rfloor, \quad v = \frac{y}{\delta} - \left\lfloor \frac{y}{\delta} \right\rfloor, \quad w = \frac{z}{\delta} - \left\lfloor \frac{z}{\delta} \right\rfloor$$

B-스플라인 기저함수는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$B_0(u) = \frac{(1-u)^3}{6}$$

$$B_1(u) = \frac{3u^3 - 6u^2 + 4}{6}$$

$$B_2(u) = \frac{-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1}{6}$$

$$B_3(u) = \frac{u^3}{6}$$

3.5 혈관에 가중치를 둔 정합기법

앞서 구한 혈관 분포 측정 정보를 가지고 정합 에너지 함수를 구할 때 혈관에 가중치를 두었다.

$$E(l|\theta) = V(l_s) \sum_{s \in \text{vohone}} \theta_s(l_s) + \sum_{(s,t)} \theta_{st}(l_s, l_t) \quad (3.5)$$

$V(l_s)$ 는 식(3.4)의 혈관 감지정도를 의미한다. 값이 높을수록 혈관일 가능성이 높은 것이고, 값이 낮으면 혈관일 가능성이 낮은 것이다. 식(3.1)은 에너지 모델링을 위한 단항값과 쌍항값만을 고려한 반면, 식(3.5)는 쌍항값에 혈관 감지정도의 가중치를 두었으므로 정합 에너지가 혈관이 아닌 복셀의 단항값 최적화보다 혈관에 가까운 복셀의 단항값 최적화 더 민감하도록 설정하였다. 정합하고자 하는 템플릿 영상과 테스트 영상의 혈관에 에너지 함수가 더 민감하게 작용할 수 있도록 단항값에 혈관 감지정도(범위를 0.25~1로 설정하였다)를 곱하는 방식을 이용하여 혈관에 가중치를 두었다. 단항값은 정규상호상관계수(NCC)측정을 이용하였으며, 최적화 기법으로는 기울기 하강 최적화 기법(steepest gradient descent optimization)을 이용하였다.

3.5.1 기울기 하강 최적화 기법

정합 에너지를 최적화 시킬 때, 3차원 영상을 이루는 모든 복셀에 대하여 최적 값을 찾게 되면 복잡도가 증가하고, 모든 경우의 수를 생각하는 것은 사실상 불가능하다. 따라서 지역적 최적 값을 찾는 방법이

필요하고, 기울기 하강 최적화 기법(gradient descent)을 이용하였다.

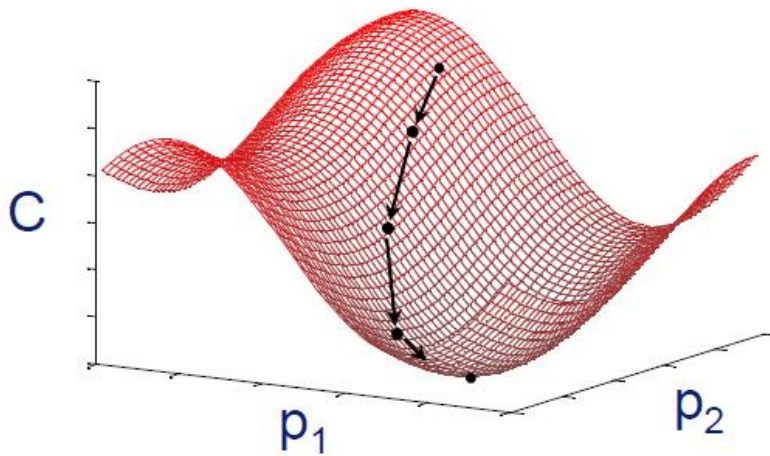


그림3-9. 기울기 하강 탐색[23]

기울기 하강 최적화 기법(gradient descent)은 함수의 기울기를 측정하여 연속적으로 기울기가 낮은 쪽으로 이동시켜서 최적의 해를 찾는 방법이다. 그림 3-9는 이 방식을 설명해주고 있다. 그림의 C는 에너지 모델의 비용(cost)에 해당되며, P1과 P2는 변환 파라미터에 해당된다. 표 3-2는 기울기 하강 기법의 의사코드이다.

```
Input: f, starting value x1, termination tolerances  $\epsilon$ 
For t=1,2,...,maxIters:
    Compute the search direction  $dt = -\nabla f(x_t)$ 
    If  $\|dt\| < \epsilon_g$  then:
        return "Converged to critical point", output  $x_t$ 
    Find  $\alpha_t$  so that  $f(x_t + \alpha_t dt) < f(x_t)$  using line search
    If  $\|\alpha_t dt\| < \epsilon_x$  then:
        return "Converged in x", output  $x_t$ 
    Let  $x_{t+1} = x_t + \alpha_t dt$ 
Return "Max number of iterations reached", output  $x_{maxIters}$ 
```

표3-2. 기울기 하강 기법의 의사코드

제 4 장

실험 결과

본 장에서는 제안하는 알고리즘을 통해 얻은 결과를 제시한다.

4.1 데이터 셋

분당 서울대병원과 고대 구로병원에서 제공받은 간 MRI 다중위상 영상을 바탕으로 실험하였다. 크기가 $288 \times 288 \times 100 \sim 384 \times 384 \times 100$ 복셀의 범위인 영상으로 3D 간 MRI 비선형 정합 실험이 진행되었다. 분당 서울대 병원에서 제공한 환자 영상의 복셀 사이의 간격은 $0.97 \times 0.97 \times 2\text{mm}$ 정도이며, 고대 구로병원 환자 영상 복셀 사이의 간격은 $1.04 \times 1.04 \times 3\text{mm}$ 범위이다. 영상의 밝기값 범위는 0~852로 형성되어있다.

환자에게 조영제를 투입한 후 50초가 지난 후 영상(portal venous)과 20분이 지난 후(equilibrium)의 영상을 정합하는 실험을 진행하였다. 실제 판독에서는 환자에게 종양이 있다고 의심되면 그 부분을 중점으로 초기(Early) 영상과 20분이 지난 후의 영상을 주로 본다. 하지만, 조영제는 혈류에 따라 간동맥(hepatic vein), 간문맥(portal vein), 간정맥(hepatic vein)의 순으로 흘러가므로 초기 영상은 간정맥과 간문맥의 밝기 경향이 다르다. 따라서 조영제 투입 후 50초~2분이 지난 영상과 20분이 지난 영상을 정합하는 것이 나올 것이라고 판단하였다.

4.2 실험 결과

앞서 언급하였듯이, 본 논문이 제안하는 정합 방법은 크게 다섯 단계로 구성된다. 먼저 3차원 강체 정합을 통하여 두 영상의 대략적이고 전체적인 차이를 줄인 후, 조영 영상 각각의 혈관 분포를 측정한다. 그리고 혈관에 가중치를 두어 템플릿 영상(target)과 테스트 영상(source)의 유사도(similarity, datacost)를 측정한다. 다음으로 에너지 최적화를 한다. 마지막으로 영상 정합 및 병변을 진단한다.

혈관에 가중치를 두는 것을 제외하고는 실험의 환경을 동일하게 설정하였다. 변위 벡터를 모델링 하기 위한 3계층 레벨의 B-spline 제어점을 만들기 위해 FFD(Free Form Deformation) 모델을 사용하였고, 기울기 하강(gradient descent optimization) 최적화 기법을 이용하였다. 쌍항값(regularizer)을 정의하기 위해서는 제어점간의 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 이용했다. 또한 효율적이고 강인한 정합을 위해 다해상도 정합기법(Multi-scale registration)을 이용하였다. 격자 크기는 $16 \times 16 \times 16$ 으로 설정하였고, 영상 피라미드는 3단계 구조로 진행하였다.

그림 4-1은 본격적인 영상 기반 접근법의 3D 비선형 정합 이전에 특징점 기반의 강체 정합을 먼저 시켜준 모습이다[8]. 연두색 동그라미는 특징점을, 파란색 실선은 대응관계를 나타내며, 테스트 영상에 나타난 격자는 강체 정합 결과를 나타낸다. 평행이동(translation)과 회전이동(rotation)이 되어있는 것을 확인할 수 있다. 이 과정을 통하여 정합에 필요한 전체적인 에너지를 줄이고 복잡도를 낮추는 역할을 해주고, 에너지 최적화 과정에서 초기값이 변위벡터 근사치에서 주어지게 되어 local minima에 빠지지 않게 도울 수 있다.

테스트 영상

템플릿 영상

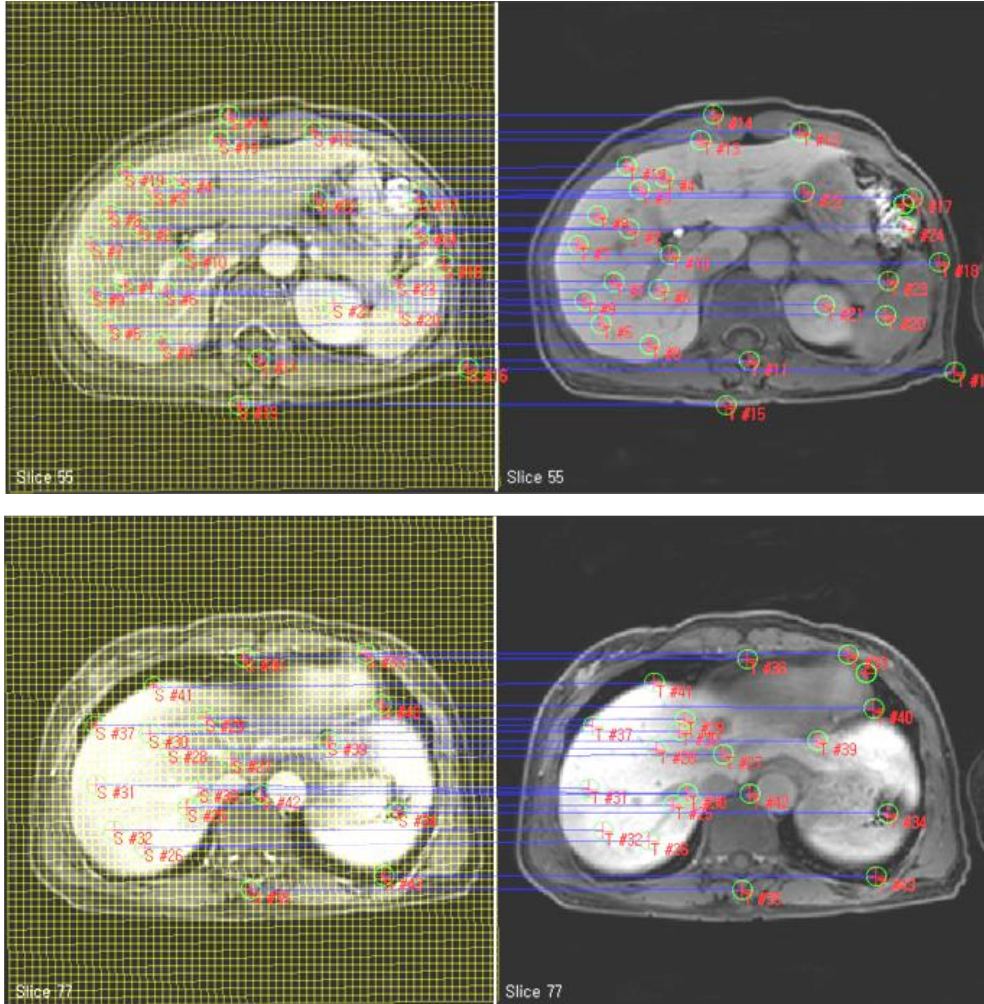


그림 4-1 대응점 찾기 및 강체정합

연두색 동그라미는 특징점을, 파란색 실선은 대응관계를 나타내며,
 테스트 영상에 나타난 격자는 강체 정합 결과를 나타낸다.
 평행이동(translation)과 회전이동(rotation)이 되어있는 것을
 확인할 수 있다.

그림 4-2는 Frangi[1]의 기법을 이용한 혈관 강화 결과를 보여준다. 기존의 기법에서 혈관 강화 결과는 0~1의 값을 갖는다. 원본 영상에서의 혈관과 비교하여 혈관 강화가 잘 되고 있음을 보여준다. 혈관 강화를 할 때 식(3.4)에 필요한 파라미터인 α (점시모양 결정 민감도)는 0.5, β (방울모양 결정 민감도)는 0.5, C(배경과 복셀 구분 민감도)는 2로 설정하였다. 또한 혈관의 두께 범위는 1~3픽셀로 설정하였다.

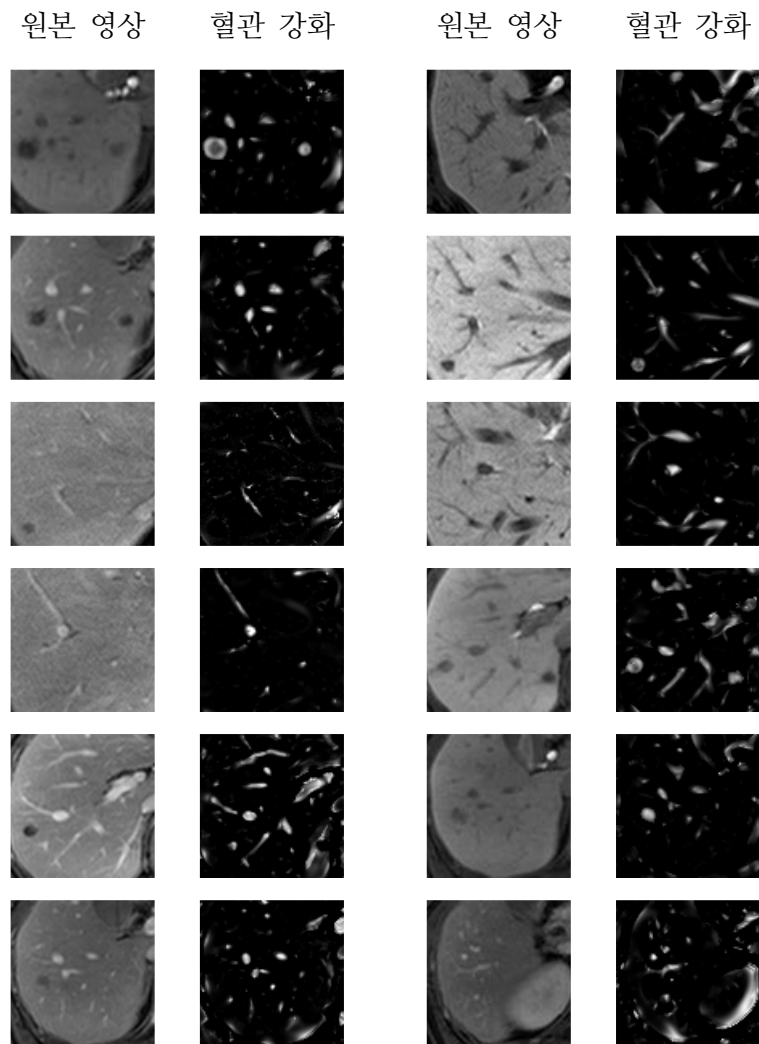
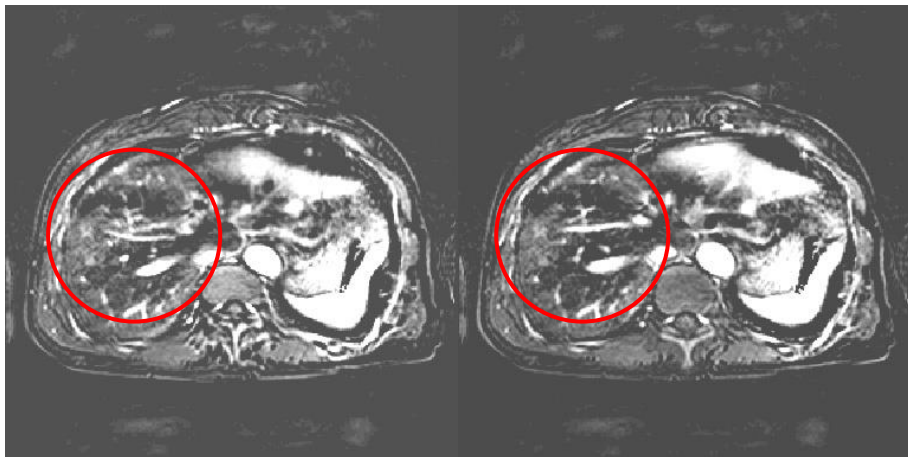


그림 4-2. 조영 영상의 혈관 강화 결과

강화된 혈관 정보를 가지고 유사도 측정 시 혈관 정보와 비례하게 가중치를 곱하여주었다. 단항값은 정규상호상관계수(NCC)측정을 이용하였으며, 최적화 기법으로는 기울기 하강 최적화 기법(gradient descent optimization)을 이용하였다.

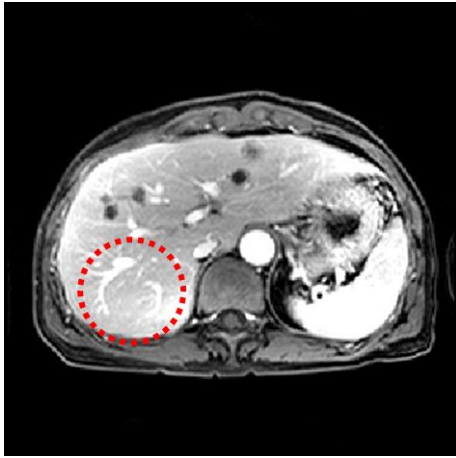
그림 4-3의 (a)와 (b)는 그림 1-1을 정합한 결과의 차영상이다. (a)는 기존의 기법을 사용하여 정합한 결과인데, 제안하는 기법을 이용한 (b)에 비하여 혈관이 제대로 정합되지 않음을 보여준다.



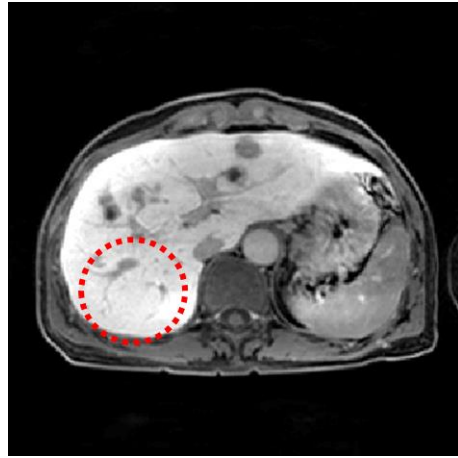
(a): 기존 방법

(b): 제안하는 기법

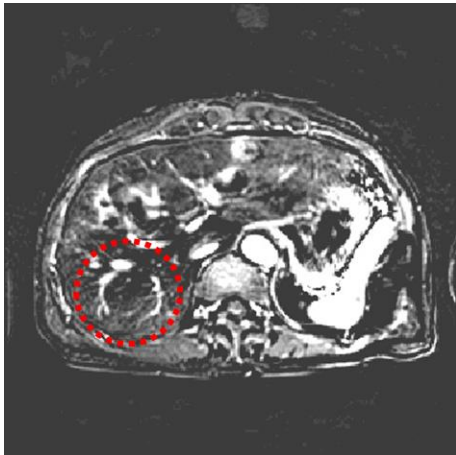
그림 4-3. 다중 위상 영상의 정합 결과



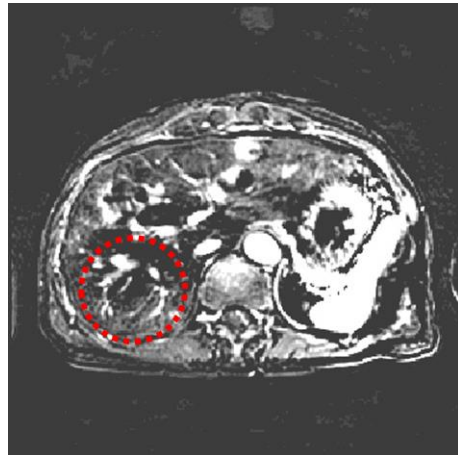
(a): 테스트 영상



(b): 템플릿 영상



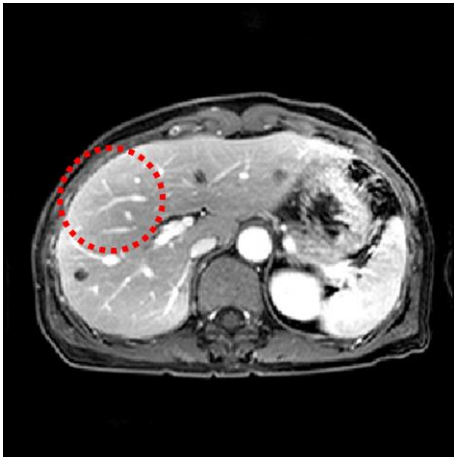
(c): 일반적인 정합의 차영상



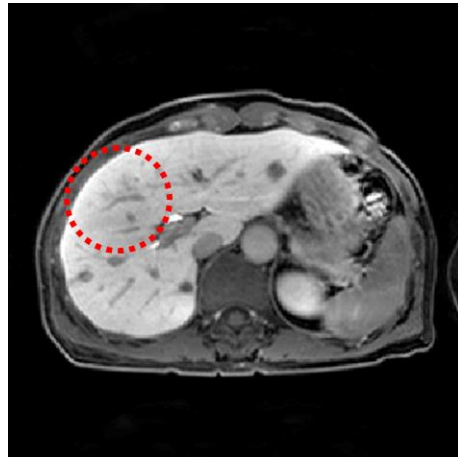
(d): 혈관 측정을 고려한 차영상

그림 4-4. 다중 위상의 정합 결과

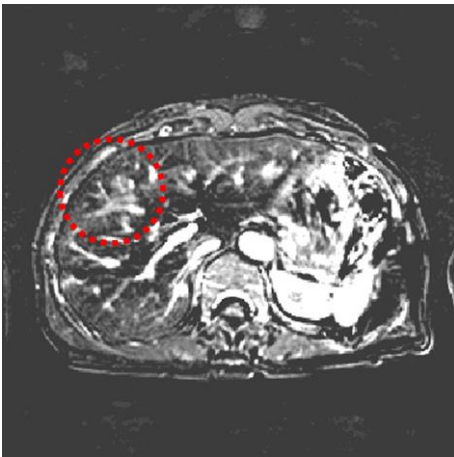
그림 4-4의 (c)는 테스트 영상 (a)와 템플릿 영상 (b)를 혈관 측정을 고려하지 않은 상태로 정합한 후 구한 차영상이고, (d)는 혈관 측정을 고려한 정합 후의 차영상이다. (c)에 비해 (d)의 결과에서 (b)의 템플릿 영상과 모양이 비슷한 것을 확인함으로써 (d)의 혈관 부분 성능이 뛰어남을 확인할 수 있다.



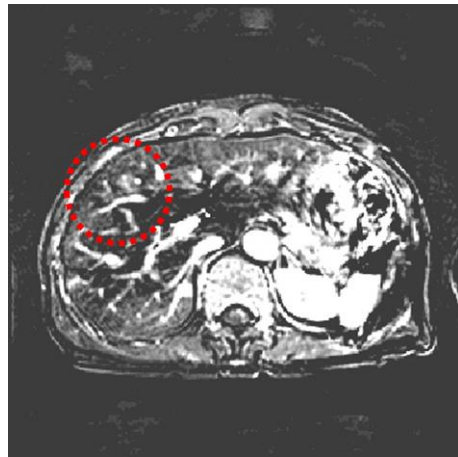
(a): 테스트 영상



(b): 템플릿 영상



(c): 일반적인 정합의 차영상



(d): 혈관 측정을 고려한 차영상

그림 4-5. 다중 위상의 정합 결과

그림 4-5의 (c)는 테스트 영상 (a)와 템플릿 영상 (b)를 혈관 측정을 고려하지 않은 상태로 정합한 후 구한 차영상이고, (d)는 혈관 측정을 고려한 정합 후의 차영상이다. (c)에 비해 (d)의 결과에서 더욱 깔끔한 혈관 영상을 확인할 수 있다.

표 4-1은 기존의 기법과 제안하는 기법의 결과를 비교한 것이다. 전체 영상에서의 정합 성능은 일반적인 정합 방식에서 더 뛰어난 것을 확인할 수 있으나, 혈관이 밀집해있는 영역에서의 정합 성능은 제안하는 기법이 좋다는 것을 나타낸다.

유사도 측정	일반적인 기법	Lee의 기법 [2]	Glocker의 기법 [8]	제안하는 기법
전체영상	18.28	17.01	<u>16.91</u>	20.20
혈관부분	1.04	1.01	1.02	<u>1.00</u>

표 4-1. 정합 결과의 정량적 비교 1

표 4-2는 다른 환자에 대한 실험 결과이다.

유사도 측정	일반적인 기법	Lee의 기법 [2]	Glocker의 기법 [8]	제안하는 기법
전체영상	20.46	20.38	<u>20.28</u>	20.73
혈관부분	0.97	1.02	1.03	<u>0.96</u>

표 4-2. 정합 결과의 정량적 비교 2

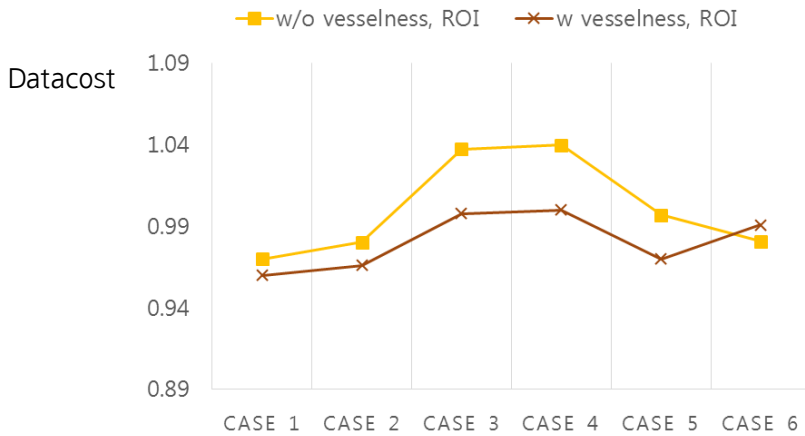
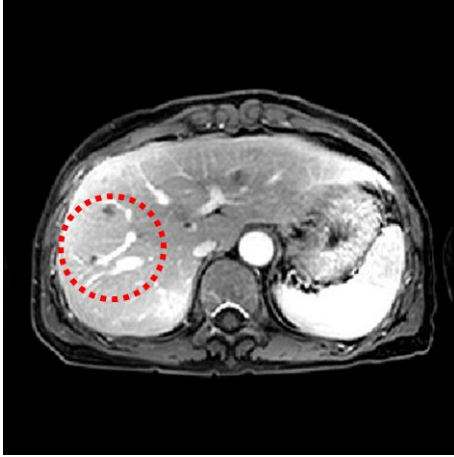


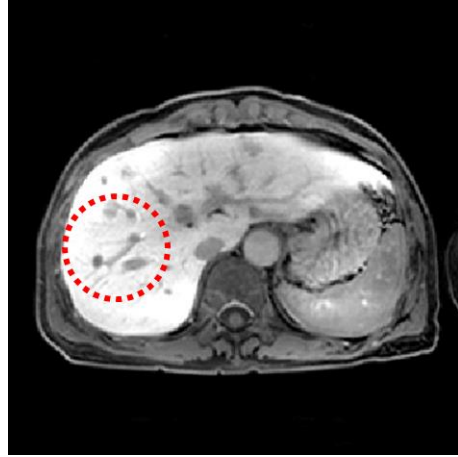
그림 4-6. 정합 결과의 정량적 비교 3

그림 4-6은 여섯 환자의 간 다중위상 MRI영상 정합 결과를 정성적으로 비교한 그래프이다. 다중위상 영상에서 혈관을 추정하기 어려운 점이 있었던 case6을 제외한 모든 경우에 혈관 측정을 고려한 결과의 성능이 좋다는 것을 확인할 수 있다.

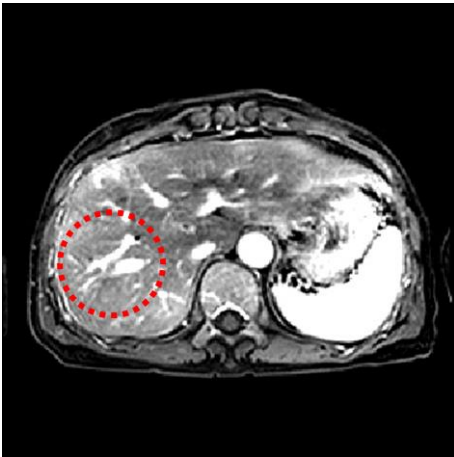
새로운 실험으로, 본 논문이 제안하는 방식대로 혈관 추정 방식을 이용하여 혈관에 가중치를 두어 정합한 후 한번 더 정합을 수행하는 방식을 시도하였다. 이미 혈관에서 정밀한 정합이 이루어졌기 때문에, 혈관정합 후 일반적인 정합을 시도하면 영상 전체의 정합 성능 향상을 노려볼 수 있다. 그림 4-7의 (d)는 혈관부분에 가중치를 둔 영상 정합 후 일반적인 영상정합 수행 결과이다. (c)의 일반적인 방식의 정합 후 재정합에 비해 혈관을 확인하기 쉽다는 점을 확인할 수 있으며, (b)의 템플릿 영상에 근접한 모양을 확인할 수 있다.



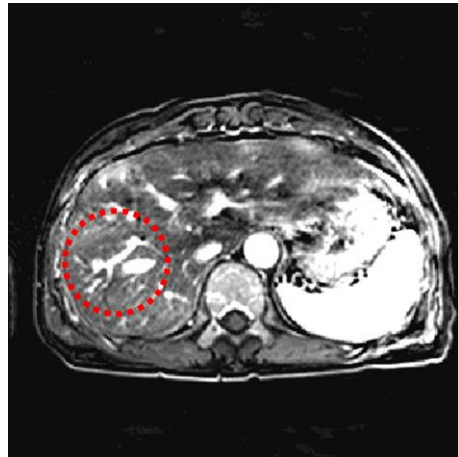
(a): 테스트영상



(b): 템플릿 영상



(c): 일반적인 정합 후 재정합
차영상



(d): 혈관 측정을 고려한 정합 후
일반적인 정합 차영상

그림 4-7. 제안하는 기법으로 정합 후 일반적인 정합 실험 결과
(c)에 비해 (d)의 결과에서 혈관을 확인하기 쉽고
(b)와 근접하다는 점을 확인할 수 있다.

제 5 장

결론

본 장에서는 본 논문에서 연구한 내용과 부족한 점 및 앞으로의 연구에 대해 기술하였다. 본 논문에서는 정합 전처리 과정에서 혈관 강화 필터링(Vessel Enhancement Filtering)[1]을 수행하여 혈관에 가중치를 줌으로써 혈관의 정합 성능을 높이는 방법을 제안하였다. 기존의 기법들은 혈관 그 외의 부분을 모두 같은 가중치(weight)로 정합했기 때문에 영상의 전체적인 부분에서의 정합 성능이 뛰어나는 반면, 혈관에서의 높은 정합 성능을 갖기는 어렵다는 특징을 가졌지만, 본 논문에서는 관심영역(ROI: Region of Interest)인 혈관에서의 성능을 높였다.

높은 정밀도를 위해 방법으로 영상 기반 정합기법(image-based registration)을 사용했다. 이 방법은 혈관 정합을 필요로 하는 다중위상 영상에 이용될 수 있을 것이다.

하지만 아직 개선되어야 할 점들이 남아있다. 이 방법은 혈관 탐색을 할 때 필요한 변수 조정(parameter tuning)에 민감하다는 점이 있다. 이러한 부분들을 개선한다면 혈관 굵기나 복셀 값(intensity)에 상관 없이 더 강인한 정합 성능을 가질 수 있을 것이다.

이 기법은 영상의 전체적인 정합성능보다 혈관의 정합 성능을 높이는 것을 목표로 하였다. 기존의 기법들은 영상의 밝기 값 차이, 즉 SSD나 SAD 등을 구함으로써 정량적인 성능을 확인해 볼 수 있으나, 본 논문은 혈관의 성능 향상을 목표로 하기 때문에 기존의 방법으로는 정량적인 성능을

확인하기 어려운 점이 있다. 만약 이 기법의 정량적인 성능을 분석하고자 한다면, 혈관 영역화, 혹은 혈관 볼륨 렌더링(Volume rendering)을 수행하고 특징점을 찍어주는 방식을 통해 TRE(Target Registration Error)를 구하는 방법으로 성능을 확인하는 것이 하나의 방법이라 할 수 있겠다.

참고 문헌

- [1] R. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever, "Multiscale vessel enhancement filtering," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI)*, vol.1496, pp. 130–137, Springer Verlag, 1998.
- [2] K. Lee, D. Kwon, I. Yun, and S. Lee, "Deformable 3D Volume Registration Using Efficient MRFs Model with Decomposed Nodes," *British Machine Vision Association (BMVC)*, 2008.
- [3] P. Hellier, C. Barillot, E. Mémin, and P. Pérez, "Medical image registration with robust multigrid techniques," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI)*, C. Taylor, A. Colchester (eds.), Springer Verlag, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1679, pp. 680–687, September 1999.
- [4] T. W. Sederberg, "Chap.14 Free-From Deformation" *Computer Aided Geometric Design Course Notes*, BYU.
- [5] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, 2004.
- [6] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random Sample Consensus: A

Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," *Communications of the ACM (CACM)*, Vol. 24, No. 6, pp. 381 – 395. June 1981.

[7] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, D. L. G. Hill, M. O. Leach, and D. J. Hawkes, "Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations: Application to Breast MR Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging (TMI)*, Vol. 18, No. 8, august 1999.

[8] B. Glocker et al., "drop3d", software could be downloaded at <http://www.mrf-registration.net/deformable/index.html>.

[9] D. Kwon, I. Yun, K. Lee, and S. Lee, "Efficient Feature-Based Nonrigid Registration of Multiphase Liver CT Volumes," *British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2008.

[10] F. Benmansour and L. Cohen, "Tubular Structure Segmentation Based on Minimal Path Method and Anisotropic Enhancement," *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, Vol. 92, No. 2, pp. 192–210, 2011.

[11] L. D. Cohen and T. Deschamps, "Grouping Connected Components Using Minimal Path Techniques. Application to Reconstruction of Vessels in 2D and 3D Images," In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 102–109, 2001.

- [12] A. Ardeshir Goshtasby, “2-D and 3-D Image Registration for Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications,” A John Wiley & Sons, Inc., Publication, 2005.
- [13] O. Dzyubak and E. Ritman, “Automation of Hessian-Based Tubularity Measure Response Function in 3D Biometrical Images,” *International Journal of Biometrical Imaging (IJBI)*, 2011.
- [14] M. W. K. Law and A. C. S. Chung, “Three Dimensional Curvilinear Structure Detection Using Optimally Oriented Flux,” *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 368–382, 2008.
- [15] E. Turetken, C. Becker, P. Glowacki, F. Benmansour, and P. Fua, “Detecting Irregular Curvilinear Structures in Gray Scale and Color Imagery using Multi-Directional Oriented Flux,” *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, December 2013.
- [16] S. Crihalmeanu, A. Ross, and R. Dehakhshani, “Enhancement and Registration Schemes for Matching Conjunctival Vasculature,” *Proc. Of the 3rd IAPR/IEEE International Conference on Biometrics (ICB) 2009*, pp. 1247–1256, June 2009.
- [17] “Vesselness: Vessel enhancement filtering,” Technische Universiteit / eindhoven slides

- [18] J. Jomier and S. R. Aylward, “Rigid and Deformable Vasculature-to-Image Registration: A Hierarchical Approach,” *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI)*, pp. 829–836, 2004.
- [19] S. Heldmann, and N. Papenberg, “A Scale-Space Approach for Image Registration of Vessel Structures,” *Bildverarbeitung für die Medizin (BILDMED)*, 2009.
- [20] D. Ruijters, B. M. ter Harr Romeny, and Paul Suetens, “Vesselness-based 2D–3D registration of the coronary arteries,” *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery (IJCARS)*, 2009.
- [21] K. Cao, K. Ding, G. E. Christensen, and J. M. Reinhardt, “Tissue volume and vesselness measure preserving nonrigid registration of lung CT images,” *SPIE Medical Imaging (SPIE MI)*, 2010.
- [22] K. Cao, K. Du, K. Ding, J. M. Reinhardt, and G. E. Christensen, “Regularized Nonrigid Registration of Lung CT images by preserving Tissue Volume and Vesselness Measure,” *Grand Challenges in Medical Image Analysis (MIA)*, 2010.
- [23] Stefan Klein, “Registration by continuous optimization,” *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI)*, tutorial, 2010.

Abstract

Registration of Multi-phase Image with Vesselness

Sera Jeong

Department of Electrical Engineering & Computer Science
The Graduate School
Seoul National University

Image registration is an important issue for exact localization of vessel and tumor. Multi-phase registration will be helpful for them, if deformation on vessel has good performance. Compared with the initial difference before deformation, the difference after exact registration provides enhanced visibility for lesion.

In medical image analysis, exact registration is not easy problem due to 3D organs such as liver, lung and vessel can move non-rigidly. This paper presents a “3D Medical Image Registration with Vesselness.” This work propose a method for vessel registration on 3D MRI image, using Hessian-based vessel enhancement. To improve registration accuracy especially on vessel, this work requires preprocessing for evaluating Vesselness using eigenvalue of the Hessian matrix of image intensity. The evaluated vesselness will be weighting factor for datacost. This work design an image-based registration algorithm for improving accuracy.

For evaluating the performance of this work, we use multi-phase 3D MRI registration of liver between portal venous and equilibrium state. Experiments shows the improved accuracy of deformation, especially on vessel.

Keywords : Image registration, Vesselness, Multi-phase MRI

Student Number : 2012-20859