

중양시상 두뇌자기공명영상의 뇌량자동인식

이 철 회 허 신

연세대학교 전자공학과
(1998년 11월 6일 접수, 1999년 1월 22일 채택)

Automatic Recognition of Corpus Callosum of Midsagittal Brain MR Images

C.H. Lee and S. Huh

Department of Electronic Engineering, Yonsei University
(Received November 6, 1998, Accepted January 22, 1999)

요 약 : 본 논문에서는 뇌량의 형태정보와 통계적 특성을 이용한 중양시상 두뇌자기공명영상의 뇌량자동인식 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘에서는 우선 뇌량의 통계적 특성에 일치하는 영역들을 추출하고 형태정보와 일치하는 영역을 검출한다. 이러한 형태정합을 위해 기존의 윤곽정합 알고리즘 대신에 통계적인 특성을 적응적으로 변화시켜 형태정보와 일치하는 영역을 검출하는 방향성 창영역확장 알고리즘을 제안하였다. 실험결과 제안된 알고리즘의 우수성을 확인할 수 있었다.

Abstract : In this paper, we propose an algorithm to locate the corpus callosum automatically from midsagittal brain MR images using the statistical characteristics and shape information of the corpus callosum. In the proposed algorithm, we first extract regions satisfying the statistical characteristics of the corpus callosum and then find a region matching the shape information. In order to match the shape information, a new directed window region-growing algorithm is proposed instead of using conventional contour matching algorithms. Using the proposed algorithm, we adaptively relax the statistical requirement until we find a region matching the shape information. Experiments show promising results.

Key Words : Object recognition, Magnetic resonance images(MRI), Thresholding, Corpus callosum, Region matching, Directed window region growing.

서 론

두뇌 자기공명영상(brain MR images)은 인간의 두뇌를 이해하는데 유용한 정보를 제공한다. 특히 해부학적인 구조에 대한 정보를 제공하여 두뇌의 질병, 중앙 치료 등에 긴요히 사용되고 있다. 두뇌 자기공명영상은 인간에 의해 판독되어 응용되기도 하지만, 컴퓨터에 의한 정량적인 분석도 가능하며 최근 이러한 분야에 대한 연구가 활발히 이루어 지고 있다[1-3]. 일반적으로 의료영상에 적용될 수 있는 영상처리기법의 하나로 물체 인식을

둘 수 있다. 두뇌 자기공명영상에 나타나는 여러 가지 두뇌구조물에 대한 자동적인 물체인식이 가능할 때 각 구조물에 대한 크기, 위치 등에 대한 정량적인 분석이 가능하며 이와 같은 정보는 진단, 치료 등에 유용하게 사용될 수 있다.

두뇌의 중앙에 위치한 뇌량(corpus callosum)은 시상두뇌 자기공명영상(sagittal brain MR images)에서 중요한 지표역할을 한다. 대뇌는 주로 뇌량위에 위치하고, 뇌간(brain stem)은 아래부분에, 그리고 소뇌는 뒤쪽 아래에 위치하고 있다(그림 1). 따라서 만일 두뇌 자기공명영상에서 뇌량의 자동인식이 가능하면 여러 가지 응용분야에서 뇌량을 유용하게 사용할 수 있다. 무엇보다도 앞서 언급한 뇌의 구조물을 찾는 데 있어 중요한 지표로 사용될 수 있으며, 영상등록(image registration)에도 사용될 것으로 전망된다. 즉 현재 대부분의 영상등록은 외부 경계선



그림 1. 시상두뇌 자기공명영상에서의 뇌량
Fig. 1. Corpus callosum in a sagittal MR brain image



그림 2. 경계 추출 영상(그림 1)
Fig. 2. Edges of Fig. 1

또는 휘도를 정합함으로써 이루어진다. 만일 두뇌 내부 구조물의 정확한 인식이 가능할 때, 좀 더 정확한 영상등록이 가능할 것으로 예측된다. 또한 뇌량은 그 자체도 임상학적으로 중요한 의미를 지닌다. 좌우 두뇌의 신호 교환의 중심지로서 두뇌질환의 중요한 척도로서 많은 연구가 이루어지고 있다[4-7]. 따라서 뇌량의 자동 추출은 이러한 연구 및 진단에 매우 유용한 정보를 제공할 것으로 예측된다.

물체인식은 영상처리, 컴퓨터 비전, 인공지능 등의 궁극적인 목표의 하나로 많은 연구가 수행되었으나 현재까지 완벽한 물체인식 알고리즘은 해결되어야 할 난제로 남아 있다. 일반적으로 물체인식기법은 경계선 검출 및 정합(matching)의 두 단계로 나눌 수 있다. 경계선 검출은 영상처리의 가장 기본적인 단계로 수 많은 논문들이 발표되었다[8-10]. 제안된 대표적인 기법들로 문턱치적용(thresholding)[11,12], 경계선 검출(edge detection)[13], 마르코프 랜덤 필드(MRF: Markov Random Field)와 깁스 랜덤 필드(GRF: Gibbs Random Field)[14] 같은 공간 상호작용 모델, 그리고 뉴럴 네트워크[15,16] 등을 들 수 있다. 그러나 영상데이터의 복잡하고 다양한 특성으로 인하여 일반적으로 좋은 경계를 찾는 것은 매우 어려운 문제이다. 물체인식의 다음 단계인 형태 정합은 경계선 검출이 올바르게 이루어진 것을 가정하므로, 경계선 검출의 오류는 물체인식에 있어 심각한 문제를 야기시킬 수 있다. 특히 전형적인 의료영상에서는 물체가 유동적이어서 경계선 부분 손실 등이 빈번하게 발생하므로 경계선 정합에 의한 물체인식 알고리즘은 많은 문제를 지니게 된다. 예로 그림 1의 전형적인 두뇌 자기공명 영상에서 뇌의 중앙에 위치한 뇌량은 다른 구조물에 비해 비교적 밝게 나타난다. 그러나 이 경우에도 정확한 뇌량의 경계선 검출은 용이하지 않다. 그림 2는 그림 1에 gradient operation 후 문턱치를 적용하여 얻은 이진영상이다. 그림 2에서 뇌량의 전반적인 외형을 인지할 수 있지만 경계의 일부는 상실되어 있다. 이러한 문제는

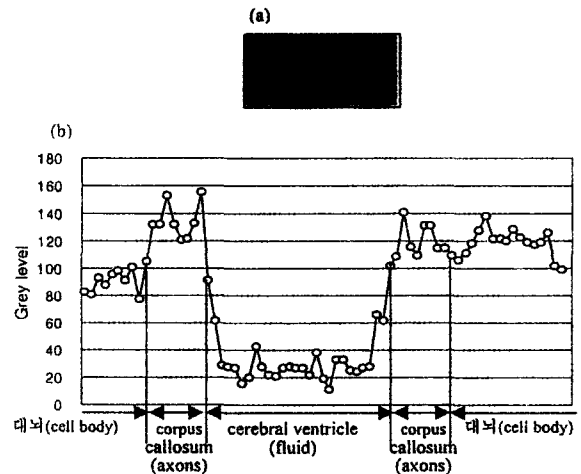


그림 3. 뇌량의 횡단도
Fig. 3. Cross section of a corpus callosum

경계선을 사용한 뇌량 자동인식 알고리즘 개발을 어렵게 만든다. 뇌량을 경계선으로부터 찾아내는데 있어 가장 큰 문제점은 뇌량내의 휘도 변화가 뇌량과 일부 인접 조직과의 차이와 비슷하거나 더 큰 값을 갖으므로 경계검출이 매우 어려운 점이다. 그림 3은 이러한 문제점들을 보여 준다. 그림 3a의 선을 따라 절단하였을 때, 휘도값을 그림 3b에서 보여준다. 즉, 뇌량내의 휘도 차이가 주변 조직과의 휘도 차이와 유사한 값을 갖는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 영역 기반 방법(region based algorithm)을 제안하여 뇌량을 자동적으로 검출한다. 먼저 대상 물체의 통계적 특성을 계산하고 일반적인 형태 정보를 구한다. 대상 물체를 찾기 위해 우선 통계적 특성에 일치하는 영역들을 추출하고 형태 정보와 일치하는 영역을 검출한다.

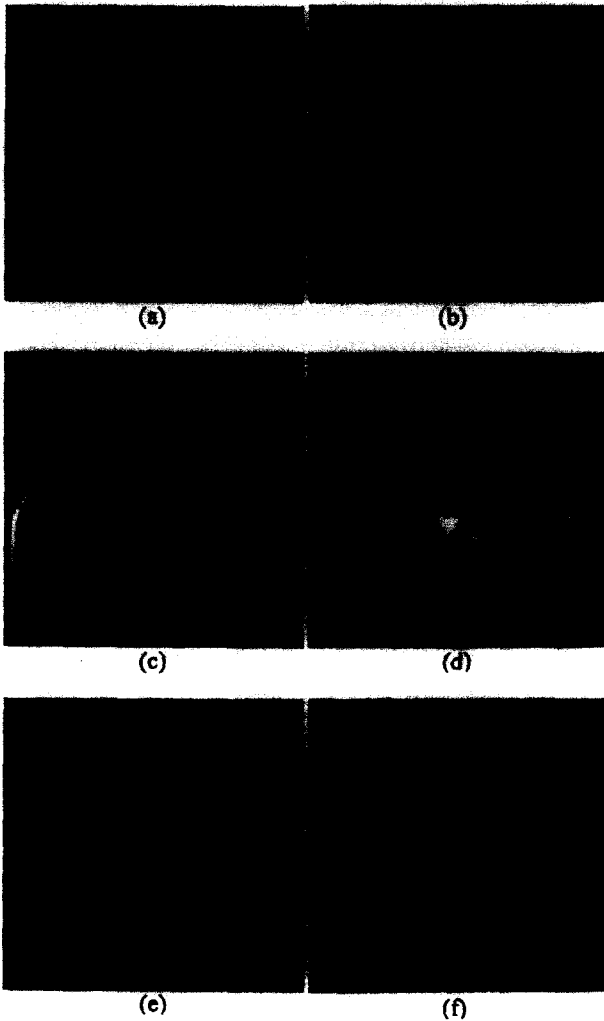


그림 4. 각 영상에 따른 뇌량의 크기와 모양의 편차
Fig. 4. Size and shape variations of corpus callosus

뇌량의 형태 정보 및 통계적 특성

1. 형태정보 및 크기

앞서 기술한 바와 같이 일반적인 자동물체인식은 현재로서는 불가능하지만, 제한된 영상에서 특정한 물체 인식은 비교적 양호한 결과를 얻을 수 있다. 이와 같은 제한된 영상에서 특정물체 인식을 위해서는 대상 물체에 대한 일반적인 선행정보가 필요하다. 본 논문에서 인식하고자 하는 뇌량(corpus callosum)에 대한 선행정보는 통계적인 특성과 일반적인 형태정보로 분류할 수 있다. 일반적으로 뇌량은 뇌의 중앙에 위치하며 아래로 열린 활(arc) 형태를 보이고 있다. 하지만 개인에 따라 크기, 모양 등에 많은 차이가 있다(그림 4). 더욱이 그림 4에서 볼 수 있듯

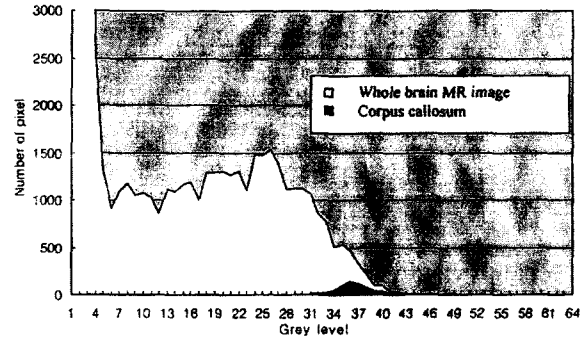


그림 5. 뇌량과 두뇌 자기공명영상의 히스토그램
Fig. 5. Histogram of the corpus callosum and the brain MR image

표 1. 14명 성인의 두뇌 자기공명영상(256×256)에서 구한 뇌량의 크기
Table 1. Size of the corpus callosum in pixels(MR image size if 256 by 256), based on 14 adult objects

	평균	편차	최대	최소
길이	72.4	5.8	85	63
높이	26.1	3.6	36	22

이 모양과 크기뿐만 아니라 전체영상에서 상대적인 위치와 방향에도 많은 변화를 보이고 있다. 또한 그림 4c,d,e에서 볼 수 있듯이, 뇌량의 중간 아래에 있는 꼬리 형태를 띤 뇌궁(fornix)은 뇌량과 구분해내기 어렵고, 이로 인하여 뇌량의 일반적인 형태 정보를 표현한다는 것은 더욱 어렵게 된다. 그러나 정확히 뇌량의 형태를 기술한다는 것이 어렵지만 대체적으로 아래쪽으로 열린 활형을 나타내고, 그 길이는 대략 측면 두개골 폭의 약 1/3 정도 된다고 할 수 있다. 본 논문에서는 뇌량의 크기에 대한 정보를 얻기 위해서 표본 데이터들을 조사하였고, 표 1은 뇌량의 크기에 대한 통계를 나타내고 있다. 표 1로부터 알 수 있듯이, 일반적으로 성인의 경우, 뇌량은 최소 길이가 50 픽셀, 최소 높이가 18 픽셀이 된다.

2. 휘도 특성

그림 5는 두뇌 자기공명영상과 뇌량의 히스토그램을 나타내고 있다. 그림 5에서 볼 수 있듯이, 뇌량은 주변 조직에 비하여 비교적 매우 밝은 값을 갖는 것을 알 수 있다. 따라서 비교적 높은 값의 문턱치(threshold)를 적용하면 이진 영상에 다른 두뇌 조직이 나타나기 전에 뇌량이 나타난다. 그림 6은 여러 개의 문턱치를 적용하여 얻은 이진 영상을 보여주고 있다. 그림 6에서 볼 수 있듯이, 문턱치가 140일 때 뇌량은 거의 나타나지 않는다. 문턱치가 130일 때 윤곽이 나타나기 시작하며, 문턱치가 120일 때 대체적인 뇌량의 형태가 나타나며 문턱치가 110일 때 거의 완벽한 형태가 나타나게 된다. 문턱치가 100으로 줄어들면, 주변 조직과 연결되기 시작하며 90일 때는 연결되는 부분이

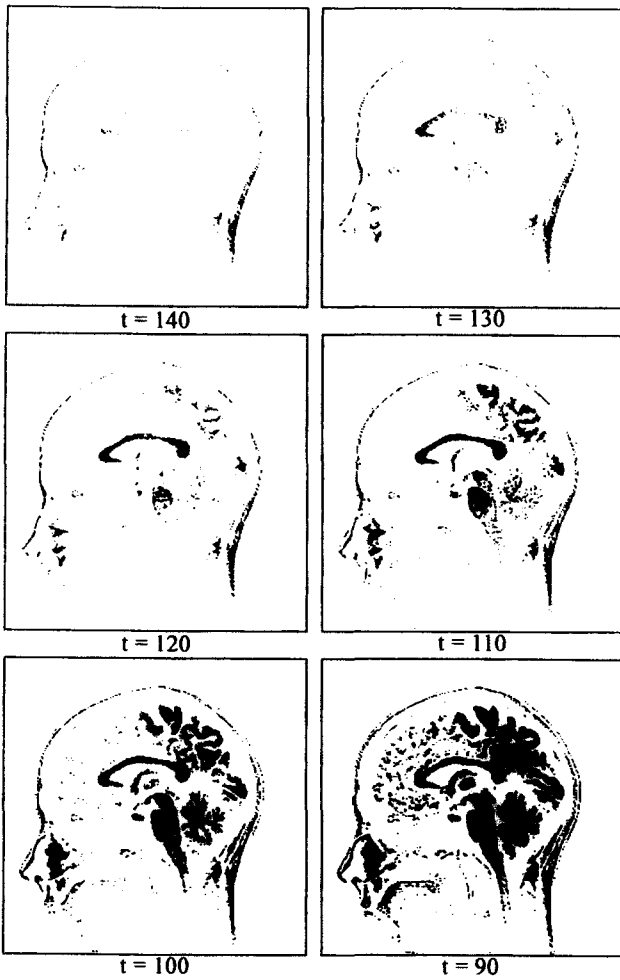


그림 6. 여러 문턱치에 따른 두뇌 자기공명영상의 이진 영상
 Fig. 6. Binary images of a brain MR image with various threshold values

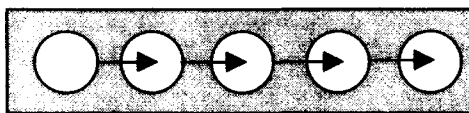


그림 7. 방향성 창영역확장(수평 물체)
 Fig. 7. Directed window region growing(horizontal object)

더욱 커지게 된다. 하지만 위의 문턱치는 개인에 따라 크게 변하게 된다.

본 논문에서 제안하는 인식 알고리즘에서는 주어진 영상에 가능한 높은 값의 문턱치를 적용하여 이진 영상을 구하고 앞서 기술한 뇌량의 형태정보와 일치하는 영역을 찾는다. 만일 일치하는 영역이 존재하지 않으면 문턱치를 적용적으로 감소시키면서 탐색을 계속한다. 가능한 최대값의 문턱치를 적용하여 구한 이진 영상에서는 다른 뇌의 구조들이 비교적 적게 나타남으로 영역정합(region matching)을 효율적이고 정확하게 수행할 수 있

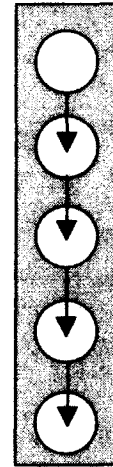


그림 8. 방향성 창영역확장(수직 물체)
 Fig. 8. Directed window region growing(vertical object)

으며 이러한 이진 영상에서 뇌량의 형태정합을 위하여 본 논문에서는 방향성 창영역확장(directed window region growing) 알고리즘을 제안한다.

방향성 창영역확장 알고리즘을 이용한 뇌량 인식

본 논문에서는 형태 정합을 위해 방향성 창영역확장 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘에서는 영역확장의 방향을 제한하여 주어진 형태와 일치하는 물체를 인식한다. 방향성 창영역확장 기법은 영상 처리의 일반적인 영역확장[17]과 유사하나 잡음의 영향을 줄이기 위해 픽셀(pixel) 대신 창(window)을 사용한다. 본 논문에서는 창의 형태를 원으로 선택하였고 원의 반지름은 뇌량의 두께 변화에 수용하기 위하여 적용적으로 변화시킨다. 즉 원영역(circular region)은 최소 지름값을 만족하는 최대 원으로 한다(그림 9).

예를 들면 그림 7에서와 같이 우측 방향으로만 영역확장을 진행시킬 수 있다. 이 때, 물체의 수평 길이에 대한 정보가 미리 주어졌다면 방향성 창영역확장 알고리즘을 이용하여 해당 물체의 검출이 가능하다. 또 다른 경우에는 그림 8과 같이 영역확장의 진행 방향을 아래쪽으로 제한하는 경우이다.

일반적인 형태를 찾기 위해서는 수직방향과 수평방향을 동시에 제한할 수가 있으며, 뇌량과 같은 아래를 향한 활모양을 검출하기 위해 그림 9에서와 같이 영역확장의 수직,수평방향을 제한할 수 있다. 먼저 최좌측점을 포함한 최대원을 찾고 이 원의 중심점을 P1이라 한다. 다음 원영역(circular region)의 중심점 P2는 이 점에서 수평방향으로 10 픽셀 우측으로 이동한 수직선에서 찾는다. 이 때 P1과 P2가 수평선과 이루는 각도는 20-70도로 제한한다. 다음 원영역의 중심점 P3는 P2에서 수평방향으로 10 픽셀 우측으로 이동한 수직선에서 찾고 P2와 P3를 연결하는 직선이 P1과 P2의 직선과 이루는 각은 P1과 P2의 직선

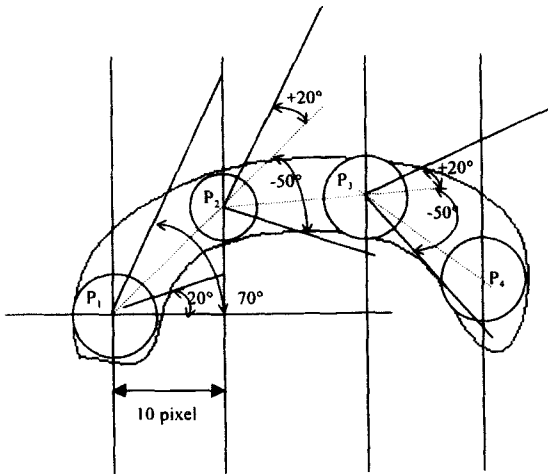


그림 9. 뇌량인식을 위한 방향성 창영역확장
 Fig. 9. Directed window region growing for recognition of the corpus callosum

에 대해 +20도와 -50도 사이각으로 제한한다. 다음 원영역의 중심점들도 유사한 방법으로 구할 수 있다. 이때 중심점들이 수평선과 이루는 각도가 양의 값에서 시작하여 음의 값으로 종료될 때 주어진 물체를 아래로 향한 활모양으로 볼 수 있다. 또한 뇌량의 두께가 위치에 따라 크게 변하므로 원영역의 지름은 가변적으로 변화시킨다. 이와 같이 구한 중심점들, 이 중심점들이 수평선과 이루는 각도, 물체의 길이 및 높이가 뇌량의 형태정보(아래를 향한 활모양, 최소길이=50픽셀, 최소높이=18픽셀)를 만족하는지 판단하여 뇌량을 검출할 수 있다.

이러한 방향성 창영역확장 알고리즘에서는 물체 인식을 위해 경계선을 사용하지 않는다. 앞서 기술한 바와 같이 완벽한 경계선 검출은 거의 불가능하며 실제 상황에서는 부분 손실이 빈번하게 발생하므로 경계선에 의존하지 않고 물체인식을 수행하는 것은 제안된 알고리즘의 장점이다. 이러한 방향성 창영역확장 알고리즘과 앞서 얻었던 관찰 결과들에 근거하여 다음과 같은 뇌량 자동 인식 절차를 제안한다:

뇌량 자동 인식 절차

- 단계 1 : 문턱치를 초기화한다 ($t=t_0$).
- 단계 2 : 주어진 영상에 문턱치를 적용하여 이진 영상을 얻는다.
- 단계 3 : 방향성 창영역확장 알고리즘을 적용하여 뇌량의 형태정보(아래를 향한 활모양, 최소길이=50픽셀, 최소높이=18픽셀)를 만족하는 영역을 검색한다. 만일 그러한 영역이 존재하지 않으면 문턱치를 감소시킨 후 단계 2-3을 반복한다.

실험 및 결과

본 논문에서는 제안된 알고리즘을 60개 이상의 중앙시상(midsagittal) 두뇌 자기공명영상(256×256, 256 gray levels)에 대해 적용하여 인식실험을 수행하였다. 인식결과는 그림 10-12에 도시하였고, 그림에서 밝게 강조된 부분이 제안된 알고리즘에 의하여 찾아낸 뇌량(corpus callosum)이다. 그림에서 볼 수 있듯이 개인에 따라 뇌량의 위치, 크기, 방향, 휘도 등에 매우 큰 편차가 존재함을 알 수 있다. 예로 두뇌 부분이 크게 나타난 영상(그림 10c,g,w, 그림 12a,c,k), 상대적으로 작게 나타난 영상(그림 10m,o,p,s, 그림 11m,n,r), 고개를 숙이고 있는 영상(그림 11m,u), 턱을 들고 있는 영상(그림 10e,x), 밝은 영상(그림 11b,o), 상대적으로 어두운 영상(그림 11p) 등 매우 다양한 특성을 보여주고 있다. 특히 실험에 사용된 영상의 두뇌부분의 평균휘도를 계산한 결과, 최대치는 약 114, 최소치는 약 38로 매우 큰 차이를 보이고 있다. 이와 같은 다양한 데이터에 대하여 제안된 알고리즘은 매우 우수한 성능을 보여 주었다. 67개의 실험 영상 중 65개에서 뇌량의 위치를 비교적 정확하게 검출하였다. 그러나 한 개의 실험영상에서는 뇌량의 일부가 손실되었고(그림 12r) 또 다른 영상에서는 주변 구조물이 연결되어 나타났다(그림 12s). 문제 원인을 분석한 결과, 문제영상이 정중앙의 시상두뇌 자기공명영상이 아닌 것으로 판명되었다. 즉 실험 영상을 정중앙에서 발취하지 않음으로 제안된 알고리즘에서 가정하는 선행정보에 부합하지 않는 문제가 발생하였다. 하지만 이러한 문제는 시상두뇌 자기공명영상을 중앙에서 발취하도록 주의하면 해결될 것으로 예측된다. 응용 분야에 따라서 일부 영상에서 나타난 뇌궁(fornix)을 제거하는 추가 과정이 필요할 것이다.

실험 영상에 기존의 대표적인 경계선 검출기법을 적용하여 제안된 기법의 성능을 비교하였다. 그림 13-14는 일부영상에 gradient operator[17]와 Sobel operator[17]를 적용하여 얻은 영상에 문턱치를 적용하여 구한 이진영상이다. 문턱치는 수작업을 통하여 최선의 값을 사용하였다. 그러나 그림 13-14에서 볼 수 있듯이 뇌량의 경계선 부분손실, 잘못된 경계선 검출 등으로 인하여 경계선 검출에 의한 뇌량의 자동인식은 매우 어려움을 알 수 있다.

결 론

본 논문에서는 중앙시상 두뇌 자기공명영상에서 뇌량(corpus callosum)을 자동적으로 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 영역정합(region matching)에 기반을 두고 선행정보를 이용하여 뇌량을 검출한다. 영역기반 정합의 방법으로 방향성 창영역확장 알고리즘을 제안하였다. 실험결과는 제안된 알고리즘의 우수한 성능을 보여 주었으며 특히 많은 수의 영상

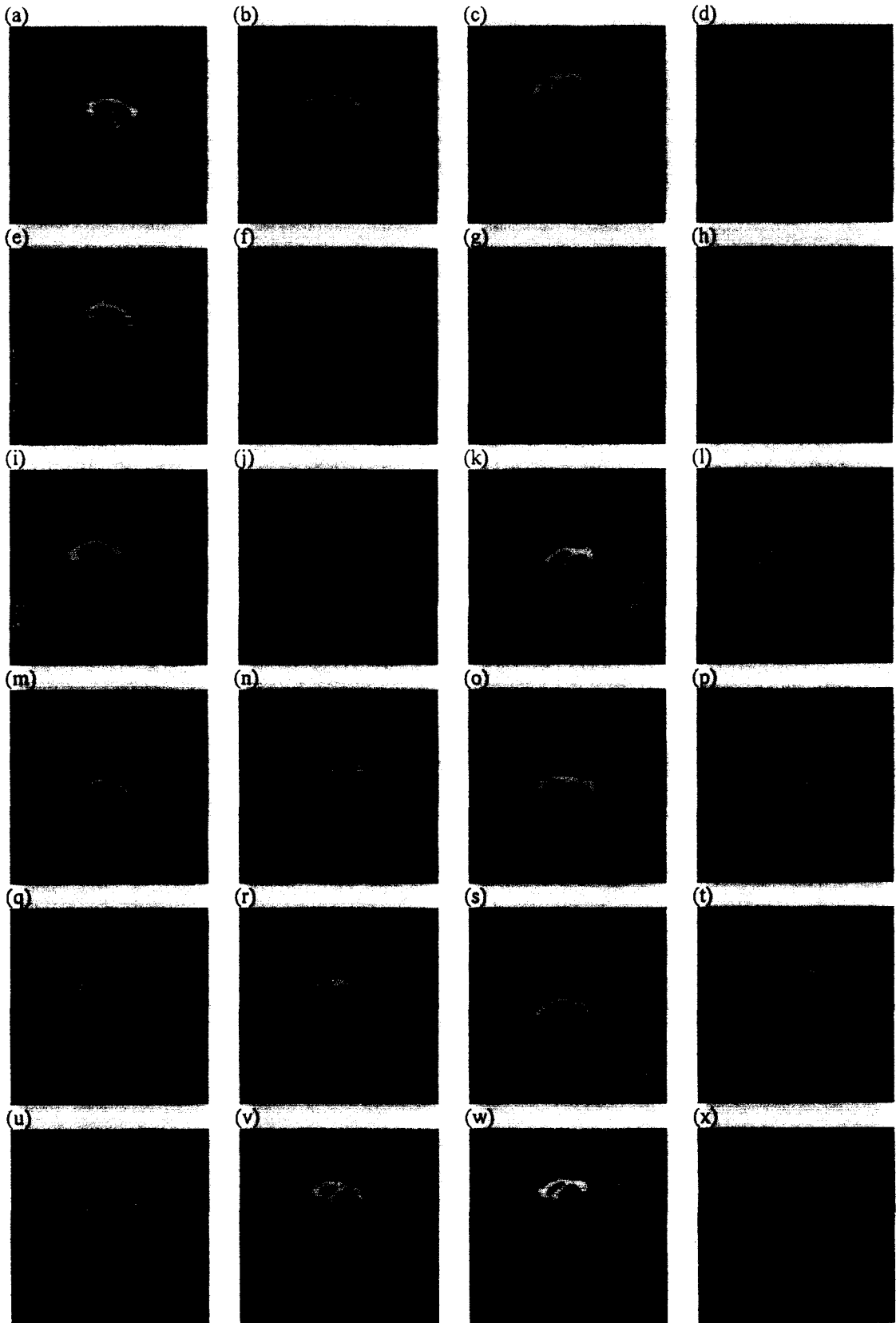


그림 10. 제안된 알고리즘을 이용한 결과그림
 Fig. 10. The results obtained by the proposed algorithm

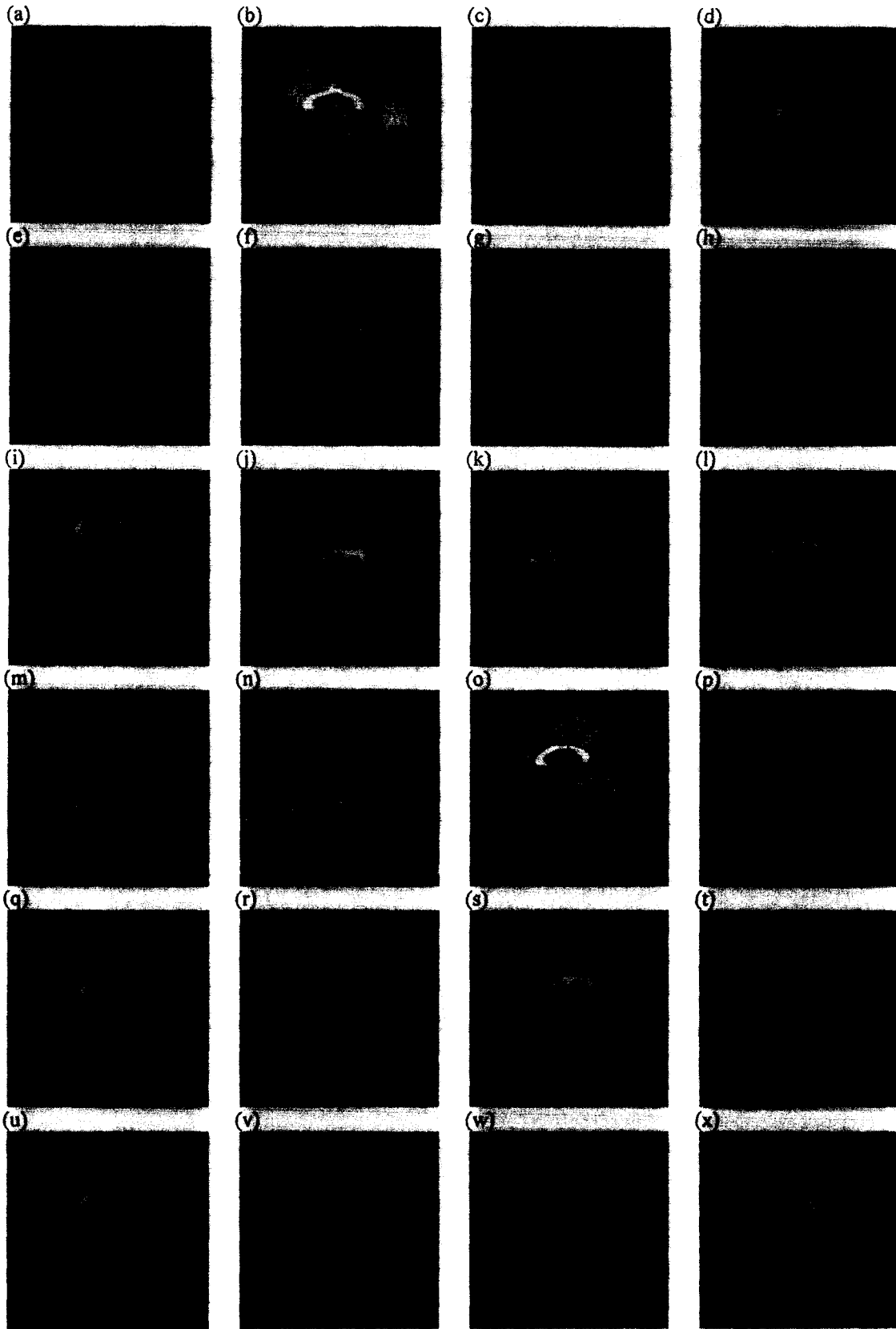


그림 11. 제안된 알고리즘을 이용한 결과그림
Fig. 11. The results obtained by the proposed algorithm

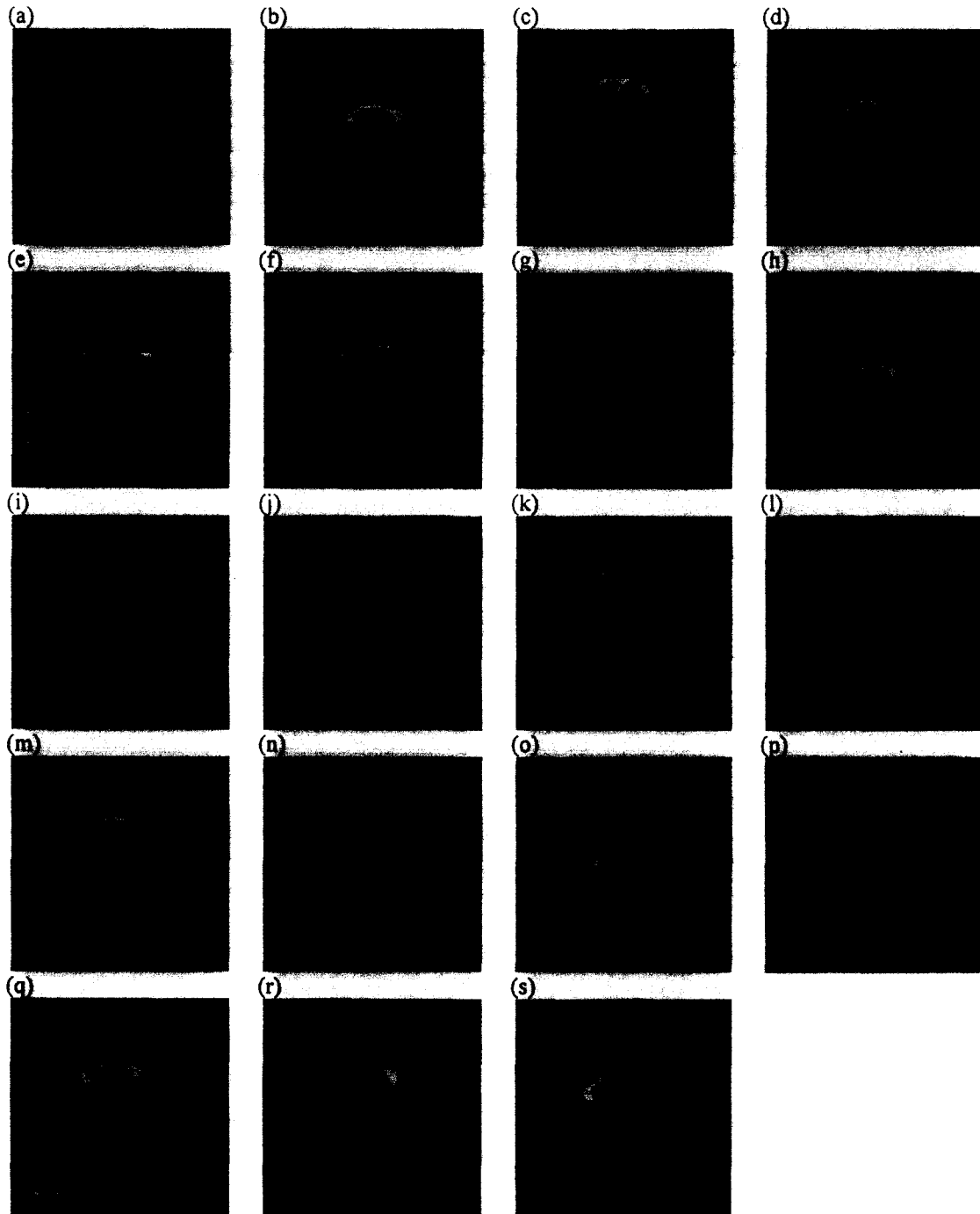


그림 12. 제안된 알고리즘을 이용한 결과그림
 Fig. 12. The results using the proposed algorithm

에 적용한 결과 제안된 알고리즘은 개인의 차이에서 발생하는 크기, 위치, 방향 등의 변화에 강인함을 확인할 수 있었다. 또한 실험에 사용된 영상의 휘도가 매우 큰 차이를 보이고 있음에도 불구하고 우수한 성능을 보여 주었다. 그러나 앞서도 언급한 바와 같이 적용 분야에 따라 추가적으로 뇌궁(fornix)을 제거하는 과정이 필요할 수도 있다. 제안된 알고리즘은 뇌량에 관련된 뇌

질환 연구에 정량적인 분석 수단을 제공하며, 대뇌의 분할(segmentation), 그리고 PET 영상과 자기공명영상의 상호등록(coregistration) 등에도 유용하게 응용될 것으로 전망된다. 더욱이 본 알고리즘을 확장하여 3차원 영상에서 뇌량 자동추출 알고리즘 개발이 가능할 것으로 예측된다.

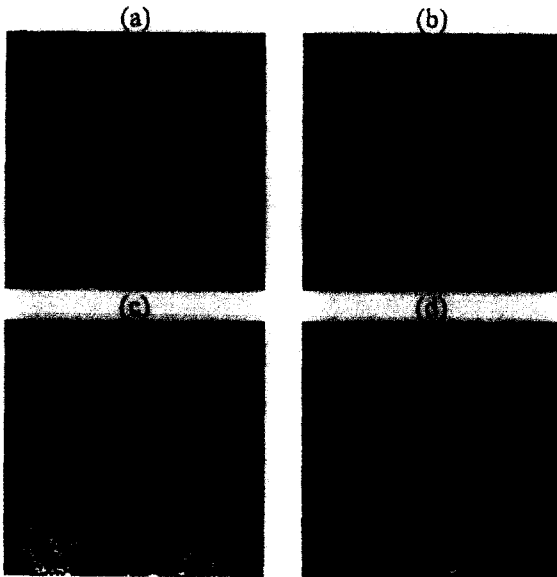


그림 13. Gradient operator를 적용한 경계선검출 영상
Fig. 13. Edge detection using the gradient operator

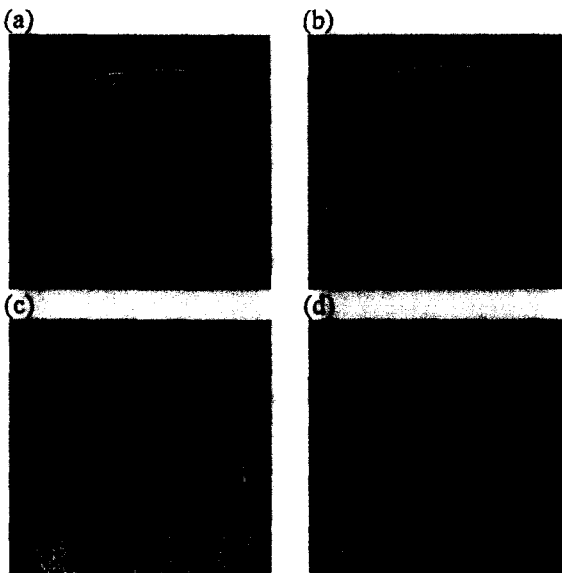


그림 14. Sobel operator를 적용한 경계선검출 영상
Fig. 14. Edge detection using Sobel operator

참 고 문 헌

1. C. Tsai, B. S. Manjunath and R. Jagadeesan, "Automated Segmentation of Brain MR Images", Pattern Recognition, Vol. 28, No. 12., pp. 1825-1837, 1995.
2. Marc Joliot and Bernard M. Mazoyer, "Three-Dimensional Segmentation and Interpolation of Magnetic Resonance Brain Images", IEEE Trans. ON Medical Imaging, Vol.

- 12, No. 2, June 1993.
3. Michael Bomans, Karl-Heinz HOhne, Ulf Tiede and Martin Riemer, "3-D Segmentation of MR-Images of the Head for 3-D Display", IEEE Trans. ON Medical Imaging, Vol. 9, No. 2, June 1990.
4. Alessandro Rossi, Paolo Stratta, Massimo Gallucci, Roberto Passariello and Massimo Casacchia, "Brain morphology in schizophrenia by Magnetic Resonance Imaging (MRI)", Acta psychiatr. Scand. Vol., pp. 741-745, 1988.
5. Alessandro Rossi, M.D., Paolo Stratta, M.D., Massimo Gallucci, M.D., Roberto Passariello, M.D., and Massimo Casacchia, M.D., "Quantification of Corpus Callosum and Ventricles in Schizophrenia With Nuclear Magnetic Resonance Imaging: A Pilot Study", Am J Psychiatry, Vol. 146, No. 1, pp.99-101, Jan. 1989.
6. Cristina Colombo, Anna Bonfanti, Simim Livian, Massimo Abbruzzese and Silvio Scarone, "Size of the corpus callosum and auditory comprehension in schizophrenics and normal controls", Schizophrenia Research, Vol. 11, pp. 63-70, 1993.
7. Bassem A. Georgy, John R. Hesselink, nad Terry L. Jernigan, "MR Imaging of the Corpus Callosum", AJR, Vol. 160, pp. 949-955, 1993.
8. Pal, N.R. and S.K. Pal, "A Review on Image Segmentation Techniques", Pattern Recognition, Vol. 26, No. 9, pp. 1277-1294, 1993.
9. Haralick, R.M. and L.G. Shapiro, "Survey, image segmentation techniques", Comput. Vision Graphic Image Process, Vol. 29, pp. 100-132, 1985.
10. Dekerck, R., C. Cornelis, and M. Bister, "Segmentation of medical images", Image and Vision Computing, Vol. 11, No. 8, pp. 486-503, 1993.
11. Pun, T., "Entropic thresholding, a new approach", Computer Graphics and Image Processing, Vol. 16, pp. 210-239, 1981.
12. Sahoo, P.K., et al., "A survey of thresholding techniques", Comput. Vision Graphics Image Process, Vol. 41, pp. 233-260, 1988.
13. Canny, J.F., "A computational approach to edge detection", IEEE Trans. on Pattern Analysis Mach. Intell., Vol. 8, pp. 679-698, 1996.
14. Derin, H. and H. Elliott, "Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs Random Field", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell., Vol. 9, pp. 39-55, 1987.
15. Ozkan, M., B.M. Dawant, and R.J. Maciunas, "Neur-

- al-network-based segmentation of multi-modal medical images: a comparative and prospective study*", IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 12, No. 3, pp. 534-544, 1993.
16. S. C. Amatur, D. Piraino, and Y. Takefuji, "*Optimization Neural Networks for the Segmentation of Magnetic Resonance Images*", IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol. 1, No. 2, June 1992.
 17. Anil K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice Hall, 1989.
 18. Staib, L.H. and J.S. Duncan, "*Boundary finding with parametrically deformable models*", IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 11, pp. 1061-1075, 1992.
 19. Bajcsy, R., "*Multiresolution elastic matching*", Computer Vision, Graphic, and Image Processing, Vol. 46, pp. 1-21, 1989.
 20. Wu, J.C. and e. al, "*Magnetic resonance and positron emission tomography imaging of the corpus callosum: size, shape and metabolic rate in unipolar depression*", Journal of Affective Disorders, Vol. 28, pp. 15-25, 1993