

경사도 맵을 이용한 패치 기반 레이블 융합 기법

신승연, 홍성민, 박상현, *윤일동, 이상욱
 서울대학교, *한국외국어대학교

syshin@spl.snu.ac.kr, shong@spl.snu.ac.kr, shpark@spl.snu.ac.kr, *yun@hufs.ac.kr, sanguk@spl.snu.ac.kr

Patch-based Label Fusion with Gradient Map

Seungyeon Shin Sungmin Hong Sanghyun Park *Il Dong Yun Sang Uk Lee
 Seoul National University *Hankuk University of Foreign Studies

요 약

본 논문에서는 의료영상 영역화 기법으로 이용되는 레이블 융합 기법을 기반으로, 정합 기법을 이용했을 시 빈번하게 발생하는 경계에서의 오차를 크게 줄여줄 수 있는 기법을 제안한다. 패치 기반 레이블 융합 기법은 패치 간의 밝기 값의 유사도를 기반으로 융합 가중치를 계산하였지만 이는 밝기의 분포가 상대적으로 다른 자기공명영상에 적합하지 못한 경우가 많았다. 본 논문에서는 밝기 값과 함께 밝기 값의 경사도 유사도를 추가적으로 계산하여 융합 가중치를 얻어내는 기법을 제안한다. 밝기의 분포가 다른 영역에서도 밝기의 경사도 분포는 대부분 유사하기 때문에, 오차가 많은 모호한 경계에서 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 제안하는 기법의 성능평가를 위해 50 개의 SKI10 무릎 관절 데이터 셋 내에서 대퇴골을 영역화 하였다. 실험 결과를 통해 제안하는 기법이 밝기 값 유사도 정보만을 이용했던 기법에 비해 개선된 성능을 보이고 있음을 확인할 수 있다.

1. 서론

자기공명영상(magnetic resonance)은 현대 의학에서 임상병리학적으로 중요한 역할을 하고 있다. 최근에는 영상취득기술의 발달과 함께 영상을 자동으로 분석하고, 이해하기 위한 연구들이 다양하게 나타나고 있다. 자기공명영상 내에서 관심장기를 분리해내는 연구는 이러한 연구들 중 하나로서 질병을 검출하거나 진단하는 데에 유용하게 활용되고 있다.

그러나 의료 영상의 경우, 같은 장기 내의 복셀들이 다른 밝기 값을 갖거나 다른 장기와의 구분이 명확하지 않을 때가 많기 때문에 정확한 영역화가 어렵다. 이러한 어려움을 극복하고자 여러 기법들이 제시되고 있으며 그 중 하나가 레이블 융합(label fusion) 기법이다[1]. 이는 기 영역화된 영상 집합(library)을 이용하는 기법으로 입력(test) 영상과 비슷한 집합 내의 샘플(sample)들을 이용하여 레이블을 효과적으로 융합해낸다. 영상들이 누적되어 확장된 집합을 만들수록 성능 향상을 기대할 수 있다는 점에서 수많은 영상들이 발생하는 현재의 실정에 맞는 기법이라 할 수 있다.

대부분의 레이블 융합기법은 샘플들을 동일한 가중치로 융합하였지만 이러한 기법[2]들은 정합기법에 따라 성능의 편차가 심했다. 이러한 단점을 보완하기 위해 지역적인 외관정보를 바탕으로 가변적인 가중치로 레이블을 융합하는 패치 기반 레이블 융합 기법[3]들이 나타났다. 이 기법에서는 패치 사이의 유사도를 수치화하여 이를 가중치로 활용한다. 그러나 각 패치의 유사도가 오직 밝기(intensity) 값에 의해서만 결정된다. 자기공명영상의 경우 밝기의 분포가

상대적으로 다르기 때문에 밝기 값의 유사도에 의해서만 가중치를 결정할 경우 패치의 실질적인 구조적 유사성을 반영하지 못하는 경우가 많다. **그림 1** 은 구조적 유사성을 반영하지 못하고 있는 예로써 경사도 정보를 이용했을 때 실질적으로 구조 상 비슷한 패치를 찾아낼 수 있음을 보여주고 있다.

따라서 본 논문에서는 경사도(gradient) 맵(map)을 이용하여 전경과 배경의 경계 지역에서 좀 더 강인한(robust) 레이블 융합 기법을 제안한다. 2 절에서는 본 논문에서 제안하는 기법을 설명하고, 3 절에서는 제안한 기법의 성능을 실험을 통해서 확인한다. 마지막으로 4 절에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

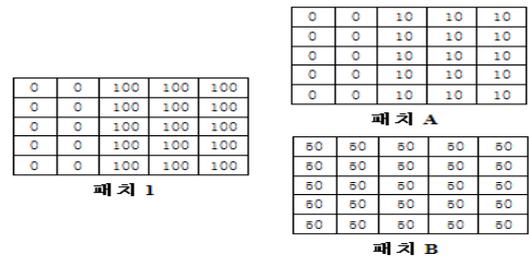


그림 1 경사도 이용의 필요성을 나타내 주는 예시. 밝기 값만을 비교했을 경우 패치 1 과 패치 B 가 더 유사하지만 (정규화 L2norm 이 A 가 13, B 가 10 이 된다.), 경사도를 이용할 경우 패치 A 가 더 유사하다 (정규화 L2norm 이 A 가 0, B 가 27 이 된다).

2. 경사도를 이용한 가중치

경사도의 유사도를 바탕으로 가중치를 정해주기 위해 전체 영상에 3 차원 소벨 에지 검출기(sobel edge detector)를 적용하여 경사도의 크기 맵을 만들고 그 크기가 임의의 한계값(T) 이상인 지역을 새로운 가중치를 적용하기 위한 관심영역(ROI, region of interest)으로 지정한다. 이는 경계일 가능성이 높은 지역이며, 전경의 내부와 경계, 즉 새로운 가중치가 적용되지 말아야 할 곳과 적용되어야 할 곳을 구분해 줌으로써 이미 영역화가 잘 되고 있는 부분에 새로운 가중치가 개입되지 않도록 막아주게 된다. 또한, 계산 부하를 줄여 준다.

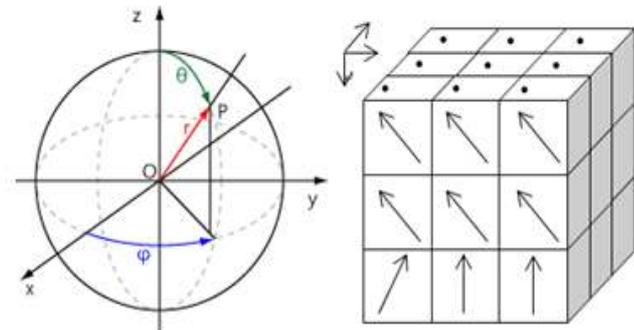


그림 2 각 화소의 경사도 값을 직교 좌표 계에서 구면 좌표 계로 변환한다.

관심영역 내의 패치에 3 차원 소벨 에지 검출기를 적용하여 x, y, z 축 방향으로의 각각의 경사도를 구하면 그림 2의 오른쪽 그림과 같이 패치와 동일한 크기의 경사도 맵을 얻게 된다. 이 때 각각의 복셀은 세 개의 직교 좌표 성분을 가지게 되고 이를 구면좌표로 변환하면 r, θ , ϕ 의 세 성분을 구할 수 있다.

패치를 구성하는 각 복셀의 밝기 값들의 정규화 L2 norm 을 구하여 가중치로 사용한 것과 동일하게 각 화소의 θ 값들의 정규화 L2 norm 을 이용하여 새로운 가중치를 만든다. 이 때, 기존의 가중치와의 적절한 균형을 위해 이 값에 환산 계수(=1/10)를 곱해 준다.

결론적으로, 관심영역 외부에선 기존의 밝기 값의 유사도에 기반한 가중치를 계속해서 사용하고 내부에선 이와 θ 값의 유사도에 기반한 가중치를 융합한 새로운 가중치를 만들어 사용하게 된다.

3. 실험 결과

제안하는 기법의 성능 평가를 위해 SKI10 무릎 관절 데이터 내에서 임의로 50 개의 영상을 선택하여 대퇴골(femur)을 영역화하는 실험을 진행하였다. 실험에는 한 데이터를 제외한 나머지 데이터들을 학습집합으로 하는 방식(leave-one-out)을 적용하였다. 선형 정합을 위해 정합기법 중 하나인 반복 근접점 기법(iterative closest point)을 이용하였다.

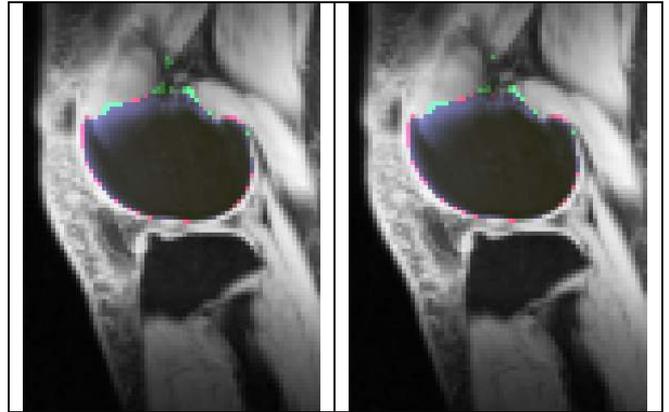


그림 3 새로운 가중치의 적용 전(좌), 후(우), 녹색(False Positive), 적색(False Negative)

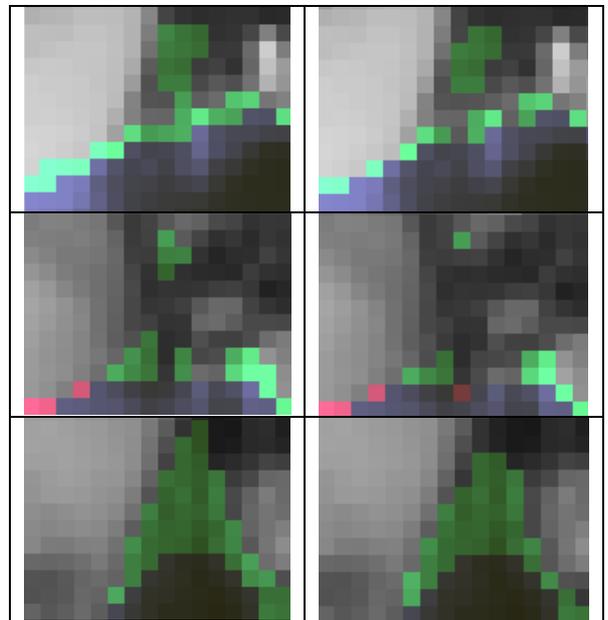


그림 4 새로운 가중치의 적용 전(좌), 후(우) 전경과 배경의 경계를 확대한 영상, 녹색(False Positive), 적색(False Negative)

T	적용 전(%)	적용 후(%)
0	86.49	86.57
100	-	86.59
300	-	86.55

표 1 관심영역의 한계값 T에 따른 영역화의 정확도(%)

실험의 정량적 결과는 표 1 과 같다. 언급한 가중치를 새로 적용하는 경우(표의 세 번째 열)가 적용하지 않는 경우(표의 두 번째 열)에 비해 성능이 향상된다. 영상의 전 범위에 있어 새로운 가중치를 적용하는 것보다는(T=0, 86.57%), 특정한 값을 주어 경계일 가능성이 높은 지역에만 적용하는 것(T=100, 86.59%)이 더 좋은 성능을 보인다. 이는 영역화가 잘 되고 있던 전경의 내부에 새로운 가중치가 개입되어 잘못된 결과를 유발하는 경우가 생기기 때문이다. T=100 의 경우와 T=300 의 경우를 비교함으로써 관심영역을 적절히 설정하는 것이 결과에 영향을 줌을 파악할 수 있다.

실험의 정성적 결과는 **그림 3, 4** 와 같으며 전경과 배경의 경계에 있어서 새로운 가중치를 함께 적용한 것이 기존의 가중치만을 이용한 결과에 비해 에러(녹색, 적색 화소)율이 감소되는 것을 확인 할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 기존의 패치 기반 레이블 융합 기법에서 경계 지역의 영역화 정확도를 높이고자 새로운 패치 비교 기법을 제안하였다. 이를 무릎 관절 영상에 적용해 본 결과 기존의 기법보다 성능이 향상된 것을 확인할 수 있었다. 이 기법은 의료영상 내에서 정밀한 영역화를 달성하는데 기여할 수 있을 것이다.

5. 참고문헌

- [1] Collins, D.L., Pruessner, J.C., 2010. Towards accurate, automatic segmentation of the hippocampus and amygdala from MRI by augmenting ANIMAL with a template library and label fusion. *Neuroimage*.
- [2] Lotjonen, J.M., Wolz, R., Koikkalainen, J.R., Thurfjell, L., Waldemar, G., Soininen, H., Rueckert, D., 2010. Fast and robust multi-atlas segmentation of brain magnetic resonance images. *Neuroimage* 49, 2352–2365.
- [3] Coupé, P., Manjón, J. V., Fonov, V., Pruessner, J., Robles, M., & Collins, D. L. Nonlocal patch-based label fusion for hippocampus segmentation. *MICCAI*, 2010