

사전정보를 이용한 가우시안 커널 레벨 셋 알고리즘 기반 무릎 관절 연골 자기공명영상 분할기법

안 천 수*, Toan Bui*, 이 용 우*, 신 지 태^o

Knee Articular Cartilage Segmentation with Priors Based On Gaussian Kernel Level Set Algorithm

Chunsoo Ahn*, Toan Bui*, Yong-woo Lee*, Jitae Shin^o

요 약

무릎 관절 연골은 두께가 얇아 대부분 무릎 질환의 원인이 되고 있다. 그러므로 무릎 자기공명영상에서 관절 연골 분할은 무릎 질환의 정확한 진단을 위한 필수조건이다. 특히 수동이 아닌 전자동 방식으로 무릎 관절 연골을 분할하여야만 효과적인 무릎 질환 진단을 할 수 있다. 본 논문에서는 뇌 자기공명영상에서 대표적으로 사용되는 레벨 셋 기반의 영상 분할 기법을 분석하여 무릎 자기공명영상에 적용 시 문제점을 파악하고 이를 해결함으로써, 무릎 자기공명영상에 레벨 셋 기반 영상분할 방식을 적용하였다. 이는 본 논문에서 제안하는 분할기법을 사용할 경우 무릎 관절 연골 분할에 대한 모든 과정이 전자동화 되어 기존 반자동화 방식보다 빠른 처리가 가능하며, 3차원 형상화를 통해 보다 정확한 진단에 도움을 줄 수 있다. 또한 우리는 제안하고 있는 분할기법이 기존 대표적인 무릎 관절 분할보다 더 높은 정확도를 갖는 것을 실험을 통해 확인할 수 있었다.

Key Words : knee MRI, segmentation, Gaussian kernel, medical image processing

ABSTRACT

The thickness of knee joint cartilage causes most diseases of knee. Therefore, an articular cartilage segmentation of knee magnetic resonance imaging (MRI) is required to diagnose a knee diagnosis correctly. In particular, fully automatic segmentation method of knee joint cartilage enables an effective diagnosis of knee disease. In this paper, we analyze a well-known level-set based segmentation method in brain MRI, and apply that method to knee MRI with solving some problems from different image characteristics. The proposed method, a fully automatic segmentation in whole process, enables to process faster than previous semi-automatic segmentation methods. Also it can make a three-dimension visualization which provides a specialist with an assistance for the diagnosis of knee disease. In addition, the proposed method provides more accurate results than the existing methods of articular cartilage segmentation in knee MRI through experiments.

* 이 논문은 2014년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(NRF-2013R1A1A2008593)

• First Author : College of Information & Communication Engineering, Sungkyunkwan University, navy12@skku.edu, 학생회원

◦ Corresponding Author : College of Information & Communication Engineering, Sungkyunkwan University, jtshin@skku.edu, 정회원

* 성균관대학교 정보통신대학 전자전기컴퓨터공학과 미디어시스템연구실, toanhoi@skku.edu, tencio2001@skku.edu

논문번호 : KICS2014-03-089, Received March 15, 2014; Revised June 5, 2014; Accepted June 5, 2014

I. 서 론

무릎 MR영상은 대부분 대퇴골과 경골로 이루어져 있으며 그 외에도 많은 조직이 있으나 크기가 작고 각 조직 간의 밝기도가 유사하여 분할이 매우 어렵다. 특히 무릎 연골은 슬개골, 대퇴골, 경골이 만나는 부분에 각각 존재하며, 그 중에서도 대퇴골과 경골에 위치한 연골을 관절연골이라 한다. 실제 무릎 MR영상으로 대퇴골 연골과 경골 연골이 약 70~300 사이의 밝기값을 동시에 갖고 있어 육안으로도 구분이 어려움을 확인할 수 있었다 (그림 1). 퇴행성 관절염, 연골연화증 같은 대표적인 무릎 질환은 대퇴골 연골이나 경골 연골이 마모되거나 파열되어 발생하는 질환이다. 평균적으로 대퇴골 연골은 2.08mm, 경골 연골은 2.32mm로써^[1], 매우 얇은 두께를 가지고 있어 손상되기 쉬운 조직 중 하나이다. 그러므로 X선 영상을 통해서 관절 연골 파열이나 기타 연골 질환에 대한 진단이 어려워 MR영상이나 컴퓨터 단층촬영(Computerized Tomography, CT) 영상 등의 고해상도 영상기기를 이용하여 진단하고 있다. 하지만 이러한 영상자료를 이용하여 무릎 연골 질환에 대한 진단을 내리기 위해서는 전문의가 여러 슬라이스에 걸쳐 있는 무릎 연골 부분의 영상을 수동으로 체크해야만 한다. 예를 들어, 무릎 MR영상의 경우 보통 256장 슬라이스로 구성되어 있으며 3방향 시점(axial, sagittal, coronal)으로 찍을 수도 있다. 이러한 많은 MR영상에서 무릎 연골을 수동으로 분할하여 진단한다면 많은 시간이 소요되게 된다. 그러므로 자동으로 무릎 연골을 분할해 주면서 높은 정확도를 갖는 무릎 연골 분할기법이 필요하다.

2008년 Lankton^[2]은 불균일 조직을 분할 가능한 레벨 셋 기반 분할기법을 제안하였다. 이는 크기가 작고 불균일한 조직 분할이 가능하여 뇌 분야에서 많이

사용되었으며, 무릎 MR영상의 경우도 대퇴골과 경골을 제외하며 작은 불균일 조직이 많아 적용이 가능하다. 특히 관절 연골은 대표적인 불균일 조직이고, MR영상은 대퇴골과 경골을 제외한 모든 조직들의 밝기값이 비슷하여 불균일 조직 분할가능한 레벨 셋 기반 분할기법에 적합하다. 하지만 Lankton 기법을 무릎 MR영상에 적용할 경우 대퇴골 연골과 경골 연골을 분리하지 못하는 문제점을 발견하였다.

Lankton과 더불어, 2009년 Li Wang^[3]은 불균일 조직을 분할 가능한 또 다른 레벨 셋 기반 분할 기법을 제안하였다. Lankton의 경우 볼(Ball) 커널을 에너지 함수 커널로 사용한 반면, Li Wang은 가우시안 커널을 사용하였다. 볼 커널의 경우 특정 영역 안에 존재하는 모든 픽셀들은 동일한 가중치를 가지고 있는 반면, 가우시안 커널은 중심점과의 거리에 비례하는 에너지 가중치로 에너지 차별화를 하고 있다. 또한 2011년에 동 저자인 Li Wang은 기존 자신의 Li Wang기법에 템플릿 데이터를 활용하여 정확도를 높인 새로운 기법은 제안하였다.^[4] 하지만 Li Wang 기법은 정합 과정에서 뇌 템플릿 데이터를 이용하기 때문에 무릎 MR영상에 적용이 불가능하다는 단점을 지니고 있다.

따라서, 본 논문에서는 2011년 Li Wang기법이 무릎 MR영상에 적용이 안되는 요인을 분석하고 이를 해결함으로써 무릎 MR영상에서 관절 연골을 분할할 수 있는 기법을 제안하고자 한다. 제시하고자 하는 무릎 MR 분할기법은 전자동화가 가능하며, 기 습득한 사전정보를 이용하여 무릎 관절 연골에 대한 분할 정확도를 높일 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하고자 하는 무릎 MR영상 분할 기법에 대한 자세한 설명을 기술하고, 3장에서는 실험을 통해 제안하고자 하는 기법과 대표적인 최신 무릎 MR 영상 분할기법을 비교하고, 4장에서는 결론을 내리고자 한다.

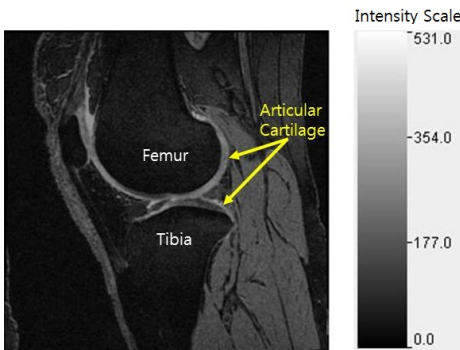


그림 1. 무릎 MR영상 중 관절 연골
Fig. 1. The articular cartilage in knee MRI

II. 무릎 MR영상 분할 기법 제안

2.1 전체 알고리즘 흐름도

본 논문에서는 Li Wang의 지역화 기반 레벨 셋 알고리즘^[3]을 기반으로 한다. 이와 동시에 Bui^[5]가 제안한 레벨 셋 분할 알고리즘을 위한 초기 경계값을 설정 알고리즘을 적용하여 전자동화 하도록 설계하였으며, 정상인의 무릎 MR영상 사전 정보를 활용하여 분할 정확도를 높였다. 2011년 Li Wang 알고리즘^[4]은 뇌 MR영상의 템플릿 데이터를 활용하기 때문에 무릎 MR영상을 입력할 경우 오류가 발생하여 직접 적용할

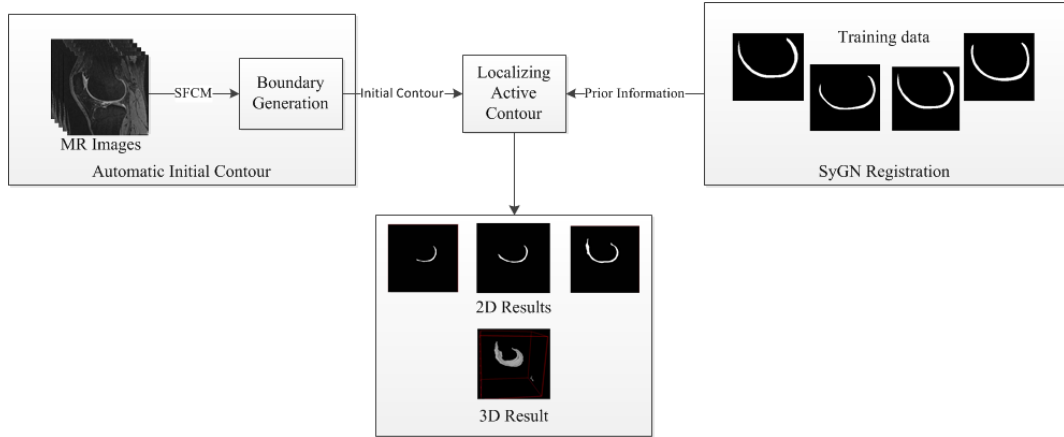


그림 2. 제안하고자 하는 무릎 관절 연골 분할 기법 전체 워크 플로우
 Fig. 2. The whole work-flow of proposed articular cartilage segmentation in knee MRI

수 없는 단점을 극복하였다. 그림 2는 본 논문의 전체 워크 플로우를 표현하고 있다. 좌측은 초기 경계값 자동 설정 알고리즘을 나타내고 우측은 학습된 정상인의 무릎 MR영상 사전정보이다. 이를 지역화 기반 레벨 셋 알고리즘에 입력하여 대퇴골 연골과 경골 연골을 각각 분할하는데 성공하였다.

2.2 자동화 알고리즘

일반적인 Fuzzy C-mean Clustering (FCM)은 N 개의 픽셀을 갖고 있는 영상 $X=(x_1, x_2, \dots, x_N)$ 를 각각 $\{v_1, \dots, v_c\}$ 클러스터 중심을 갖는 c 개의 클러스터 $\{u_1, \dots, u_c\}$ 로 구분하고자 할 때 식 (1)의 목적함수를 최소화하도록 설계하는데 목적을 두고 있다.^[11]

$$J_{FCM} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (1)$$

Spatial FCM (SFCM)^[6]은 기존 FCM u_{ij} 식을 공간정보를 활용할 수 있도록 식 (2)와 같이 변경하여 일반 영상 분할기법에 적용하여 정확도를 향상시켰다.

$$\begin{cases} u'_{ij} = \frac{u_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c u_{kj}^p h_{kj}^q} \\ h_{ij} = \sum_{k \in NB(x_j)} u_{ik} \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)에서 p 와 q 는 u_{ij} 와 h_{ij} 의 중요도를 각각 나타내는 매개변수이고, h_{ij} 는 공간 도메인에서 x_j 를 중심으로 하는 정사각 윈도우 $NB(x_j)$ 값을 이용한 공간정보 함수이다.

본 논문에서는 SFCM 목적함수를 무릎 MR영상에 적용한 후 형태 연산자를 이용하여 관절연골 이외의 영역을 제거 하였다. 이렇게 얻은 결과는 레벨 셋 알고리즘의 초기 경계값으로 사용된다. 그러므로 별도의 초기 경계값 설정 없이도 자동으로 레벨 셋 기반 영상 분할 알고리즘이 동작하게 된다. SFCM을 이용하여 레벨 셋 알고리즘의 초기 경계값을 설정할 경우 전자 동화 뿐만 아니라 최소 10%이상 정확도가 향상되는 것을 확인할 수 있다.^[5] 따라서 본 연구에서도 초기 경계값 설정을 위해 SFCM 알고리즘을 사용하고자 한다.

2.3 무릎 MR영상 사전 정보 획득

무릎 MR영상에서 대퇴골 연골과 경골 연골은 유사한 밝기값을 가지고 있어 일반적인 분할 알고리즘을 적용할 경우 대퇴골 연골과 경골 연골을 분리하기가 어렵다는 단점을 가지고 있다. 이에 본 논문에서는 대퇴골 연골과 경골 연골에 대한 사전 정보를 학습 데이터를 이용하여 미리 획득한 후 이를 활용하고자 한다. 2011년 Li Wang 기법^[4]의 경우 사전 정보 획득을 위하여 Hierarchical Attribute Matching Mechanism (HAMMER) 정합기법^[7]을 사용하였다. HAMMER 정합기법의 경우 내부적으로 정상인 뇌영상에 대한 사전 정보를 이용하여 정합을 실시한다. 이것이 Li Wang 기법을 무릎 MR영상에 적용하지 못하는 가장 큰 문제점이다. 따라서 본 논문에서는 HAMMER 정합기법을 대신하여 Symmetric Group-wise Normalization (SyGN)^[8] 정합기법을 활용하였다. SyGN은 Pair-wise SyN 정합기법을 Group-wise 하도록 변경한 것으로써, 기존 SyN 정합기법의 우수한 성능^[10]을 가지고 있으며, 이를 활용하여 사전 정보 획득에 유리한 장점을

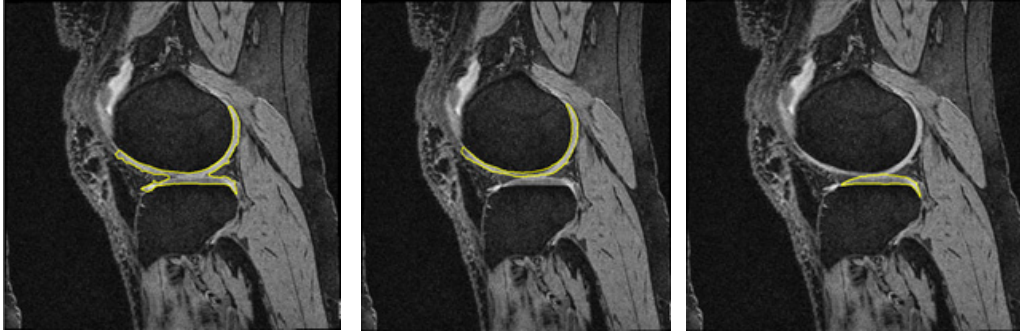


그림 3. 사전 정보를 활용한 영상분할 결과 : 사전 정보 미적용(좌측), 대퇴골 연골 분할에 사전정보 적용(가운데), 경골 연골 분할에 사전정보 적용(우측)

Fig. 3. Segmentation result with/without priors : without priors(left), femoral cartilage segmentation with priors(center), tibial cartilage segmentation with priors(right)

지니고 있다.^[8]

본 논문에서는 SyGN을 이용하여 획득한 사전 정보를 가우시안 커널기반 레벨 셋 분할 알고리즘에 적용하였으며, 동시에 대퇴골 연골과 경골 연골을 구분할 수 있도록 하는 매개자로 활용하였다. 우리는 학습 데이터를 통해 획득한 사전 정보를 사용하지 않았을 경우 대퇴골 연골과 경골 연골이 분할이 어려웠나, 사전 정보 적용 시 대퇴골 연골과 경골 연골을 효과적으로 분할 할 수 있음을 그림 3과 같이 선검증 하였다.

2.4 지역화 레벨 셋 알고리즘 및 사전 정보 통합

본 논문에서 사용한 지역화 기반 레벨 셋 (Localizing Region-based Level-set) 알고리즘은 Li Wang이 2009년에 불균질 영역을 분할 가능한 지역화 기반 레벨 셋 알고리즘^[3]으로 제안한 방법을 사용하였다. Li Wang은 식 (3)과 같이 특정 영역에 평균과 표준편차를 고려한 가중치를 사용한 에너지 함수를 제안하였다.^[3]

$$F(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = E^{LGDF}(\phi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) + vL(\phi) + \mu P(\phi) \quad (3)$$

본 논문에서는 식 (3)의 E^{LGDF} 대신 [4]에서 제안한 식 (4) $E^{L-prior}$ 를 대입하였다.

$$E^{L-prior} = \int \left(\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} -\omega_{\sigma} (x-y) \log(prior_i(y) p_{i,x}(I(y))) dy \right) dx \quad (4)$$

$prior()$ 는 정상인 무릎 MR영상을 이용하여 학습한 사전 정보이며, 이를 에너지 함수에 적용함으로써, 대퇴

골 연골과 경골 연골 구분이 가능하여 분할 정확도를 높였다.

III. 실험결과

우리는 제안하고자 하는 알고리즘을 Matlab R2012a(Math Works Inc., Natick, MA, USA)을 이용하여 구현하였다. 실험을 위한 무릎 MR영상은 The OsteoArthritis Initiative (OAI, <http://www.oai.ucsf.edu>)에서 제공하는 정상인 무릎 MR영상 중 임의로 10명의 무릎 MR영상을 활용하였으며, 1명당 160장 슬라이스 MR영상을 이용하여 총 1600장 슬라이스를 이용하여 실험하였다. 실험에 사용한 무릎 MR영상은 Double-Echo and Steady-State(DES S) 시퀀스이며, 슬라이스 두께는 0.7mm, 플립 각도는 25도, 에코 시간은 4.71ms, 해상도는 384×384, 해상도는 0.364/0.364mm이다. 또한 사전 정보 획득을 위한 데이터 이외에 OAI에서 제공하는 임의의 정상인 성인 남성 5명의 무릎 MR영상을 대퇴골 연골과 경골 연골을 분할하는 실험을 하였다. 실험에 사용한 상수값은 $v=0.001 \times 255 \times 255$, $\mu=4$, $\sigma=3$ 이다.

본 논문에서는 성능비교를 위해 식 (5)과 같은 Dice Similarity Coefficient(DSC) 측정치를 활용하였다.

$$DSC = \frac{2|A \cap M|}{|A| + |M|} \quad (5)$$

A 는 자동 분할된 결과를 의미하며, M 은 전문가에 의한 수동 분할된 결과로써 실험결과에 대한 절대 비교치로 사용된다. 따라서 두 영상이 동일할수록 DSC 값은 1에 가까워진다.

그림 4는 볼 커널과 가우시안 커널을 무릎 MR영상

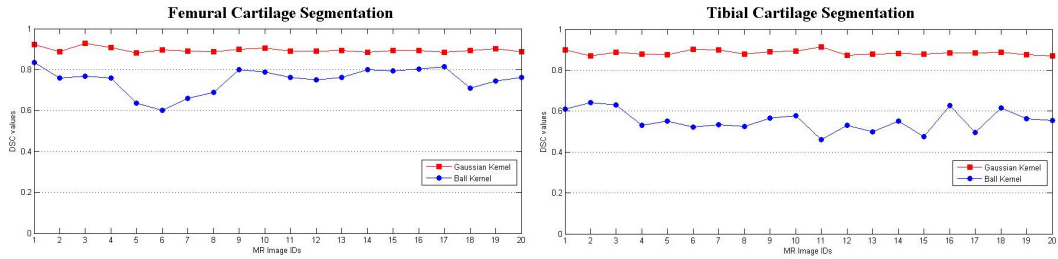


그림 4. 볼 커널과 가우시안 커널에 대한 성능 비교 : 대퇴골 연골 분할 성능(좌측), 경골 연골 분할 성능(우측)
 Fig. 4. Performance comparison between ball kernel and Gaussian kernel : femoral cartilage segmentation(left) and tibial cartilage segmentation(right)

에 대하여 ID기준으로 중간 20장 슬라이스에 각각 적용(좌측은 대퇴골 연골 분할, 우측은 경골 연골 분할)하여 정확도를 DSC 값으로 측정된 결과이다. 또한, 그림 5는 그림 4 좌측 대퇴골 연골 분할 결과를 시각적으로 나타낸 그림이다. 두 분할 기법 모두 대퇴골 연골과 경골 연골을 분리하기 위해 학습한 사전정보를 동일한 방법으로 이용하였다. 볼 커널을 사용한 경우 대퇴골 연골 양쪽 끝 부분이 덜 분할되었으며, 중간에 연골이 끊기는 부분도 확인할 수 있었다. 반면에 가우시안 커널을 사용할 경우 볼 커널을 사용한 경우보다 대퇴골 연골 분할이 정교하게 이루어짐을 확인

할 수 있었다. 그림 4, 5에서 알 수 있듯이, 가우시안 커널이 무릎 MR영상 분할에 최소 약 10%이상 높은 성능을 보이는 것을 확인하였다. 따라서 본 논문에서는 가우시안 커널을 레벨 셋 알고리즘에 적용하였다. 본 논문에서 제안하고자 하는 무릎 관절 연골 성능을 최신 기법과 비교하기 위해 2012년 Tamez가 제안한 Unsupervised Segmentation^[9]과 결과를 비교하였다. Tamez가 제안한 무릎 관절 연골 분할 기법은 무릎 사진 정보를 기반으로한 Pixel Voting 알고리즘을 사용하였다.^[9] 실험은 정상 성인 남성 5명의 무릎 MR 영상을 각각 256장 평균 및 표준편차를 계산하였으며,

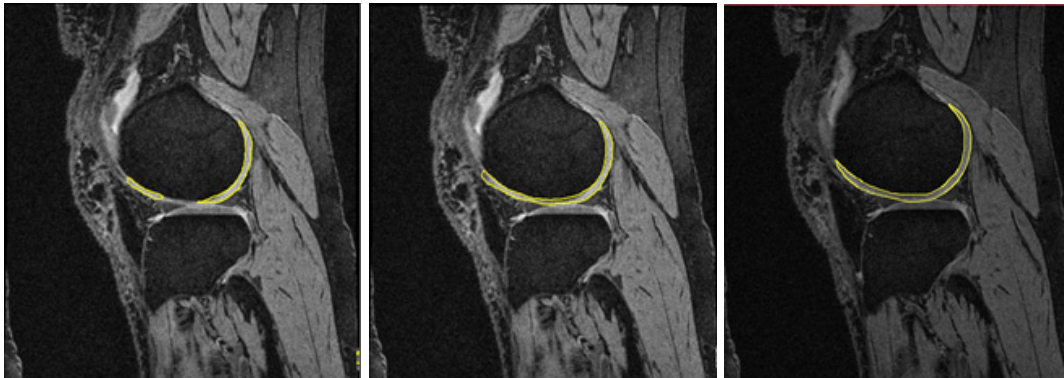


그림 5. 대퇴골 연골 분할에 대한 볼 커널과 가우시안 커널에 대한 성능 비교 : 볼 커널 적용(좌측), 가우시안 커널 적용(중앙), 전문가의 수동 분할(우측)
 Fig. 5. Performance comparison between ball kernel and Gaussian kernel on femoral cartilage segmentation : ball kernel(left), Gaussian kernel(center), and manual segmentation by expert(right)

표 1. 최신 무릎 관절 연골 분할기법 vs. 제안한 분할기법에 대한 성능 비교
 Table 1. Knee articular cartilage segmentation performance between existing representative method and proposed method

	Method	DSC	Sensitivity	Specificity
Femural Cartilage	Tamez ^[9]	0.88 (0.04)	0.88 (0.04)	0.99 (0.00)
	Our Proposal	0.896 (0.018)	0.955 (0.026)	0.988 (0.020)
Tibial Cartilage	Tamez ^[9]	0.84 (0.05)	0.89 (0.06)	1.00 (0.00)
	Our Proposal	0.877 (0.026)	0.896 (0.077)	0.999 (0.000)

이에 대한 DSC, 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity)를 Tamez 기법과 비교하였다. 표 1은 Tamez 기법과 본 논문에서 제안한 기법을 비교한 결과표이다. 표에 표시된 값은 각각 DSC, 민감도, 특이도에 해당하는 값이며 괄호 안의 값은 표준편차를 의미한다. Tamez 기법 대비 대퇴골 연골 분할에서는 0.88에서 0.895, 경골 연골 분할에서는 0.84에서 0.877로 DSC가 향상 되었으며, 동시에 민감도와 특이도도 향상되거나 유사한 것을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 무릎 관절 연골 영상에 대한 새로운 분할 기법을 제안하고 이에 대한 정확도를 실험을 통해 확인하였다. 본 논문에서 제안하고자 하는 기법은 공간 FCM 기반의 전자동화 기법을 적용하여 기존 반자동화 방식보다 빠른 결과를 획득가능하며, 기존 정상인 사전 정보와 가우시안 커널 기반의 지역화 레벨 셋 알고리즘을 적용함으로써 기존 무릎 관절 연골 분할 기법에 비해 분할 정확도가 향상된 것을 확인하였다. 또한 3차원 영상으로 재구성함으로써 전문의들이 무릎 관절 질환이 의심되는 환자에 대한 진단에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다.

References

[1] Z. A. Cohen, D. McCarthy, S. Kwak, P. Legrand, F. Fogarasi, E. Ciaccio, and G. Ateshian, "Knee cartilage topography, thickness, and contact areas from MRI: In-vitro calibration and in-vivo measurements," *Osteoarthritis and Cartilage*, vol. 7, no. 1, pp. 95-109, Jan. 1999.

[2] S. Lankton and A. Tannenbaum. "Localizing region-based active contours," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 11, pp. 2029-2039, Nov. 2008.

[3] L. Wang, L. He, A. Mishra, and C. Li, "Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy," *Elsevier Signal Process.*, vol. 89, no. 12, pp. 2435-2447, Dec. 2009.

[4] L. Wang, F. Shi, W. Lin, J. Gilmore, and D. Shen, "Automatic segmentation of neonatal images using convex optimization and coupled

level sets," *Elsevier NeuroImage*, vol. 58, no. 3, pp. 805-817, Oct. 2011.

[5] T. Bui, C. Ahn, Y. Lee, and J. Shin, "Fully automatic segmentation based on localizing active contour method," in *Proc. ACM IMCOM (ICUIMC)'14*, no. 104, Siem Reap, Cambodia, Jan. 2014.

[6] B. Li, C. Chui, S. Chang, and S. Ong, "Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation," *Elsevier Computers in Biology and Medicine*, vol. 41, no. 1, pp. 1-10, Jan. 2011.

[7] D. Shen and C. Davatzikos. "HAMMER: Hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 21, no. 11, pp. 1421-1439, Nov. 2002.

[8] B. Avants, P. Yushkevich, J. Pluta, D. Minkoff, M. Korczykowski, J. Detre, and J. Gee, "The optimal template effect in hippocampus studies of diseased populations," *Elsevier Neuroimage*, vol. 49, no. 3, pp. 2457-2466, Feb. 2010.

[9] J. Tamez-Pena, J. Farber, P. Gonzalez, E. Schreyer, E. Schneider, and S. Totterman, "Unsupervised segmentation and quantification of anatomical knee features: data from the Osteoarthritis Initiative," *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, vol. 59, no. 4, pp. 1177-1186, Apr. 2012.

[10] A. Klein, J. Andersson, B. Ardekani, J. Ashburner, B. Avants, M. Chiang, G. Christensen, D. Collins, J. Gee, P. Hellier, J. Song, M. Jenkinson, C. Lepage, D. Reckert, P. Thompson, T. Vercauteren, R. Woods, J. Mann, and R. Parsey, "Evaluation of 14 nonlinear deformation algorithms applied to human brain MRI registration," *Elsevier NeuroImage*, vol. 46, no. 3, pp. 786-802, Jul. 2009.

[11] Osteo-Arthritis Initiative : <http://oai.epi-ucsf.org>

[12] M. Yang, Y. Hu, K. Lin, and C. Lin, "Segmentation techniques for tissue differentiation in MRI of Ophthalmology using

fuzzy clustering algorithms,” *Elsevier Magnetic Resonance Imaging*, vol. 20, no. 2, pp. 173-179, Feb. 2002.

안 천 수 (Chunsoo Ahn)



2005년 2월 : 성균관대학교 정보통신공학부 졸업
2006년 8월 : 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사
2012년 3월~현재 : 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 박사과정

2006년~2012년 : 삼성전자 반도체 선임연구원
<관심분야> 의료영상처리, 유무선 통신네트워크 시스템, 임베디드 시스템

또안 부이 (Toan Bui)



2012년 6월 : Hanoi University of Sciences and Technologies 전자통신공학과 졸업
2012년 9월~현재 : 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사과정
<관심분야> 의료영상처리, 유무선 통신네트워크 시스템

이 용 우 (Yong-woo Lee)



2013년 2월 : 성균관대학교 정보통신공학부 졸업
2013년 3월~현재 : 성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과 석사과정
<관심분야> 의료영상처리, 멀티미디어 네트워크, 스케일러블 비디오 코딩

신 지 태 (Jitae Shin)



1986년 2월 : 서울대학교 전기공학과 학사
1988년 2월 : KAIST 원자력공학과 석사
2001년 5월 : Univ. of Southern California (USC), Dept. of Electrical Eng. 석사 및 박사

1988년~1991년 : 한국전력공사 고리원자력 발전소
1991년~1996년 : 한국원자력연구소 계측제어설계부
2001년 8월~2002년 2월 : 경희대학교 정보통신전문대학원 교수
2002년 3월~현재 : 성균관대학교 정보통신대학 교수
<관심분야> 멀티미디어 통신/네트워크, 유무선 통신네트워크 시스템, 영상처리, 의료영상처리