

논문 2010-47SP-6-9

## 3차원 자기공명영상에서 패치 단위 형상 및 밝기 정보에 기반한 연골 자동 영역화 기법

( Fully automatic Segmentation of Knee Cartilage on 3D MR images  
based on Knowledge of Shape and Intensity per Patch )

박 상 현\*, 이 수 찬\*, 심 학 준\*\*\*, 윤 일 동\*\*, 이 상 옥\*\*\*

( Sang Hyun Park, Soochan Lee, Hackjoon Shim, Il Dong Yun, and Sang Uk Lee )

### 요 약

연골 영역화는 골관절염의 진단이나 치료를 위해 중요하지만, 모양이 얇고 의료영상 내에서 주변 조직과의 명암 차이가 크지 않기 때문에 현재까지 전문가가 많은 시간과 노력을 들여 수동으로 하고 있다. 이에 따라 본 논문에서는 3차원 자기공명(Magnetic Resonance : MR)영상 내에서 연골을 자동으로 영역화하는 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 전문가에 의해 수동으로 영역화된 소수의 의료영상을 학습 데이터베이스로 하여 우선 연골을 지역적인 부분(local patch)들로 분할하여 부분별로 영역화한 후, 부분별 결과들을 취합하고 정제하는 과정으로 이루어진다. 연골 영역화를 위해 먼저 위치와 밝기 값의 외관정보(appearance)를 이용하여 뼈와 연골의 경계(bone-cartilage interface)를 추출해내고, 이 경계를 기준으로 하여 연골이 포함되는 주변 영역을 일정한 크기의 패치로 분할한다. 다음, 분할된 패치들의 정보를 이용해, 패치마다 형상 사전지식(shape prior)과 외관 사전지식(appearance prior)을 얻어내고 두 사전지식 간의 비율을 적응적으로 결정한다. 이후 패치마다 사전지식 정보를 통해 에너지를 정의하고, 그래프 컷(Graph Cut) 기법을 통해 이 에너지를 최소화하는 최적의 영역화 결과를 도출한다. 마지막으로 지역적으로 얻어진 영역화 결과들을 모양 사전지식으로 하여 전체적인 연골에 대해 전역적 개선 과정을 수행한다. 실험 결과를 통해 제안하는 자동 영역화 기법으로 임상적으로 유용한 영역화 결과를 얻을 수 있음을 제시한다.

### Abstract

The segmentation of cartilage is crucial for the diagnose and treatment of osteoarthritis (OA), and has mostly been done manually by an expert, requiring a considerable amount of time and effort due to the thin shape and vague boundaries of the cartilage in MR (magnetic resonance) images. In this paper, we propose a fully automatic method to segment cartilage in a knee joint on MR images. The proposed method is based on a small number of manually segmented images as the training set and comprised of an initial per patch segmentation process and a global refinement process on the cumulative per patch results. Each patch for per patch segmentation is positioned by classifying the bone-cartilage interface on the pre-segmented bone surface. Next, the shape and intensity priors are constructed for each patch based on information extracted from reference patches in the training set. The ratio of influence between the shape and intensity priors is adaptively determined per patch. Each patch is segmented by graph cuts, where energy is defined based on constructed priors. Finally, global refinement is conducted on the global cartilage using the results of per patch segmentation as the shape prior. Experimental evaluation shows that the proposed framework provide accurate and clinically useful segmentation results.

**Keywords :** 3차원 영상 영역화, 지역적 접근방식, 그래프 컷, 형상 및 밝기 사전지식, 의료영상

\* 학생회원, 서울대학교 전기·컴퓨터공학부 자동화시스템연구소  
(Automation and Systems Research Institute, School of Electrical Engineering and Computer Science, Seoul National University)

\*\* 정회원, 한국외국어대학교 용인캠퍼스 디지털정보공학과  
(School of Digital Information Engineering, Hankuk University of Foreign Studies)

\*\*\* 정회원, 서울대학교 전기·컴퓨터공학부  
(School of Electrical Engineering and Computer Science, Seoul National University)

※ 이 논문은 2009년 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2009-0074888, 2010-0012006)

접수일자: 2010년1월14일, 수정완료일: 2010년7월16일

### I. 서론

최근 기하급수적으로 증가하는 방대한 양의 3차원 의료영상데이터를 신속하고 효율적으로 분석, 처리하는 기술에 대한 관심이 늘고 있다. 이에 따라 3차원 자기공명영상 내에서 연골을 영역화(segmentation)하여 시간에 따른 연골 형태의 변화를 추적하고자 하는 노력들이 나타났고, 이는 골다공증과 같은 질병들을 진단하고 치료하는 데 많은 도움이 되고 있다. 특히 컴퓨터 비전 분야의 다양한 영역화 기법들<sup>[4, 8]</sup>은 전문가들의 수작업 영역화에 비해 효율적이기 때문에, 이러한 기법을 연골 영역화에 적용하고자 하는 연구들이 진행되었다<sup>[4-6]</sup>. 하지만 모양이 얇고 기하학적인 형상을 하고 있으며, 주변 조직들과의 밝기 차이가 작은 연골의 특성으로 인하여, 현존하는 기법들은 여전히 전문가의 입력과 수정을 필요로 하고 있다.

이 같은 한계를 극복하고자, 보다 높은 수준의 사전 지식(high-level prior)들을 이용하고자 하는 노력들이 나타났다<sup>[7, 9-10]</sup>. Kumar 등은 물체를 각 부분으로 분리하여 부분적으로 변화될 수 있는 형상들을 습득하고 그 중 가장 좋은 형상을 근사하는 기법<sup>[10]</sup>을 제안했고, Freedman 등은 영역화하고자 하는 모양틀(shape template)의 형상을 사전에 알고 있다고 가정하고 이를 사전지식으로 이용하는 기법<sup>[9]</sup>을 제안했다. 두 기법은 모두 기존에 영역화하기 힘들었던 얇거나 경계가 모호한 부분을 효과적으로 영역화 해내고 있지만 사전에 모양틀의 형상과 크기, 위치 등을 파악하고 있어야 한다는 한계가 있다. 이러한 제약조건을 극복하고자 최근 브랜치 앤 바운드(Branch and Bound) 검색 기법을 이용하여,

크기와 자세, 위치 등이 다른 다수의 모양틀 중 최적의 모양틀을 단 시간 내에 찾아주는 기법이 제안되었다<sup>[7]</sup>. 이 기법은 최적의 모양틀 정보를 찾아 줄 수 있다는 이점 때문에 3차원자기공명 영상 내의 뼈 영역화에 적용<sup>[11]</sup>되기도 하였지만 역시 연골처럼 모양이 얇은 물체에서는 효율성이 급격하게 떨어지는 단점이 있다.

본 논문에서는 얇고 부분적인 변화가 심한 전체 연골 모양틀을 한 번에 정합시키기보다는, 지역적인 부분들로 연골 형상을 나누어 기존에 제안되었던 기법들에 비해 세밀한 영역화를 할 수 있는 기법을 제안한다. 최근 비디오 영역화를 위해 이전 프레임(frame)의 전경 경계를 지역적인 부분들로 나누고, 형상정보와 외관정보를 적응적(adaptive)으로 사용하여 이후 프레임을 효율적으로 이원 영역화 해내는 기법<sup>[11]</sup>이 소개되었다. 이와 같은 지역적 분할 접근방식은 전경의 지역적인 연식(nonrigid) 변화들을 각각 분리하여 고려해 줄 수 있기 때문에 세밀한 영역화에 유용하다. 본 논문은 [1]에서 제안하고 있는 기법과 같이 지역적 분할 접근방식을 바탕으로 형상정보(shape)와 외관정보(appearance)를 동시에 이용한다는 개념을 이용하되, 사전정보를 습득하는 과정과 이러한 사전정보들을 지역적인 부분마다 적응적으로 다루어 주기 위한 과정들을 새롭게 제시한다. 제안하는 기법의 세부적인 내용은 II장에 기술하고, 실험 결과는 III장에 제시한다.

### II. 제안하는 알고리즘

#### 1. 개관

그림 1은 자기공명영상이 입력된 후 연골이 자동으

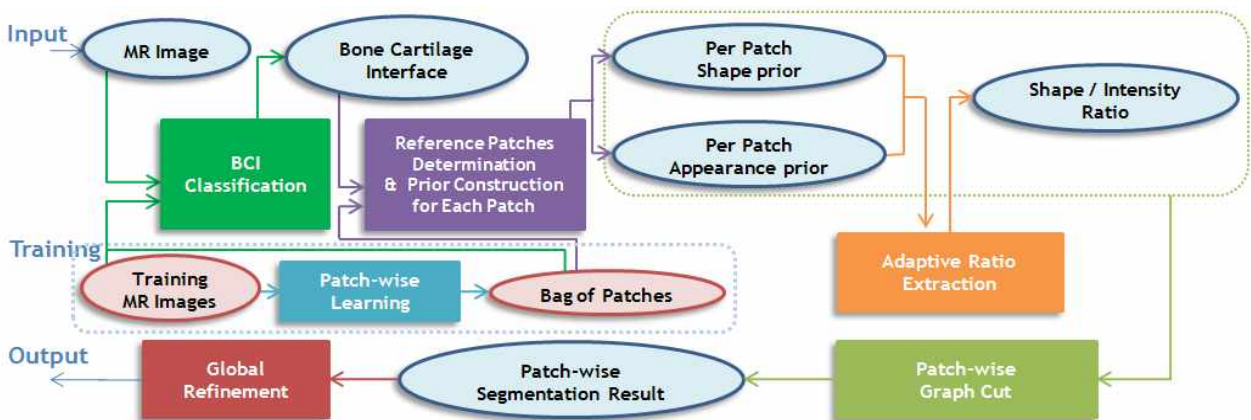


그림 1. 제안하는 기법의 블록선도  
Fig. 1. The framework of proposed method.

로 영역화 되는 과정을 보여준다. 연골 영역화를 위해, 먼저 뼈의 표면 중 뼈와 연골의 경계 부분을 분리해내고, 분리된 점들을 중심으로 하는 패치를 생성한다. 생성된 패치는 영역화하고자 하는 연골 부분을 포함하고 있으며, 참조 패치(reference patch)들의 정보를 바탕으로 패치 단위로 영역화가 이루어진다. 참조 패치들은 습득된 패치들로부터 위치정보와 외관정보를 비교하여 추출된다. 참조 패치들로부터 얻어내는 사전지식은 패치 당 형상정보와 패치 당 외관정보로써, 이를 바탕으로 각 패치마다 (1)과 같은 에너지 식이 정의된다.

$$E = \sum_{p \in V} F^p \cdot x_p + \sum_{p \in V} B^p \cdot (1 - x_p) + \lambda \sum_{p, q \in \xi} P^{pq} \cdot (|x_p - x_q|) \quad (1)$$

여기서  $F^p$ 와  $B^p$ 는 단항(unary) 값으로 영역의 컬러나 밝기 정보의 일관성을 나타내고,  $P^{pq}$ 는 쌍항(pairwise) 값으로 물체 외곽선의 연결성을 나타낸다.

참조 패치들로부터 추출하는 형상 사전지식은 습득된 패치들의 레이블(label) 정보를 바탕으로 생성되고, 이후 형상 사전지식이 전경이라 판단하는 부분과 배경이라 판단하는 부분의 밝기 히스토그램(histogram)을 외관 사전지식으로 이용한다. 형상 사전지식과 외관 사전지식이 이용되는 비율은 패치마다 전경과 배경의 밝기 차이에 따라 정해지고, (1)의 단항 값에 반영된다. 쌍항 값은 [8]에서 언급한 대로 지수함수를 이용한다. 에너지 식은 패치 단위로 그래프 컷(Graph Cut)<sup>[8]</sup>을 통해 최적화 되고, 이 때 나오는 결과들을 모양 사전지식으로 하여 전역적 개선 과정을 수행한다. II.2 절에서는 뼈와 연골의 경계와 아닌 부분을 구분하기 위한 기법을 소개하고, II.3절에서는 지역적인 부분마다 형상 및 외관 정보를 얻어내는 방법과, 두 정보 간의 적용되는 비율을 구하는 방법에 대해 언급한다. II.4에서는 지역적으로 얻은 영역화 결과를 전체적으로 개선하여 최종적인 연골 영역화 결과를 얻어내는 과정에 대해 언급한다.

## 2. 뼈와 연골의 경계 부분 구분

본 논문은 자기공명영상 내의 세 부분의 뼈가 이전에 영역화 되어 있다고 가정하고 위치정보와 외관 정보를 이용하여 뼈의 표면 중 뼈와 연골의 경계를 추출하는 과정을 선행과정으로 수행한다. 뼈와 연골의 경계는 연골의 위치와 형상을 개략적으로 보여주고 있을

뿐 아니라 추후 연골의 지역적인 정보들을 정합 할 때 이용된다.

뼈의 장축으로부터 수직인 방향의 평면들을 뼈와 겹쳤을 때, 평면 내에 뼈가 가장 넓게 분포하는 곳의 중심을 바탕으로 뼈 표면의 점들을 정규화 시킨 좌표들을 위치정보로 이용한다. 외관 정보는 뼈 표면의 주변 밝기를 바탕으로 생성되고, 이 정보는 주성분분석(Principle Component Analysis : PCA)을 통해 차원이 줄여진 후 고유벡터(eigen vector)의 계수들만이 습득된다. 뼈의 표면에 있는 모든 점들에 대해 정규화 된 좌표와 주변 밝기의 계수들 간의 차를 비교하게 되고, 이 두 정보 모두 뼈와 연골이 맞는 부분이라 판단되는 곳을 뼈와 연골의 경계라 결정한다.

## 3. 패치단위 영역화

### 가. 대표점 및 참조 패치 추출

뼈와 연골의 경계점들은 촘촘하게 뽑히기 때문에 모든 점에 대해 패치를 생성하는 것은 비효율적이다. 따라서 뼈와 연골의 경계점들 중 일정 간격으로 주변 점들을 대표해주는 대표점들(representation points)을 추출한다. 대표점은 모든 경계점들 중 임의로 점을 추출하고 그 주변의 점들을 제거하는 방식을 반복하여 얻어낸다. 대표점이 추출되면 이를 중심으로 하는 일정 크기의 패치를 생성하고, 습득해 놓은 패치들 중 비슷한 패치들을 참조 패치로 뽑아 이 정보를 바탕으로 패치별 영역화를 수행한다. 패치를 생성할 때는 모든 연골 부분이 패치에 포함되도록 하며 패치들을 서로 겹치게 하여, 소수의 패치 영역화 결과가 잘못된다 하더라도 주변 패치들의 영역화 결과에 의해 보정 될 수 있도록 한다. 참조 패치는 일차적으로 정규화 된 좌표와 뼈 외곽의 수직방향벡터를 비교하여 추출한 후 정규교차상관(Normalized Cross Correlation: NCC) 값을 통해 외관 정보까지 비슷한 패치들을 추출한다.

### 나. 형상 사전지식과 외관 사전지식

참조 패치들이 추출되면 습득해 놓은 레이블 정보를 이용하여 모양틀을 생성하고, 모양틀이 분명하게 전경 또는 배경이라 지목하는 부분의 밝기 정보를 얻어낸다. 먼저 참조 패치들의 레이블 정보를 정확하게 이용하기 위해 대표점을 중심으로 하는 패치내의 뼈 외곽점들과 참조 패치들 내의 뼈 외곽점들을 반복근접점(Iterative

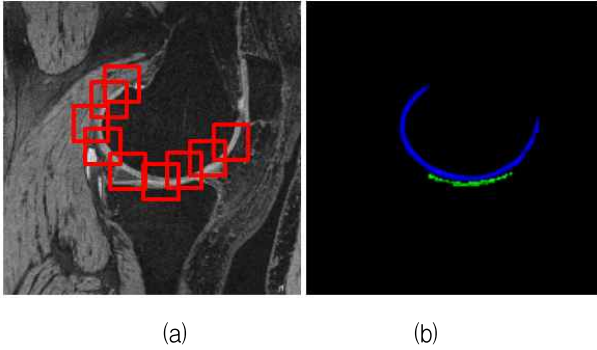


그림 2. (a) 뼈-연골 경계를 중심으로 생성한 패치. (b) 패치마다 얻은 모양 사전지식을 합쳐놓은 모양 템플릿. 청색(상단)은 영역화 하고자 하는 연골 부분의 모양들, 녹색(하단)은 다른 종류의 연골 부분의 모양들을 의미한다. 연골이 분명한 부분의 색은 진하게, 끝부분과 같이 불확실한 부분은 흐리게 표현된다.

Fig. 2. (a) Patches positioned on bone-cartilage interface. (b) Accumulated shape priors per patch. Blue denotes template of cartilage that we want to segment. Green denotes template of cartilage that we do not want to segment. Saturation of colors represent probability.

Closest Point : ICP)<sup>[14]</sup>을 통해 정합시킨다. 반복근접점은 고정 변형 기법 중의 하나로, 부분적인 변화들을 모두 정합하는 데는 부적합하지만 복잡도가 낮기 때문에 단순한 모형의 정합에 유용한 기법이다. 따라서 부분별로 변화가 심한 연골 전체에 대한 정합에는 부적합하지만, 패치 내 간단한 형상의 뼈 외곽점들을 빠르게 정합하는 데는 유용하다. 정합된 패치들의 연골 레이블 정보는 형상 사전지식으로 이용된다. 연골 레이블은 영역화하고자 하는 연골부분과, 영역화를 원하지 않는 타 연골부분, 배경 부분으로 나누어 각각 1, -1, 0 으로 정의된다. 형상 사전지식은 (2)과 같이 정합된 패치들의 레이블 가중치 합(weighted sum)으로 생성된다.

$$S(x_p) = \frac{\sum_{k=1}^K w_k \cdot S(x_p^k)}{\sum_{k=1}^K w_k} \quad (2)$$

여기서  $K$ 는 참조 패치들의 수,  $w_k$ 는  $k$ 번째 참조 패치의 가중치,  $S(x_p^k)$ 는  $k$ 번째 참조 패치의 연골 레이블을 의미한다. 가중치는 습득된  $K$ 개의 패치들과 대표점을 중심으로 하는 패치와의 정규교차상관 값들의 가중 합으로 결정된다.  $S(x_p)$ 는 패치 내 복셀(voxel)들

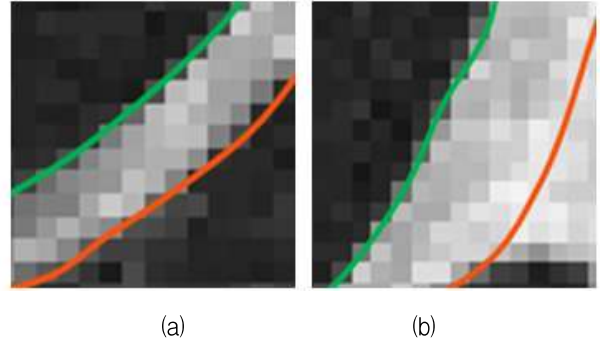


그림 3. 녹색(상단선)은 뼈와 연골의 경계, 주황색(하단선)은 연골과 다른 조직 간의 경계를 의미한다. (a) 연골의 전경부분과 배경부분의 외관이 뚜렷하게 구분되는 부분으로 밝기 정보에 가중치를 둔다. (b) 연골의 전경부분과 배경부분의 외관이 비슷한 부분으로 모양 정보에 가중치를 둔다.

Fig. 3. Green denotes boundary of bone-cartilage interface, Orange denotes boundary of cartilage and other tissue. (a) The appearance of foreground and background is clearly different, so intensity prior is emphasized. (b) The appearance of foreground and background is vague, so shape prior is emphasized.

이 각각 어떤 부분에 포함될 확률이 높은지를 의미하는 에너지 값이다. 타 연골의 에너지 값을 -1로 정의함에 따라 한 패치 안에서 경계가 모호한 부분이 있더라도 경계를 효과적으로 분리할 수 있다. 그림 2(a)는 대표점으로부터 생성한 패치를, 그림 2(b)는 패치마다 얻어낸 모양들을 각각 보여준다. 그림 2(b)를 통해 패치마다 반복근접점을 통해 얻어낸 모양들은 자기공명 영상 내의 연골부분과 상당히 일치하고 있음을 확인할 수 있다. 외관 정보를 추출하기 위해서는 모양들이 분명하게 전경부분을 가리키는 부분과 배경 부분을 가리키는 부분의 밝기값을 이용한다. 본 논문의 실험을 위해서  $S(x_p)$ 가 상향 문턱값( $\kappa_u$ )이 0.8이상인 부분과, 하향 문턱값( $\kappa_l$ )이 0 이하인 부분의 밝기 히스토그램을 각각 전경과 배경 외관정보로 정의하였다.

#### 다. 사전지식 간 적합한 비율

형상 사전지식과 외관 사전지식 간의 비율을 정해주기 위해 두 사전지식을 패치마다 적응적으로 이용한다는 [1]의 개념을 이용하되 자기공명영상 내의 연골 영역화에 적합하도록 파라미터들을 정의한다.

그림 3(a)와 (b)는 각각 형상 사전지식을 강조해야

하는 경우와 외관 사전지식을 강조해야 하는 경우를 보여준다. 그림 3(a)는 전경과 배경의 경계에서 밝기의 차이가 큰 경우로, 이런 경우에는 모양틀 정보가 없더라도 좋은 영역화 결과를 얻을 수 있기 때문에 외관 사전 지식의 비중을 크게 한다. 그림 3(b)의 경우는 전경과 배경의 경계에서 밝기 차이가 크지 않으므로 형상 사전 지식의 비중을 강조한다. (3)과 (4)는 각각 전경 단향 에너지와 배경 단향 에너지로 두 사전지식 정보를 동시에 반영한다.

$$F^p = -\ln(f_s \cdot S(x_p) + (1 - f_s) \cdot H_u^F(x_p)) \quad (3)$$

$$B^p = -\ln(f_s \cdot (1 - S(x_p)) + (1 - f_s) \cdot H_u^B(x_p)) \quad (4)$$

$S(x_p)$ 는 형상 사전지식,  $H_u^F(x_p)$ ,  $H_u^B(x_p)$ 는 각각 II.2.절에서 구한 전경 및 배경 히스토그램을 의미한다.  $f_s$ 는 두 정보 간의 반영 비율을 나타내주는 파라미터로 (5)와 같이 정의된다.

$$f_s(x_p) = 1 - \exp\left(\frac{-d^2(x_p)}{\sigma_s^2}\right) \quad (5)$$

이 때  $d(x_p)$ 는 거리변형(distance transform)을 통해 구하며 뼈와 연골의 경계 지점으로부터 복셀  $x_p$ 까지의 거리를 의미한다. 이는 뼈와 연골의 경계로부터 멀어질수록 밝기 정보보다는 모양틀 정보에 가중치를 두겠다는 의미로 배경에 연골과 비슷한 밝기를 가진 복셀이 있을 때 유용하다.  $\sigma_s$ 는 전경과 배경 히스토그램의  $\chi^2$  히스토그램 차이<sup>[2]</sup>로 구하며, 히스토그램의 차이가 크면  $f_s$  값이 축소되고 작으면 커지게 된다. 단향 값 (3)과 (4)는 총 에너지 식 (1)에 대입되고 패치 단위로 그래프 컷을 통해 최적화 된다.

#### 4. 전역적 개선

II.3.3.절의 기법은 지역적인 부분들을 세밀하게 영역화 하는 데에 중점을 둔 반면, 본 절에서는 지역적 영역화 결과를 합쳐 전체적인 연골의 형상을 다루는 데에 중점을 둔다. 정제과정에서는 패치단위로 얻은 영역화 결과를 모두 합쳐 모양 사전지식으로 이용한다. 이 모양 사전지식을 바탕으로 식 (1)의 전경 단향 값과 배경 단향 값이 결정되고 영상 전체에 대해 그래프 컷을 수행한다. 전체적으로 그래프 컷을 수행할 경우, 쌍방향 값에 의

해 패치단위 영역화 결과가 매끄럽지 못했던 부분이나 연골임에도 연골이 아니라고 판단된 부분들에 대해서 향상된 영역화 결과를 얻을 수 있다.

### III. 실험 결과 및 분석

제안하는 기법의 성능을 확인하기 위해 미국의 OAI(Osteoarthritis Initiative)로부터 얻은 무릎 자기공명 데이터 8개를 실험에 이용하였다. 전문가 두 명이 반자동기법<sup>[6]</sup>을 통해 입력과 수정을 반복하여 얻은 영역화 결과를 이상적인 값으로 이용하였으며, 효율성을 위해 각 축을 0.5배씩 축소된 영상을 실험에 이용하였다. 8개의 자기공명 데이터들을 한 번씩 돌아가며 입력하여 실험 하였으며, 입력 데이터를 제외한 데이터들은 정보를 습득하는 집합으로 이용하였다. 자기공명데이터들은 얻는 환경에 따라 밝기 레벨이 다를 수 있으므로 제안하는 기법을 수행하기 전 히스토그램 매칭 기법을 통해 정규화(normalize) 한 뒤 실험하였다.

영역화 성능은 두 부피의 평균값과 겹쳐지는 부피의 비로 정의하는 다이스 유사율(Dice Similarity Coefficient, DSC)을 통해 측정하였다. DSC는 (6)으로 정의되며  $s$ 가 높을수록 겹쳐지는 정도가 커지는 것을 의미한다.

$$s = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (6)$$

표 1은 두 개의 이상적인 영역화 결과와 제안하는 기법을 통해 얻은 결과 간의 DSC를 보여준다. 8개의 데이터에 대해 첫 번째 전문의와는 83.9%, 두 번째 전문의와는 83.7%의 평균 DSC 값을 얻을 수 있었다. 6번 데이터의 경우, DSC가 다른 데이터들에 비해 낮게 나

표 1. 전문의 두 명의 영역화 결과와 제안하는 기법으로 얻은 결과 사이의 다이스 유사율.

Table 1. The Dice similarity coefficient between manual segmentation results by two doctors and result by the proposed method.

Data # Cartilage	Doctor1(%)	Doctor2(%)	average(%)
1	84.3	84.3	84.3
2	86	86.3	86.2
3	85.9	86.1	86
4	85.6	85.2	85.4
5	84.5	83.7	84.1
6	80	79.2	79.6
7	81.5	81.8	81.7
8	83	83	83



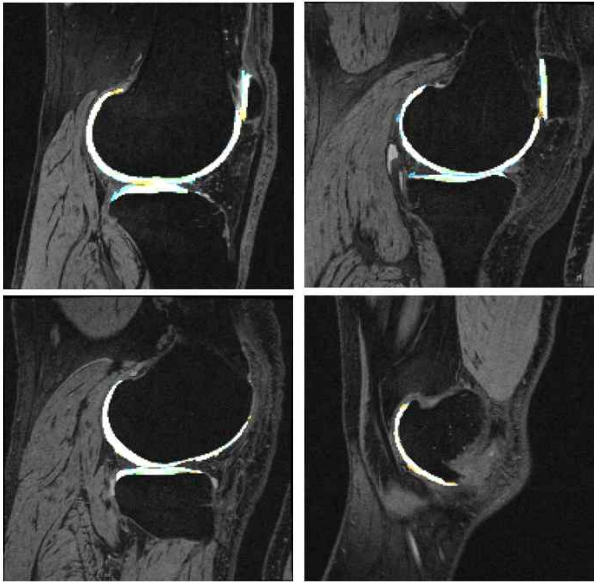


그림 4. 제안하는 기법으로 얻은 연골 영역화 결과: 청색은 제안하는 기법의 결과, 황색은 이상적인 결과, 흰색은 겹치는 부분을 의미한다.

Fig. 4. Cartilage segmentation results by the proposed method: Cyan denotes the segmentation results, yellow denotes ground truth, and white denotes overlapping regions.

왔는데, 간혹 연골이 다른 연골 데이터들에 비해 크기가 현저히 작거나 뼈와 연골의 경계가 제대로 분리되지 않았을 때 문제가 발생하였다. 습득에 이용되는 연골 데이터를 보충하여 다양한 상황을 고려해 준다면 향후 이러한 문제를 해결할 수 있을 것이라 예상된다.

그림 4는 제안하는 기법으로 얻은 연골 영역화 결과로써 청색은 제안하는 기법으로 나온 결과, 황색은 전문의가 영역화한 결과, 흰색은 두 결과가 겹쳐진 부분을 보여준다. 그림 4를 통해 DSC가 평균적으로 83%~84% 정도임에도 불구하고 연골의 대부분이 정확하게 영역화되고 있음을 확인할 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 습득해 놓은 연골 정보를 바탕으로 뼈 표면 중 연골과의 경계를 찾고, 연골을 자동으로 영역화하는 기법을 제안하였다. 기존의 연구들처럼 전체적인 모양틀 정보를 한 번에 찾기보다는, 영역화하고자 하는 물체를 지역적으로 나누어 패치 내 외관정보에 따라 모양틀 정보와 밝기 정보를 적응적으로 이용하였다.

실험결과는 제안하는 기법이 사용자 입력이 전혀 없음에도 좋은 성능을 나타냄을 보여준다. 추후 실험 결

과에 영향을 미치고 있는 뼈와 연골의 경계를 분리해내는 과정이나, 패치 단위 영역화 과정을 세부적으로 수정한다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다. 또한 연골 외에도 타 기관의 자기공명 데이터에도 제안한 기법을 적용할 수 있을 것이라 기대된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] X, Bai. et al, "Video SnapCut: Robust Video Object Cutout Using Localized Classiers," In: SIGGRAPH. (2009), pp. 1-11.
- [2] Y, Rubner. et al, "Empirical Evaluation of Dissimilarity Measures for Color and Texture," Computer Vision and Image Understanding 84, 25-43 (2001)
- [3] F, Eckstein. et al. "Magnetic resonance imaging (mri) of articular cartilage in knee osteoarthritis (oa): morphological assessment," Osteoarthritis Cartilage 14(9) (2006) Suppl A:A46 - 75
- [4] L, Lorigo. et al. "Segmentation of bone in clinical knee mri using texture-based geodesic active contours," In: MICCAI. (1998) 1195 - 1204
- [5] P, Bourgeat. et al., "Mr image segmentation of the knee bone using phase information," Medical Image Analysis 11(4) (2007) 325 - 335
- [6] H, Shim. et al, "3-d segmentation of articular cartilages by graph cuts using knee mr images from osteoarthritis initiative," In: SPIE Medical Imaging. (2008)
- [7] V, Lempitsky. et al. "Image segmentation by branch-and-mincut," In: ECCV. (2008) IV: 15 - 29
- [8] Y, Boykov. et al. "Graph cuts and efficient n-d image segmentation," IJCV70(2) (Feb. 2006) 109 - 131
- [9] D, Freedman. et al. "Interactive graph cut based segmentation with shape priors," In: CVPR. (2005) I: 755 - 762
- [10] M, Kumar. et al., "Obj cut," In: CVPR. (2005) I: 18 - 25
- [11] S, Lee. et al. "3-D Segmentation of Knee Bones on MR images by Constrained Branch-and-Mincut," Probabilistic Models for Medical Image Analysis, in conjunction with MICCAI 2009
- [12] Y, Boykov. et al. "An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision," IEEE trans. PAMI, vol.26(9), pp. 1124 - 1137, September 2004.
- [13] H, Shim. et al., "Simultaneous 3-d segmentation of three bone compartments on high resolution knee mr images from osteoarthritis initiative (oai) using graph-cuts," In: Proceedings of SPIE Medical Imaging. (2009)

[14] P, J, Besl. et al., "A method for registration of 3-D shapes," IEEE Trans. PAMI, vol.14, pp.239-256, February 1992.

— 저 자 소 개 —



박 상 현(학생회원)  
2008년 2월 연세대학교 전기전자  
공학부 학사  
2008년 3월~현재 서울대학교  
전기컴퓨터공학과  
석박통합과정

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전>



이 수 찬(학생회원)  
2004년 2월 서울대학교  
전기공학부 학사  
2004년 3월~현재 서울대학교  
전기컴퓨터공학과  
석박통합과정

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전>



심 학 준(정회원)  
1993년 서울대학교 제어계측  
공학과 공학사  
1995년 서울대학교 제어계측  
공학과 공학석사  
2002년 대우전자 디지털TV  
사업부 주임연구원

2009년 미국 피츠버그대학교 진단방사선과  
박사후연구원

2009년~현재 서울대학교 BK계약교수

<주관심분야 : 의료영상처리, 컴퓨터비전>



윤 일 동(정회원)  
1989년 2월 서울대학교 제어계측  
공학과 공학사  
1991년 2월 서울대학교 제어계측  
공학과 공학석사  
1996년 8월 서울대학교 제어계측  
공학과 공학박사

1997년 3월~현재 한국외국어대학교  
디지털정보공학과 교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전 >



이 상 옥(정회원)  
1973년 서울대학교 전기공학부  
학사  
1976년 미국 Iowa 주립대 전기공  
학과 석사  
1980년 미국 Univ. of Southern  
California, 전기공학과  
박사

1981년 General Electric Co. 연구원

1983년 M/A-COM Research Center 선임연구원

1983년~현재 서울대학교 전기공학부 정교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전>