

의료 영상처리에서의 물리적 이론을 활용한 객체 유효 인식 방법

Effective Object Recognition based on Physical Theory in Medical Image Processing

은성종*, 황보택근**

가천대학교 전자계산학과*, 가천대학교 IT대학 인터랙티브미디어학과**

Sung-Jong Eun(asclephios@hotmail.com)*,

Taeg-keun Whangbo(tkwhangbo@gachon.ac.kr)**

요약

의료 영상처리 분야에서의 일반적인 객체 인식 방법은 영역 분할 알고리즘을 기반으로 처리되어진다. 컴퓨팅 분야에서의 이러한 영역 분할 알고리즘은 대부분 밝기 정보, 형태 정보, 패턴 분석 등 다양한 입력 정보의 컴퓨팅 처리를 통해 처리된다. 그러나 이러한 컴퓨팅 방법으로는 앞서 언급된 입력 정보들이 의미가 없을 경우, 영역 분할에 많은 제약이 따르게 된다. 따라서 본 논문은 이러한 컴퓨팅 처리의 근본적인 제약사항을 해결하고자, MR 이론의 R2-map 정보 기반의 효과적인 영역 분할 방법은 제안하였다. 본 방법은 간 영역이 포함된 영상에서 실험하였으며, R2-map의 특징점들을 2차원 영역성장법의 씨앗점으로 설정한 후, 검출된 영역의 최종 경계선 보정작업을 통해 경계가 모호하더라도 영역 분할이 가능하게끔 하였다. 해당 영상의 실험 결과, 평균 7.5%의 평균 영역 차이로 기존의 대표 영역 분할 알고리즘에 비해 높은 정확도가 산출되었다.

■ 중심어 : 자기공명 영상 | 자기공명 이론 | R2-맵 | 객체 유효 인식 | 간 영역 분할 |

Abstract

In medical image processing field, object recognition is usually processed based on region segmentation algorithm. Region segmentation in the computing field is carried out by computerized processing of various input information such as brightness, shape, and pattern analysis. If the information mentioned does not make sense, however, many limitations could occur with region segmentation during computer processing. Therefore, this paper suggests effective region segmentation method based on R2-map information within the magnetic resonance (MR) theory. In this study, the experiment had been conducted using images including the liver region and by setting up feature points of R2-map as seed points for 2D region growing and final boundary correction to enable region segmentation even when the border line was not clear. As a result, an average area difference of 7.5%, which was higher than the accuracy of conventional exist region segmentation algorithm, was obtained.

■ keyword : MRI | MR Theory | R2-map | Effective Object Recognition | Liver Segmentation |

* 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 IT융합 고급인력과정 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (NIPA-2012-H0401-12-1001)

접수번호 : #121101-002

접수일자 : 2012년 11월 01일

심사완료일 : 2012년 12월 05일

교신저자 : 황보택근, e-mail : tkwhangbo@gachon.ac.kr

I. 서론

자기 공명 영상(MRI : Magnetic Resonance Image)은 단층 사진(CT : Computerized Tomography), 양전자 방사 단층 사진(PET : Positron Emission Tomography), 초음파(US : Ultrasound) 등과 같은 의학용 영상 장치의 출현과 함께 객체 모델링, 디스플레이 방법들을 통해 의학적 형태와 구조, 실제 객체와 다른 특성들을 추출하는데 사용되고 있다[1]. 이러한 영상을 통해 얻어진 인체 내부의 단면 정보를 이용하여 특정 장기의 분리와 같은 의료영상 처리기술은 치료나 수술을 위한 계획이나 방법 등을 결정하는데 매우 중요한 역할을 한다. 이렇게 MR 영상에서 특정 장기의 인식은 장기에 존재하는 질병을 파악하는 것뿐만 아니라 치료 방법이나 수술 방법을 결정하는 중요한 정보를 제공한다. 이러한 목적을 위해 의료 영상처리 기술을 활용하여 전문의 진단에 보조적인 수단으로 특정 장기, 즉 객체의 인식 작업이 오래전부터 연구되어 오고 있다.

기존의 객체 인식에 사용되는 대표적인 영상처리 방법은 임계값 기법, 에지 검출 기법, 영역성장법, 텍스처 특징 값을 이용하는 기법 등 여러 가지 방법들이 사용되고 있다[2-5]. 또한 이외에 영역별 적절한 방법으로 추출이 가능한 RAA(Region Adaptive Alogorithm) 방법도 제안되었으며, 경계선 정보 처리 기반의 ACM(Active Contour Model)인 Snake방법으로 에너지 값이 최소가 되는 지점으로 수렴해 나가 최적의 경계선을 검출하는 방법도 제안되었다. 그러나 이러한 방법은 사용자 정보의 개입이 많은 것과 음영이 있는 곳 혹은 모호한 경계부분에서 부정확한 결과가 도출되는 단점을 가지고 있다.

이러한 대표 영상분할 알고리즘은 픽셀 정보의 차이에서 시작되어 진다. 입력 정보인 픽셀의 차이는 밝기 값의 차이나 연결 정보인 형태, 패턴의 차이로 결정되어 진다. 그러나 이러한 입력 정보에서 그 차이가 발견되지 못한다면 영역 분할의 정확도는 현저히 낮아진다.

본 논문은 이러한 컴퓨터적인 문제점을 해결하기 위해 의료 영상처리에서의 MR 이론을 활용하여 효과적인 객체 인식 방법을 제안하고자 한다.

자기공명영상은 핵자기공명(NMR)을 이용하여 영상

을 얻는 검사이다[6]. 공명이란, 주파수가 같은 자극에 대한 증폭 반응으로, NMR에서는 핵의 주파수와 같은 주파수(공명주파수)의 전파로 핵을 자극할 때, 핵에서 나오는 신호를 측정한다. 자기장 내에서 우리 몸은 약한 자석이 되며 조직에 따라 자화되는 정도가 다르기 때문에, 이 차이를 측정해서 컴퓨터 그래픽화한 것이 MRI가 되는 것이다. 이러한 MRI는 크게 3가지 형태로 프로톤 밀도(Proton Density) 영상, T1 영상, T2 영상을 획득 할 수 있다[7][8]. 본 논문은 이러한 T2 영상에서 간과 같은 특정 장기에 철(Fe) 성분이 누적되는 전체 조건을 기반으로 처리되는 객체 인식 방법을 제안하였다. T2영상의 특성상 철 성분이 감지되는 부분에선 매우 약한 피크(Peak) 신호를 보이기 때문에, 해당 T2의 역수 개념인 R2-map[9]정보를 통해 간 영역이 포함된 영상에서 개선 작업을 수행하였고, 처리된 영상의 특징점들은 객체 인식을 위한 의미있는 분할 후보점으로 활용하였다. 제안된 방법은 입력 정보에 있어 기존의 컴퓨팅 처리를 위한 일반적인 픽셀 정보를 사용한 것이 아니라, R2-map을 이용한 것이 가장 큰 차이점이라고 할 수 있으며 기존 방법의 한계점을 이러한 MR 이론의 접근을 통해 효율성을 검증해보고자 하였다.

II. 본론

1. R2-map 기반의 객체 유효 인식 방법

MR 영상에서 간의 인식은 간에 존재하는 질병을 파악하는 것뿐만 아니라 간에 대한 치료 방법이나 수술 방법을 결정하는 중요한 정보를 제공한다. 이러한 간의 효과적인 인식을 위한 방법으로 R2-map 정보를 통해 인식의 정확도를 높이고자 하였다. 제안 방법의 순서는, 첫 번째로 T2영상에서의 R2-map 정보 계산과 개선, 두 번째로 계산된 R2-map의 특징점을 검출한다. 마지막 세 번째로 추출된 특징점을 기반으로 경계선을 보정하여 최종 간 영역을 추출한다. 이러한 전체 알고리즘 흐름도는 [그림 1]과 같다.

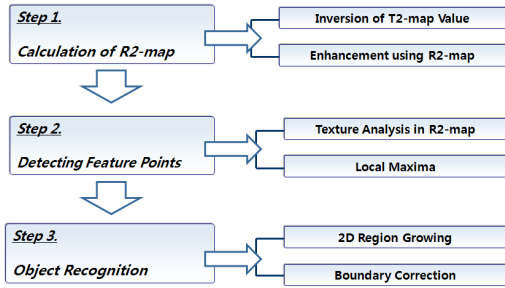


그림 1. 전체 알고리즘 흐름도

1.1 R2-map의 계산

MR 영상에서는 spinlattice, T1, spin-spin, T2, relaxation times 등과 같은 요인들을 통해 정상 조직과의 차이점을 구별하고자 해당 방법들을 사용하고 있다. 본 논문에서는 T2기반의 시퀀스를 사용하며, 실험데이터는 Rat의 MR 영상으로 T2-map을 계산하여 이를 통해 R2-map 값을 얻고자 하였다. 영상 획득은 FSE (Fast Spin Echo) 시퀀스로 획득하였고, T2-map의 계산을 위해서 식 (1)과 같이 Signal Intensity(SI)를 계산한다[10].

$$SI = SI_0 (\exp(-T_E / T_2)) \quad (1)$$

T2-map 계산 시 활용된 스캔 파라미터는 TR / TE : 3 000 / 10 ms, NE(number of echo) : 5, slices : 8 (total 40)로 하였고, 해상도는 192 x 192로 하였다. 해당 파라미터를 이용하여 다음 식 (2)에 의해 T2-map을 계산하였다[11][12].

$$T_2 = - \frac{T_E}{\ln \left(\frac{SI(T_2 W)}{SI(PD)} \right)} \quad (2)$$

이에 계산된 T2-map의 역수(1/T2)를 취해줌으로써 R2-map을 계산할 수 있다. 일반적으로 T2 value의 경우, 조직의 철(Fe) 함유량에 따라서 달리 나타난다. 물론 개별적인 차이는 다소 존재하겠지만, 일반적으로 철 성분이 다량으로 함유되어 있는 조직에선 해당 T2 value가 다른 신호나 잡음에 비해 상당히 낮게 산출되

어 지기 때문에, R2 value는 반대로 의미있는 높은 값들의 균등한 분포를 갖게 된다. 본 논문은 이러한 이유로 간 영역이 포함된 R2-maps 정보를 토대로 객체 인식을 수행하고자 하였다. 다음 [그림 2]는 Rat의 간 영상을 나타내며, 앞서 언급된 수식들을 통해 R2-map의 처리 결과를 표시하였다. [그림 2]에서 확인할 수 있듯이 간 영역 근처에서 계산되어진 값들은 의미 있는 값들로 균등하게 분포되어 있음을 알 수 있다.

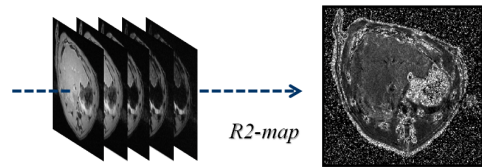


그림 2. R2-map의 계산

이후 계산된 R2-map 영상의 개선작업을 수행한다. 개선을 위해 일반적인 감마보정과 CLAHE[13]을 이용한다. 두 개선 결과의 차이를 통해 넓은 분포의 균일한 차이가 있는 부분이 간 영역이라고 간주하여 수행하였다. 이는 일반적인 감마 보정과 달리 CLAHE의 경우 밝기값의 분포가 넓은 영역 일수록 밝기값의 스케일 팩터의 크기가 증가하는 경향에 기인한 것이다. 이후, 입력영상과의 And 연산을 통해 의미있는 특징점을 찾기 위한 간 영역을 추정하였다. [그림 3]은 해당 개선 작업의 전반적인 흐름을 나타낸다.

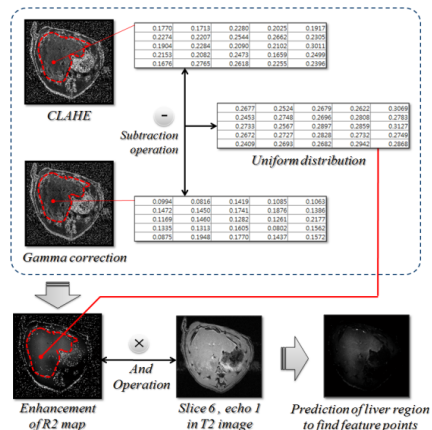


그림 3. R2-map의 개선

1.2 특징점 검출 단계

앞서 계산된 R2-map의 특징점을 계산하는 단계이다. 해당 특징점은 세 번째 단계에서 사용되는 2차원 영역 성장법의 Seed point로 사용된다. 특징점 계산을 위해서 크게 두 가지 작업으로 처리되어 진다. 첫 번째는 특징점 검출을 위한 범위 영역을 설정하는 단계이다. 먼저 특징점 검출을 위한 후보 영역의 결정은 텍스처 분석을 통해 처리되어 진다. 본 논문에서 사용한 텍스처 분석은 Co-occurrence matrix[14]를 이용하여 넓은 분포의 동일한 특성을 갖는 영역을 간 후보 영역이라고 간주하였다. Co-occurrence matrix는 텍스처 영상 영역화에 많이 쓰이는 방법 중 하나로써, (x1, y1) 위치의 화소값과 (x2, y2) 위치의 화소값 분포를 나타내는 2차 통계량을 바탕으로 하는 텍스처 분류 방법이다. 측정된 윈도우의 크기가 MxN (3x3)이고, Gray level이 L-level 인 영상의 Co-occurrence matrix C는 LxL 크기이며 식 (3)과 같이 구해진다.

$$C = C_0 + C_{\pi/2} + C_{\pi} + C_{3\pi/2} \quad (3)$$

C는 θ 방향에 인접한 픽셀쌍의 Co-occurrence matrix를 나타낸다. 간 영역 검출에 있어 본 텍스처 분석 방법을 사용한 이유는 동질성을 갖는 영역을 유연하게 검출하기 위함으로, 본 논문에서는 ASM(Angular Second Moment)와 ENT(Entropy)를 이용하여 한 윈도우 안에 픽셀의 밝기값이 얼마나 질서 정연하게 변화하는지를 나타내는 영역을 찾고자 하였다. 식 (4)는 ASM과 ENT의 계산을 나타낸다.

$$ASM : \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij}^2 \quad ENT : \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} P_{i,j} (-\ln P_{i,j}) \quad (4)$$

위 식의 $P_{i,j}$ 는 각 셀의 경중율로 이용되는 것으로 ASM의 값이 클수록 픽셀의 밝기값 변화는 질서정연하다고 할 수 있다. 이후, 계산된 텍스처 분석 영상에서 이진화를 수행한다. 이에 사용된 임계값 결정 방법은 OTSU[15]를 사용하였고, 넓은 분포를 갖는 영역을 찾기 위해 거리 변환(Distance Transform)[16] 영상을 계산하였다. 이후, 해당 거리 변환 영상의 전역적 최대값

을 검출하여 넓은 분포의 영역의 대표점을 추출하고자 하였으며, 추출된 대표점을 거리 변환 영상에 기반으로 하여 2차원 영역성장법을 수행하여 간 후보 영역을 검출하였다. 이에 대한 과정은 [그림 4]에 나타내었다.

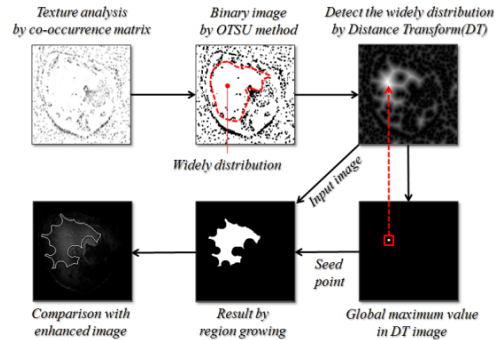


그림 4. 간 후보 영역의 계산

이러 개선된 R2-map에서 간 후보 영역의 경계선에 인접한 Harris corner[17] 기반의 지역적 최대값 검출하는 작업을 수행한다. 이는 동질성을 갖는 간 영역에서의 철 함유량의 차이가 보이는 부분이 객체 인식에 의미있는 특징점이라고 간주하여, 해당 지점을 앞서 계산된 간 후보 영역 경계의 3x3마스킹 범위 안에 포함되는 지역적 최대값을 통해 얻고자 하였다. [그림 5]는 최종 검출된 특징점 결과를 나타낸다.

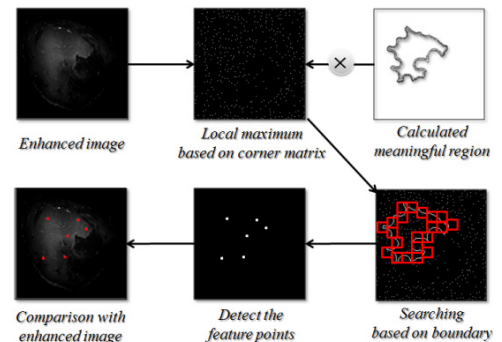


그림 5. 간 후보 영역 내 특징점 최종 검출

1.3 객체 인식 단계

마지막 단계로 앞서 최종 검출된 특징점들을 기반으로 간 영역을 검출하는 객체 인식 단계이다. 본 단계에

서 영역 검출을 위해 특징점들을 Seed point로 설정하여 2차원 영역성장법을 수행한다. 영역 성장시 사용되는 임계값은 간 후보 영역 내부의 평균 밝기값을 사용하였다. 이후 검출된 영역 성장의 경계선을 보정하는 작업을 수행한다. 경계선의 보정 방법은 2가지를 사용한다. 첫 번째로 경계선 근처 1x3 마스크 영역의 지역적 최소값을 고려하여 수렴하는 작업, 두 번째로 경계선의 보정을 통해 얻어진 샘플링 포인트를 연결하여 Fitting해주는 작업을 수행한다. [그림 6]에서는 첫 번째 1x3 마스크 영역의 지역적 최소값을 계산하여 반복 수렴하는 내용을 나타낸다.

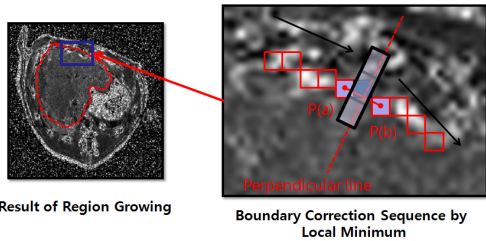


그림 6. 지역적 최소값 기반의 보정방법

위 [그림 6]에서 나타내듯이 영역성장법을 통해 검출된 경계선을 기반으로, 픽셀 P(a)와 P(b)를 직선으로 하는 수직선을 생성하여, 해당 수직선을 기준으로 1x3의 마스크 범위안에 지역적 최소값을 고려하여 해당 픽셀을 반복 수렴해나간다. 이는 지역적 최소값의 위치가 변하지 않을 때까지 반복하게 된다. 이후 해당 보정작업을 수행한 후, 검출된 샘플링 포인트를 연결해주는 Curve Fitting 작업을 수행한다. 본 단계에서는 이러한 Fitting을 위해 Catmul-Rom spline[18] 곡선을 이용하여 경계선을 생성한다. 식 (5)는 해당 방법의 계산을 나타내며, 최종 경계선의 평활화를 위해 미디언 필터를 이용하여 경계선을 부드럽게 만든다.

$$Q(t) = 0.5 \times (1.0f, t, t^n) \times [Mat_{n \times n}] \times [P_{n-1}] \quad (5)$$

P0~P3는 컨트롤 포인트, t는 인접한 두 개의 포인트 간의 거리를 나타낸다. 이로써 해당 분할 후보점의 Fitting 작업을 통해 최종 분할 경계선 검출되어 간 영

역의 객체 인식을 보다 정확하게 검출하고자 하였다. [그림 7]은 최종 간 영역의 객체 인식 결과를 나타내며, 동일 Echo영상에서 서로 다른 슬라이스 영상을 대상으로 처리한 결과를 4장의 샘플로 나타내었다.

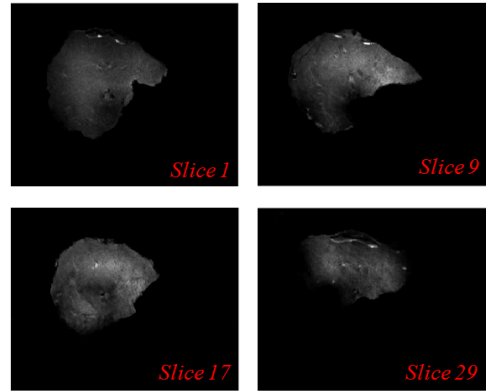


그림 7. 최종 간 영역 인식 결과

III. 실험

본 논문에서 제안한 알고리즘을 평가하기 위해 Rat MR 영상들의 전문의 수작업 평가와 비교하였다. 평가 기준은 총 30장의 Rat MR 영상의 전문의 수작업 결과를 이용하였으며, 추출한 간 영역과 전문의 결과의 비교를 통해 추출된 면적을 성능 비율로 계산하였다. 해당 정확도의 계산은 식 (6)과 같다.

$$R_{diff} = \frac{|R_{criteria} - R_{proposed}|}{R_{criteria}} \times 100 \quad (6)$$

위 식 (6)에서 R_{diff} 는 영역 차이 비율을 나타내며, $R_{criteria}$ 는 기준 영상의 영역, $R_{proposed}$ 는 제안 방법의 영역 인식 결과를 나타낸다. 본 실험의 정확도 검증을 위해 영상 전문의에 의해 Adobe Photoshop CS를 통해 기준선을 생성하여 제안 결과와 위 식 (6)을 통해 평가하였다. 제안 방법의 정확도 비교를 위해 일반 Region growing[19] 방법과 Snake[20] 모델과의 결과비교를 수행하였다. 다음 [표 1]은 정확도(평균 영역 차이) 결과를 나타내고, 위 [그림 8]은 실험 결과를 나타낸다. 이

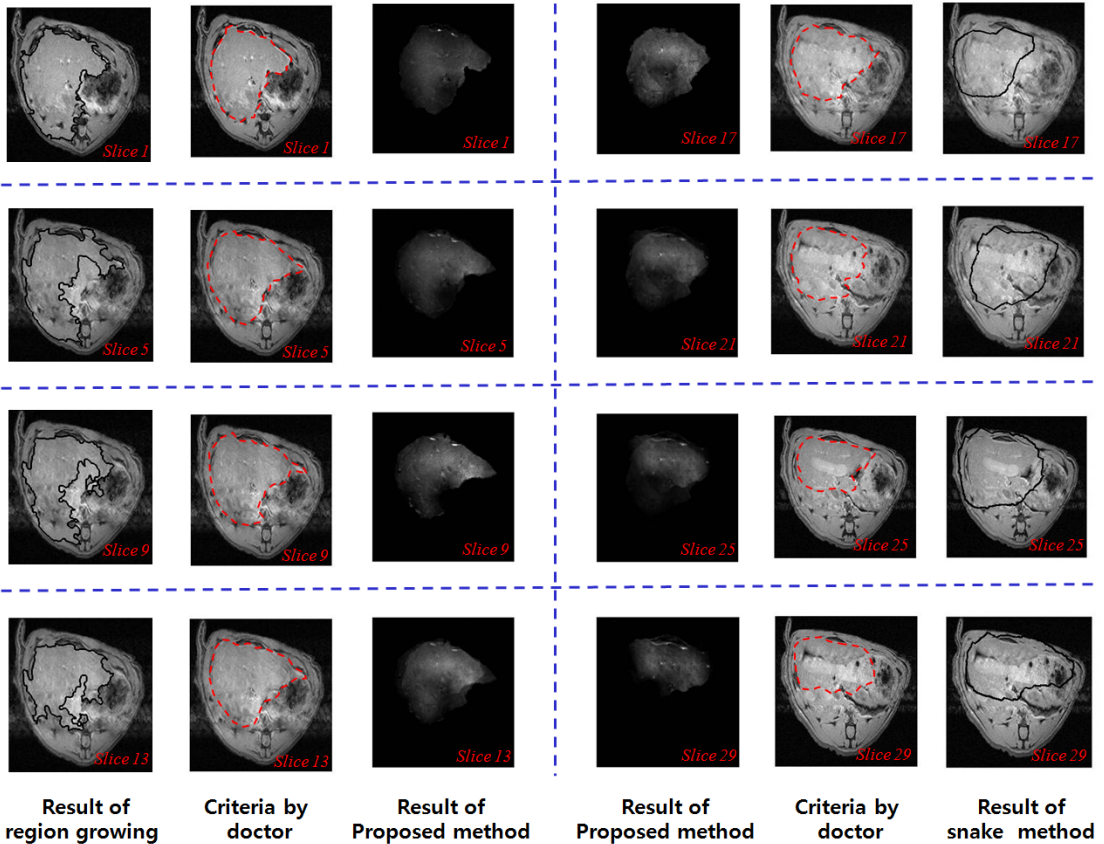


그림 8. 제안 방법과 기존 방법과의 결과 비교

에 대한 영역 차이 비율의 평균 결과를 [표 1]에 나타내었다.

표 1. 평균 영역 차이 비교결과

Method	Average area difference ratio
Region growing	15.4%
Snake	10.2%
Proposed method	7.5%

본 실험의 평균 영역 차이는 각 장의 영역차이 비율을 총 30장 슬라이스의 평균으로 계산하였으며, 실험 결과 기존의 대표 객체 인식 방법 중 영역성장법과 Snake모델과의 비교를 통해 보다 우수한 결과를 얻게 되었다. 기존 방법의 경우 R2-map정보를 활용하지 않고, 그레이 영상인 입력 영상 자체에서 작업을 수행하

기 때문에 경계의 구분이 모호한 영역에서 정확하게 수립하지 못하는 결과를 가져오게 되었다. 그러나 제안 방법의 경우 전처리에서의 특징점 검출부터 MR 이론인 R2-map정보를 활용하여 일반적인 컴퓨팅 처리방법보다 보다 효율적이고 정확한 경계선 검출이 가능하게 되었다. 참고로 비교 대상인 기존 방법의 임계값 설정은 전문의 기준과의 차이가 가장 적은 결과를 매뉴얼하게 찾아 직접 설정하였다.

IV. 결론

본 논문은 의료 영상 처리에 사용되는 일반적인 영상 처리 방법의 한계점을 해결하고자, MR이론의 R2 맵 정보를 이용하여, 객체 인식의 정확도를 높이고자 제안되

었다. 해당 R2 맵의 계산과 텍스처 분석, 지역적 최대값을 통해 의미있는 특징점의 검출, 그리고 검출된 특징점을 기반으로 한 2차원 영역성장법과 최종 경계선 보정을 통해 효과적인 간 영역을 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 본 방법은 일반 그레이 영상의 근본적인 밝기값 처리에 접근하지 않고, 간 영역의 기능적인 특성을 고려하여 R2-map 계산을 통해 철 함유량이 높은 영역을 찾고자 하였다. 그 결과 총 30장의 Rat 영상을 대상으로 평균 7.5%의 영역차이로 기존의 픽셀의 차이 정보만을 고려한 방법들보다 높은 정확도가 산출되어, 해당 R2-map 정보를 활용한 제안 방법이 의미가 있음을 확인하였다. 그러나 R2-map이 임펄스 잡음이 많을 경우, 혹은 원본 그레이 영상보다 더 왜곡된 경우엔 검출 결과의 정확도가 낮았다. 물론 이러한 부분은 MR 스캐닝 자체에 문제가 있었으며, 가장 큰 요인은 스캔 보정(Shimming) 문제라고 판단된다. 즉 본 제안 방법은 MR 스캔 자체가 완벽할 수는 없지만, 비교적 High Quality의 SNR을 같은 영상으로 스캔되었다라는 전제 하에 이루어져야 한다. 본 논문은 컴퓨팅 처리에 있어 MR 이론의 접목으로 기존의 컴퓨팅 방법의 개선 가능성을 검증하고자 시작되었으며, 향후 보다 다양한 MR 이론과 컴퓨팅 처리 방법의 적절한 조합으로, 일반적인 영상처리 방법의 한계점 극복에 도움이 될 수 있는 방법들을 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

[1] Lih-Shyang Chen and R. Marc, Sontag, "Representation, Display, Manipulation of 3D Digital Scene and Their Medical Application," Computer Graphics and Image Processing, Vol.48, pp.190-216, 1992.

[2] S. Hemachande, A. Verma, S. Arora, and Prasanta K. Panigrahi, Locally Adaptive Block Thresholding Method with Continuity Constraint. Pattern Recognition Letters, Vol.28, pp.119-124, 2007.

[3] C. C. Kang and W. J. Wang, A Novel Edge

Detection Method Based on Maximization of the Objective Function. Pattern Recognition, Vol.40, No.2, pp.609-618, 2007.

[4] R. C. Gonzalez and P. Wintz, Digital Image Processing, 3rd Ed., Addison-Wesley, 1993.

[5] Norio Baba, Norihiko Ichse, and Toshiyuki Tanaka, Image Area Extraction of Biological Objects from a Thin Section Image by Statistical Texture Analysis. Electron Microsc, Vol.45, pp.298-306, 1996.

[6] R. I. Shragar, G. H. Weiss, and R. G. S. Spence, NMR Biomed., Vol.11, pp.297-305, 1998.

[7] R. V. Damadian, Science, Vol.171, pp.1151-1153, 1971.

[8] R. A. de Graaf, P. B. Brown, S. McIntyre, T. W. Nixon, K. L. Behar, and D. L. Rothman, Magn, Reson.Med., Vol.56, pp.386-394, 2006.

[9] Pippa Storey, PhD, Alexis, A. Thompson, Christine L. Carqueville, BA, John C. Wood, R. Andrew de Freitas, and Cynthia K. Rigsby, R2* Imaging of Transfusional Iron Burden at 3T and Comparison with 1.5T, JOURNAL OF MAGNETIC RESONANCE IMAGING, Vol.25, pp.540-547, 2007

[10] P. B. Kingsley, Concepts in Magn. Reson., Vol.11, pp.29-49, 1999.

[11] E. M. Haacke, R. W. Brown, M. R. Thompson, and R. Venkatesan, Magnetic Resonance Imaging:Physical Principles and Sequence Design, John Wiley & Sons Inc., USA., pp.129-133, 1999.

[12] E. M. Haacke, R. W. Brown, M. R. Thompson, and R. Venkatesan, Magnetic Resonance Imaging:Physical Principles and Sequence Design, John Wiley & Sons Inc., USA., pp.118-123, 1999.

[13] S. M. Pizer, R. E. Johnston, J. P. Ericksen, B. C. Yankaskas, and K. E. Muller, "Contrast-limited

