

공간정보를 이용한 뇌 자기공명영상 분류

김형일¹ · 김용욱² · 김준태^{2†}

Classification of Brain MR Images Using Spatial Information

Hyungil Kim · Yonguk Kim · Juntae Kim

ABSTRACT

The medical information system is an effective medical diagnosis assistance system which offers an environment in which medial images and diagnosis information can be shared. However, this system can only stored and transmitted information without other functions. To resolve this problem and to enhance the efficiency of diagnostic activities, a medical image classification and retrieval system is necessary. The medical image classification and retrieval system can improve efficiency in a medical diagnosis by providing disease-related images and can be useful in various medical practices by checking diverse cases. However, it is difficult to understand the meanings contained in images because the existing image classification and retrieval system has handled superficial information only. Therefore, a medical image classification system which can classify medical images by analyzing the relation among the elements of the image as well as the superficial information has been required. In this paper, we propose the method for learning and classification of brain MRI, in which the superficial information as well as the spatial information extracted from images are used. The superficial information of images, which is color, shape, etc., is called low-level image information and the logical information of the image is called high-level image information. In extracting both low-level and high-level image information in this paper, the anatomical names and structure of the brain have been used. The low-level information is used to give an anatomical name in brain images and the high-level image information is extracted by analyzing the relation among the anatomical parts. Each information is used in learning and classification. In an experiment, the MRI of the brain including disease have been used.

Key words : MRI, Medical image, Image classification, Machine learning

요약

의료정보 시스템은 의료영상과 진단정보를 공유할 수 있는 환경을 제공해주는 효과적인 진단 보조 도구이지만 단순히 정보의 저장과 전송만을 제공한다. 이러한 단점을 해결하고 진단활동의 효율성을 높이기 위해서는 의료영상 분류 및 검색 시스템이 필요하다. 의료영상 분류 및 검색 시스템은 질환 영상과 유사한 영상을 제공함으로써 진단활동의 효율성을 높이고, 다양한 사례 확인을 통하여 보다 전문적인 의료활동을 제공할 수 있다. 그러나 기존의 영상 분류 및 검색 시스템은 영상의 표면적인 정보만을 이용하므로 영상이 내포하는 의미를 파악하기 어렵다. 그러므로 영상의 표면적인 정보뿐만 아니라 영상을 구성하는 요소들의 관계를 파악하여 영상을 분류할 수 있는 의료영상 분류 시스템이 필요하다. 본 논문에서 제안한 기법은 뇌 자기공명영상에서 영상의 표면적인 정보와 공간정보를 추출하여 뇌 자기공명영상을 학습하고 분류한다. 영상의 표면적인 정보는 영상 자체가 갖는 색상, 모양 등의 정보로 하위 영상정보라 하고, 영상의 논리정보를 상위 영상정보라 한다. 본 논문에서는 하위 영상정보와 상위 영상정보를 추출할 때 뇌의 해부학적 명칭과 구조를 활용하였다. 하위 영상정보는 뇌 영상의 부분 영역들에 대한 해부학적 명칭을 부여하기 위해 활용되고, 상위 영상정보는 명칭이 부여된 부분 영역들의 관계를 활용하여 정보를 추출한다. 각 정보는 학습과 분류에 사용된다. 실험에서는 질환을 갖는 뇌 자기공명영상을 활용하였다.

주요어 : 자기공명영상, 의료영상, 영상 분류, 기계학습

1. 서 론

영상 분류 및 검색 시스템은 환자의 질환과 유사한 영상들을 의료영상 데이터베이스에서 찾을 수 있도록 도와 주므로 진단활동의 효율성을 높일 수 있다.

영상 분류 및 검색 시스템은 크게 주석기반 시스템과 내용기반 시스템으로 분류된다(Flickner 등, 1995; Rui 등, 2006). 주석기반은 의료영상에 대한 전문가가 키워드나 진단정보를 제공하여 의료영상 검색에 활용하는 방법이다(Chang 등, 1980; Chang 등, 1992; Kalpathy-Cramer 등, 2007). 주석기반은 전문가가 영상에 대한 주석을 제시하기 때문에 높은 정확도를 얻을 수는 있으나, 주석처리에 대한 수작업으로 인해 시간 및 인력 비용 손실이 크다(Li 등, 2003). 내용기반은 영상 자체로부터 얻을 수 있는 색상(color), 질감(texture), 모양(shape) 등을 영상 분류 및 검색에 활용하는 방법이다(Faloutsos 등, 1994; Gudivada 등, 1995; Rui 등, 1999). 내용기반은 영상의 특징을 자동으로 추출할 수 있으므로 자동화된 분류 및 검색 시스템을 구축할 수 있다. 또한 영상 검색에서 영상 자체를 이용할 수 있다는 장점을 갖는다. 그러나 내용기반은 영상의 표면적인 정보만을 활용하기 때문에 영상이 갖는 의미를 정확히 파악할 수 없다는 단점이 있다.

의료영상은 회백색 영상으로 존재하여 일반적인 영상 분류 및 검색 시스템에서 활용하는 방법만을 이용하여 의료영상 분류 및 검색에 적용하면 효과적으로 작업을 수행할 수 없다. 대표적인 의료영상으로는 자기공명영상, 전산화단층촬영영상, X-선영상 등이 있다(Johnson 등, 1997; Gass 등, 2007;). 의료영상은 질감이 두드러지게 나타나지 않는 특징이 있다. 그러므로 의료영상에서 각 신체 부위를 추출하고 그 특징을 분석하기란 쉽지 않은 작업이다(Muller 등, 2004; Oliveira 등, 2007).

뇌 자기공명영상에서는 뇌 외곽에 두개골 부분이 나타나며, 두개골 내부에는 백질, 회백질, 뇌척수액이 존재한

다. 회백질은 백질을 감싸고 있으며, 뇌척수액은 백질 내부에 나타난다. 백질, 회백질, 뇌척수액은 뇌 종양이 발생하는 조직이므로 의료영상 분류 및 검색 시스템에서 중요한 영역으로 활용되나, 뇌 종양의 경우 뇌 해부학적 형태에 따른 조직과 구별되는 특징이 많지 않다는 문제점이 있다.

뇌 자기공명영상 분류를 효과적으로 수행하기 위해 본 논문에서 제안한 기법은 영상의 표면 정보와 영상을 구성하는 각 영역들의 관계 정보를 활용한다. 제안한 기법을 뇌 자기공명영상 분류에 적용하기 위해 해부학적 형태를 고려하여 뇌 자기공명영상을 여러 개의 조각으로 분할한 후, 각 조각으로부터 영상의 표면 정보를 추출한다. 영상의 표면 정보는 색상, 모양 등과 같은 내용기반 속성이며, 이 속성들을 하위 영상정보라 한다. 하위 영상정보는 뇌 자기공명영상의 해부학적 명칭을 학습하고 분류할 때 활용된다. 뇌 자기공명영상에서 추출한 조각들의 관계성을 이용하여 생성한 속성을 상위 영상정보라 한다. 상위 영상정보는 뇌 자기공명영상을 학습하고 분류할 때 활용된다. 본 논문에서 제안한 공간정보를 이용한 뇌 자기공명영상 분류 기법은 의료영상 분류에서 효과적으로 응용될 수 있다.

2. 관련연구

주석기반에서 전문가들이 키워드나 주석을 처리할 때 용어나 형식을 통일하지 않기 때문에 동일한 영상에서도 서로 다른 주석이 작성될 수 있다는 단점이 있다. 주석기반의 한계를 극복하기 위해 내용기반이 연구되고 있으며, 내용기반은 영상에 표현되어 있는 표면 정보를 활용한다. 영상의 기본 정보로 색상, 질감 등이 있고, 형태적 정보로 모양, 윤곽선 등이 있으며, 기하학적 요소로 면적, 지름, 길이 등이 있다(Deng 등, 2001; Lehmann 등, 2004; Muller 등, 2004).

내용기반을 이용한 상용화 시스템으로는 QBIC, VIR, VRW 등이 있다. QBIC은 IBM에서 개발한 영상 검색기로 사용자가 색상 비율, 분포, 위치 및 그래픽으로 표현된 영상 질감을 통해 영상을 검색할 수 있다(Flickner 등, 1995). 색상 팔레트에서 색상을 지정하거나 샘플 영상에서 질감을 선택할 수 있으며, 속성으로 평균 색상, 히스토그램 색상, 질감, 모양 등을 사용한다.

내용기반을 활용한 시스템들은 영상의 표면적 정보만을 이용하기 때문에 영상이 어떤 색상을 나타내고 모양이 어떠한가는 알 수 있지만, 그 영상이 나타내는 의미는 알

* 본 논문은 2009년도 동국대학교(서울) 연구비 지원에 의하여 이루어졌음.

* 본 논문은 2007년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NO. 2007-313-D00706).

2009년 10월 16일 접수, 2009년 11월 30일 채택

¹⁾ 나사렛대학교 멀티미디어학과

²⁾ 동국대학교-서울 컴퓨터공학과

주 저 자 : 김형일

교신저자 : 김준태

E-mail: jkim@dongguk.edu

수가 없다는 단점으로 인해 내용기반은 의미가 같은 다른 모양의 영상들이 존재할 경우에 분류 및 검색 정확도가 떨어진다(Chu 등, 1998; Datta 등, 2008; Ogle 등, 1995).

Liu 등(2001)은 내용기반 속성과 신체 대칭성을 뇌영상의 분류 및 검색에 활용하였다. 이 연구에서는 뇌의 전산화단층촬영영상을 좌뇌와 우뇌로 분할한 다음에 두 영역을 비교하여 좌뇌와 우뇌에 대한 내용기반 속성을 추출한다. 추출한 내용기반 속성은 뇌 영역 히스토그램의 평균과 분산, 질환 부위의 위치 등이다.

Keysers 등(2003)은 X-선영상에 대한 히스토그램, 윤곽선, 모양의 내용기반 속성을 활용하여 신체 부위를 분류하였다. 그리고 특정 질환 부위에 대하여 다시 동일한 내용기반 속성을 활용하여 분류를 수행하였다.

Felipe 등(2006)은 내용기반을 활용하여 유방 X-선영상으로부터 유방암을 분류하고 검색하기 위해 연구를 수행하였다. 이 연구에서 사용한 속성은 유방암의 모양 속성을 사용하였다. 회백색으로 나타나는 X-선영상에서 암의 영역을 추출하는 것은 매우 어려운 작업이다. 이 연구에서는 유방암이 나타난 국소 부위에 대하여 Zernike 모멘트를 활용하여 모양 속성을 추출하였다.

KalPathy-Cramer 등(2007)은 다양한 의료영상을 분류하고 검색하기 위한 방법을 연구하였다. 이 연구에서는 영상에 대한 내용기반 속성으로 히스토그램과 질감을 사용하였으며, 분류를 위해 신경망을 사용하였다.

내용기반은 영상 분류나 검색에서 주목받고 있는 방법이지만, 원시 영상에서 추출한 색상, 질감, 모양 등과 같은 속성들은 영상의 의미를 파악하는 데 한계가 있다. 이러한 문제점을 완화하여 뇌 자기공명영상 분류에 효과적으로 응용할 수 있는 공간정보를 이용한 뇌 자기공명영상 분류 기법을 본 논문에서 제안한다.

3. 영상정보

제안한 기법에서 활용하는 영상정보는 크게 두 가지로 나뉘며, 하나는 하위 영상정보이고 다른 하나는 상위 영상정보이다. 하위 영상정보는 원시 영상에서 추출한 각 영상 조각들에 대해 해부학적 명칭을 부여할 때 사용한다. 상위 영상정보는 해부학적 명칭을 습득한 각 영상 조각을 이용하여 영상의 공간정보를 추출하고, 이를 이용하여 의료영상을 분류한다.

하위 영상정보에서 활용하는 속성을 표 1에 나타내었으며, 하위 영상정보에서 활용하는 속성은 영상 조각의 윤곽선 길이, 밝기, 면적, 영상 조각의 중심점, 영상 조각의 모난 정도, 영상 조각의 둥근 정도, 최소 외접사각형 좌표이다.

윤곽선 길이는 영상 조각의 윤곽선을 구성하는 픽셀의 수이고, 영상은 256가지의 회백색 색상에 대한 히스토그램으로 표현되며, 밝기는 히스토그램값의 평균이다. 최소 외접사각형은 분할된 영상 조각에 외접하는 사각형으로 좌상단 좌표와 우하단 좌표를 이용하여 속성을 표현한다. 최소 외접사각형을 활용하면 뇌 영역에서 차지하는 영상 조각의 분포를 측정할 수 있다. 그리고 최소 외접사각형을 영상 조각의 중심점과 같이 사용하면 영상 조각의 위치정보와 범위정보에 따른 해부학적 형태를 쉽게 설명할 수 있다는 장점이 있다. 면적은 영상 조각의 전체 픽셀 수이다. 영상 조각의 최소 외접사각형의 크기가 같을 경우 면적에 따라 영상 조각의 크기를 구분할 수 있다. 중심점은 영상 조각의 중심을 표현한 속성으로 영상 조각의 위치를 알려주며, 모난 정도와 둥근 정도를 계산하기 위한 기본 속성으로 활용된다.

모난 정도는 영상 조각이 얼마나 들쭉날쭉한 형태로 나타나는지를 표현한 것으로 식 (2)와 같이 계산한다. 식 (2)에서 *center*는 중심점이고, *contour(x_i)*는 윤곽선의 *i*번째 좌표값이다. *i*의 범위는 윤곽선에 나타난 모든 좌표점을 대상으로 하고, 식 (1)의 *CntAve*는 평균거리이다. 모난 정도는 영상 조각 중심점에서 윤곽선까지의 길이를 계산한 후, 그 길이의 편차를 이용한다. 만약 영상 조각이 완전한 원형이면 모난 정도는 '0'이다. 회백질과 백질 영역은 모난 정도가 심한 반면, 종양과 같은 이상 부위는 모난 정도가 회백질이나 백질에 비해 심하지 않다.

$$CntAve = \frac{\sum_{i=1}^n Distance(center, contour(x_i))}{n} \quad (1)$$

표 1. 하위 영상정보

| 속성 | 설 명 |
|----------------------|------------------------------------|
| L | 영상 조각의 윤곽선 길이 |
| B | 영상 조각의 밝기를 히스토그램값으로 나타낸 속성 |
| UL(X, Y) DR(X, Y) | 영상 조각에 대한 최소 외접사각형의 좌상단 좌표와 우하단 좌표 |
| A | 영상 조각의 면적 |
| C(X, Y) | 영상 조각 중심점의 좌표 |
| P | 영상 조각이 모난 정도 |
| R | 영상 조각이 둥근 정도 |

$$Pts = \sum_{i=1}^n (CntAve - Distance(center, Contour(x_i)))^2 \quad (2)$$

동근 정도는 그 영상 조각이 얼마나 원의 형태에 가까운지를 나타내는 척도로 영상 조각의 외접원과 내접원을 이용하여 계산한다. 동근 정도는 외접원 면적에 대한 내접원 면적의 비율을 활용하며, 영상 조각이 완전한 원형이면 동근 정도는 '1'이 된다. 식 (5)는 동근 정도를 계산하는 식이며, 식 (3)은 내접원의 면적을 계산하는 식이고, 식 (4)는 외접원의 면적을 계산하는 식이다. 식에서 center는 중심점이고 contour(x_i)는 윤곽선의 i번째 좌표값이다. 동근 정도는 모난 정도와 같이 이상 부위를 추출할 때 중요하게 사용된다. 특히 종양과 같은 이상 부위는 동근 정도가 1에 가장 근접한다.

$$Area_{IC} = MIN(\pi \times Distance(center, contour(x_i))^2) \quad (3)$$

$$Area_{CC} = MAX(\pi \times Distance(center, contour(x_i))^2) \quad (4)$$

$$Roundness = \frac{Area_{IC}}{Area_{CC}} \quad (5)$$

하위 영상정보를 이용하여 영상 조각이 명칭을 획득한 후에는 상위 영상정보를 추출하며, 상위 영상정보를 추출하는 목적은 해부학적 명칭이 부여된 영상 조각들의 공간 관계를 추출하여 의료영상을 분류하는 데 활용하기 위해서다. 상위 영상정보는 해부학적 영역들이 서로 어떻게 관련되어 있는지를 표현한 정보이다. 상위 영상정보를 표 2에 나타내었으며, 속성으로는 뇌척수액 유무, 뇌 영역 중심과 이상 부위 중심 사이의 거리, 이상 부위의 방향, 이상 부위와 뇌척수액과의 침윤관계, 영상 조각들의 밝기 비율과 면적 비율 등이 있다.

표 2. 상위 영상정보

| 속성 | 설 명 |
|------|--------------------------|
| CSF | 영상 조각 중 뇌척수액 영역의 존재 유무 |
| UO | 영상 조각 중 이상 부위의 존재 유무 |
| ARBU | 뇌 전체 면적에 대한 이상 부위의 면적 비율 |
| ARWG | 백질과 회백질의 면적 비율 |
| BRUW | 이상 부위의 영상 조각과 백질의 밝기 비율 |
| BRUG | 이상 부위의 영상 조각과 회백질의 밝기 비율 |
| DU | 이상 부위의 방위 |
| SR | 뇌척수액과 이상 부위의 침윤관계 |
| CD | 뇌 중심으로부터 이상 부위 중심까지의 거리 |

그림 1에 이상 부위의 방향을 나타냈고, 그림 2에 뇌 중심과 이상 부위의 거리를 나타냈으며, 그림 3에 뇌척수액과 이상 부위의 위치관계를 나타내었다.

자기공명영상은 사람이나 촬영한 기계에 따라 영상의 밝기값이 다르게 나타난다. 그러므로 영상의 밝기에 대한 기준을 생성하기 위해서는 영상 조각들의 밝기 비율을 정보로 추출해야 한다. 그림 3에 나타난 바와 같이 두 개의 영상은 뇌 자기공명영상이지만, 서로 다른 밝기를 가지고 있다.

이상 부위가 동일한 면적일지라도 어린이 뇌와 어른

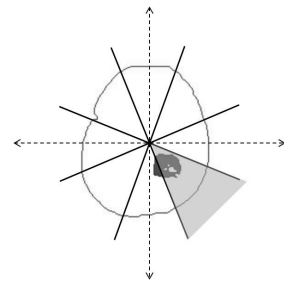
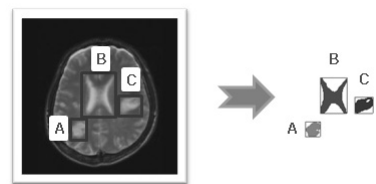


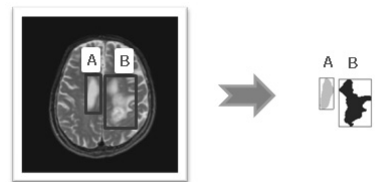
그림 1. 이상 부위의 방향



그림 2. 뇌 중심과 이상 부위 중심 간의 거리



a) 뇌척수액과 이상 부위가 떨어진 경우



b) 뇌척수액과 이상 부위가 겹친 경우

그림 3. 뇌척수액과 이상 부위의 위치관계

뇌는 면적 차이가 매우 크기 때문에 이상 부위와 뇌 영역에 대한 면적 비율은 분류에 중요한 속성으로 사용된다. 상위 영상정보에서 활용한 밝기 비율에는 이상 영상 조각과 백질의 밝기 비율, 이상 영상 조각과 회백질의 밝기 비율이 있다. 이상 부위의 방향정보는 뇌 중심에 대한 이상 부위의 방향을 나타내며, 이것은 머리 중심을 기준으로 뇌를 북, 동북, 동, 동남, 남, 서남, 서, 서북의 8 방향으로 나눈다. 방향정보는 이상 부위가 뇌의 어느 방향에 속했는지를 측정하며, 이상 부위의 위치관계를 추출할 때 활용한다. 뇌의 8 방향은 전두엽, 측두엽, 후두엽이라는 뇌의 구조적 형태를 고려하여 생성하였다. 뇌 중심으로부터 이상 부위 중심까지의 거리는 이상 부위가 뇌 중심으로부터 얼마나 떨어져있는지를 측정하는 속성이다. 뇌척수액과 이상 영상 조각의 침윤관계는 이상 부위가 뇌척수액 영역을 침윤하였는지를 측정하는 속성이다.

4. 공간정보 생성

본 논문에서 제안한 공간정보를 이용한 뇌 자기공명영상 분류 기법을 식 (6)에 나타내었으며, 식에 나타난 C는 이상 부위에 대한 클래스로, 클래스는 질병 명칭에 해당한다.

κ 는 관계상수로 이상 부위에 대한 명칭과 영상 속성들의 관계성을 나타낸다. 제안한 기법에서 관계상수를 적용한 이유는 이상 부위의 발생 특성과 관계가 높은 속성에는 높은 가중치를 적용하고, 이상 부위의 발생 특성과 관계가 낮은 속성에는 낮은 가중치를 적용하기 위해서다. 관계상수를 의료영상 분류에 적용하면 분류에 효과적인 속성은 높은 가중치를 소유하여 의료영상 분류에 많은 작용을 하게 되고, 분류에 효과적이지 못한 속성은 낮은 가중치를 소유하여 오분류 발생은 완화하고 분류 정확도는 향상시킬 수 있는 장점을 갖는다.

$V_1, V_2, V_3, \dots, V_n$ 은 클래스를 분류하기 위한 속성이고, C는 분류 클래스를 의미한다. 공간정보를 이용한 뇌 자기공명영상 분류 기법에서는 클래스를 분류할 수 있는 속성들을 이용하여 클래스 발생확률을 계산한다.

식 (6)을 클래스 분류에 사용한 속성들을 기준으로 재 표현하면 식 (7)로 변환되고, 식 (7)은 조건부 확률에 의해 식 (8)로 변환 가능하며, 특정 속성이 클래스를 분류할 때 사용되지 않으면 확률값을 '0'으로 만드는 문제를 발생시킬 수 있으므로 이러한 문제를 해결하기 위해 라플라스(Laplace) 근사값을 적용하여 속성 통합 기법을 식 (9)와 같이 변환할 수 있다. 식 (9)에 나타난 α_i 는 서로 다른

분류 속성들의 총수를 의미한다.

$$IA(C, V_i) = \kappa_i \cdot P(C|V_1, V_2, V_3, \dots, V_{n-1}, V_n), i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad (6)$$

$$= (\kappa_1 \cdot P(C|V_1)) \cdot (\kappa_2 \cdot P(C|V_2)) \cdot (\kappa_3 \cdot P(C|V_3))$$

$$\dots \cdot (\kappa_{n-1} \cdot P(C|V_{n-1})) \cdot (\kappa_n \cdot P(C|V_n)) \quad (7)$$

$$= (\kappa_1 \cdot \frac{P(V_1|C)P(C)}{P(V_1)}) \cdot (\kappa_2 \cdot \frac{P(V_2|C)P(C)}{P(V_2)}) \cdot$$

$$(\kappa_3 \cdot \frac{P(V_3|C)P(C)}{P(V_3)}) \cdot \dots \cdot (\kappa_{n-1} \cdot \frac{P(V_{n-1}|C)P(C)}{P(V_{n-1})})$$

$$\cdot (\kappa_n \cdot \frac{P(V_n|C)P(C)}{P(V_n)}) \quad (8)$$

$$\approx (\kappa_1 \cdot \frac{P(V_1|C)P(C)+1}{P(V_1)+\alpha_1}) \cdot (\kappa_2 \cdot \frac{P(V_2|C)P(C)+1}{P(V_2)+\alpha_2})$$

$$\cdot (\kappa_3 \cdot \frac{P(V_3|C)P(C)+1}{P(V_3)+\alpha_3})$$

$$\cdot \dots \cdot (\kappa_{n-1} \cdot \frac{P(V_{n-1}|C)P(C)+1}{P(V_{n-1})+\alpha_{n-1}})$$

$$\cdot (\kappa_n \cdot \frac{P(V_n|C)P(C)+1}{P(V_n)+\alpha_n}) \quad (9)$$

공간정보를 이용한 의료영상 분류 시스템은 크게 하위 영상정보 모듈, 상위 영상정보 모듈, 공간정보 생성 모듈로 구성되며, 그 외에 의료영상을 조각으로 분할하는 영상 분할 모듈과 영상정보 데이터베이스로 구성된다.

영상 분할 모듈은 하나의 원시 영상을 여러 개의 영상 조각으로 분할하는 모듈이다. 영상 분할 모듈은 영상의 색상 히스토그램을 이용하여 영상 조각들을 추출한다. 우선 전체 영상에서 뇌 바깥쪽의 여백 부분을 제거한 후, 뇌 외곽을 감싸고 있는 두개골 부분도 제거한다. 다음에는 뇌 영역의 외곽 영역인 백질을 추출한 후, 백질 안의 회백질 영역을 추출한다. 그리고 회백질 내부에 뇌척수액 영역이 존재하면 뇌척수액 영역을 추출한다. 이상 부위의 경우 백질이나 회백질을 추출할 때 함께 추출한다. 영상 분할 모듈에 의해 생성된 영상 조각들은 하위 영상정보 모듈로 입력된다.

하위 영상정보 모듈은 하위 영상 속성 추출기와 영상 조각 명칭 부여기로 구성된다. 하위 영상 속성 추출기는 영상 분할을 수행하여 얻은 각각의 영상 조각들에서 하위 영상정보를 생성한다. 영상 조각 명칭 부여기는 뇌의 해부학적 명칭을 이용하여 각 영상 조각에 명칭을 부여한다. 영상 조각 명칭 부여기는 해부학적 명칭을 부여하기 위해서 공간정보 생성 모듈의 하위 영상정보 관계 분석기와 영상정보 데이터베이스의 정보를 활용한다. 명칭을 부여 받은 영상 조각들은 다시 영상정보 데이터베이스에 저장

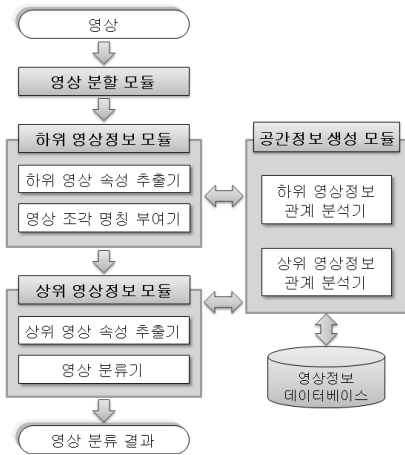


그림 4. 시스템 구조도

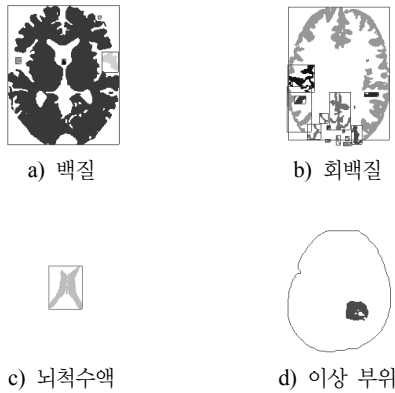


그림 5. 영상 조각들의 예

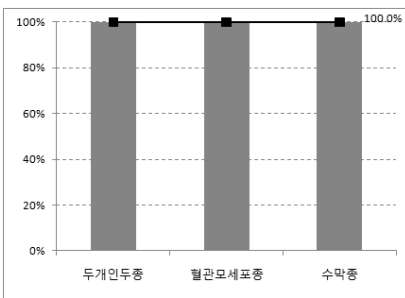


그림 6. 양성 뇌종양 질환 영상의 분류 정확도

된다. 그리고 명칭이 부여된 영상 조각과 하위 영상정보를 상위 영상정보 모듈로 전달한다.

상위 영상정보 모듈은 상위 영상 속성 추출기와 영상 분류기로 구성된다. 상위 영상 속성 추출기는 하위 영상 정보 모듈에서 전달받은 명칭이 부여된 영상 조각들을 이

용하여 공간정보를 생성한다. 그리고 영상 분류기에서는 공간정보 생성 모듈의 상위 영상정보 관계 분석기와 영상 정보 데이터베이스의 정보를 활용하여 영상을 분류한다.

공간정보 생성 모듈은 하위 영상정보 관계 분석기와 상위 영상정보 관계 분석기로 구성된다. 하위 영상정보 관계 분석기는 영상정보를 공간정보 생성 기법에 적용하여 영상 조각의 해부학적 명칭 분류를 수행하며, 상위 영상정보 관계 분석기는 영상정보를 공간정보 생성 기법에 적용하여 영상 분류를 수행한다.

5. 실험결과

본 논문의 실험을 위한 환경은 다음과 같다. 중앙처리 장치는 펜티엄IV 2.3 GHz, 메모리는 2G, 운영체제는 윈도우즈XP를 이용하였다.

실험에서 사용한 데이터 집합은 크게 두 가지로 나뉘며, 하나는 정상 소견을 가진 영상 데이터 집합이고, 다른 하나는 병적 소견을 가진 영상 데이터 집합이다. 각 실험 데이터 집합에는 각각 100개의 뇌 자기공명영상 데이터가 존재한다. 두 실험 데이터에 존재하는 200개의 뇌 자기공명영상에는 2,530개의 영상 조각이 존재한다. 실험 데이터에서 백질의 경우 평균 3개 정도의 조각으로 나타나며, 회백질의 경우 평균 23개 정도의 조각으로 나타난다.

실험 데이터가 크지 않은 상태를 고려하여 실험은 10회 교차검증법을 사용하였으며, 실험 데이터를 10개 집단으로 나누어 9개 집단은 훈련 데이터로 사용하고, 1개 집단은 테스트 데이터로 사용하였다. 그리고 이렇게 나누어진 10개 집단에서 훈련 데이터와 테스트 데이터를 서로 교환하여 10번의 실험을 수행하였다.

본 실험에서 사용한 해부학적 명칭은 백질, 회백질, 뇌척수액, 이상 부위이고, 이상 부위는 병적 소견을 가진 부위이며, 그림 5에 해부학적 명칭에 따른 영상 조각들을 나타내었다.

실험에 사용한 뇌종양 질환은 두개인두종, 혈관모세포종, 수막종, 전이암, 신경교종이다. 뇌종양은 종양의 악성도에 따라서 양성 뇌종양과 악성 뇌종양으로 구분할 수 있다. 실험에 사용한 질환들 중에서 두개인두종, 혈관모세포종, 수막종은 대부분 양성 뇌종양에 해당하는 질환이고, 전이암과 신경교종은 악성 뇌종양에 해당하는 질환이다. 실험에서는 양성 뇌종양과 악성 뇌종양을 구분하여 실험하였으며, 이와 같은 실험을 수행한 이유는 두 종양 부류의 특성을 측정하기 위해서다.

그림 6은 양성 뇌종양에 대한 실험 결과로 두개인두종,

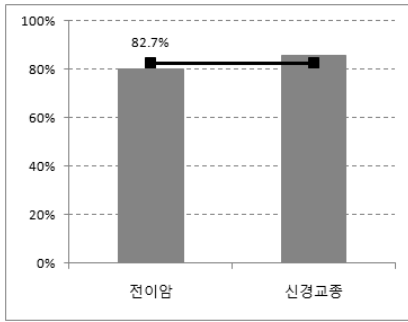


그림 7. 악성 뇌종양 질환 영상의 분류 정확도

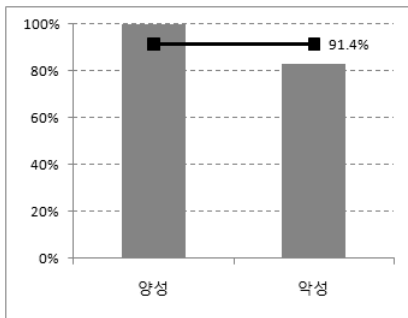


그림 8. 양성 뇌종양과 악성 뇌종양 분류 정확도

혈관모세포종, 수막종 모두 100%의 정확도로 분류되었다.

두개인두종은 뇌하수체 하부의 뇌하수체관에서 주로 발생하는 뇌종양으로 대부분 양성 뇌종양이며, 세포가 증식함으로써 팽창하는 특성을 갖는다. 그러므로 뇌 중심으로부터 이상 부위 중심까지의 거리와 이상 부위의 방위를 분류 속성으로 사용하면 높은 분류 정확도를 얻을 수 있는 질환이다. 또한 두개인두종은 뇌 자기공명영상에서 종양의 경계가 매끄럽게 나타나기 때문에 윤곽선의 길이를 분류 속성으로 사용하면 분류 정확도를 높일 수 있다는 것을 본 실험을 통해 확인할 수 있었다.

혈관모세포종은 90%가 후두와의 소뇌 부위에서 발생하는 모세혈관종으로 혈관세포나 혈관모세포의 증식으로 발생하는 뇌종양이다. 그러므로 이상 부위의 방위나 위치 관계 속성을 사용하면 높은 분류 정확도를 얻을 수 있는 질환이다.

수막종은 뇌 또는 척수를 둘러싸고 있는 수막에서 주로 발생하는 뇌종양으로 대부분 양성이며, 성장이 느린다는 특성을 갖는다. 이러한 수막종은 뇌의 어느 부위에서든 발생할 수 있으나, 대부분 뇌의 종양을 따라서 주로 발견한다. 이러한 질환에서는 뇌척수액과 이상 부위의 위치 관계 속성을 활용하면 우수한 분류 정확도를 얻을 수 있다.

그림 7은 악성 뇌종양에 해당하는 실험결과로 전이암은 80%의 정확도로 분류되었으며, 신경교종은 85.7%의 정확도로 분류되었다.

신경교종은 전체 뇌종양의 약 40%를 차지하며, 뇌와 척수의 내부에서 주로 발생하는 신경교의 종양이다. 신경교종은 침윤성이 있는 종양으로 다른 조직과의 경계가 분명하지 않는 경우가 발생하며, 빠르게 성장한다는 특징을 갖는다. 이러한 질환은 뇌 전체 면적에 대한 이상 부위의 면적 비율을 분류 속성으로 활용하는 것이 효과적이다.

의료영상은 회백색 영상으로 질감이 두드러지게 나타나지 않기 때문에 신경교종이 다른 영역을 침윤하였을 경우에는 원시 의료영상에서 신경교종의 침윤 정도를 정확히 확인하기 힘들며, 이러한 문제가 발생하면 원시 의료영상에서 신경교종 영역만을 정확히 추출할 수 없다. 또한 신경교종은 다른 조직과 경계가 불분명하다는 특징이 있고, 의료영상에서 신경교종은 다양한 형태로 나타나는 경우가 빈번하게 발생하기 때문에 이러한 형태적 다양성으로 신경교종의 발생 속성을 추출하기는 매우 어렵다. 영역을 정확한 형태로 추출할 수 없다는 문제는 의료영상 분류에서 분류 정확도를 저하시키는 이차적 문제를 유발한다. 이러한 문제점들로 본 실험에서도 신경교종은 양성 뇌종양에 비해 낮은 정확도를 나타내었다.

전이암은 두개강 내 종양 중 가장 흔한 질환으로 대부분 신체 각 부위의 암이 뇌로 전이되어 발생하는 뇌종양이며, 뇌에서 발생하는 전이암은 회백질 및 백질의 경계부에 발생하는 경우가 많다. 다른 암이 있는 환자가 천막상부 한 군데에 단발성 병변이 있는 경우 90% 정도는 전이암이다. 그리고 전이암은 의료영상에서 크기가 비교적 작고 밝게 나타는 경우가 많다. 그러므로 이러한 질환은 이상 부위와 백질의 밝기 비율 속성과 이상 부위와 회백질의 밝기 비율 속성을 분류에 적용하면 효과적이다.

전이암은 회백질과 백질의 경계부에 발생하는 경우가 많기 때문에 전이암의 전체 영역을 정확히 추출할 수 없는 경우가 발생한다. 회백질과 백질은 여러 개의 다양한 조각들로 구성되기 때문에 전이암의 영역 추출에 노이즈로 작용한다. 이러한 문제는 전이암의 특징 추출을 어렵게 만들어 의료영상의 분류 정확도를 저하시키는 원인으로 작용한다. 전이암이 발생하는 부위 또한 다양하여 위치 속성을 일반화하기 힘든 경우가 많다.

신경교종과 전이암이 백질 영역에 나타날 경우 비슷한 형태로 존재하는 경우가 있어 신경교종과 전이암을 정확히 구분하기 힘든 경우가 발생한다. 이러한 문제점으로 신경교종과 전이암은 오분류되는 경우가 발생하기도하여

표 3. 양성 뇌종양과 악성 뇌종양의 질환 영상 분류

| 분류 | 질환 | 정확도 |
|--------|--------|--------|
| 양성 뇌종양 | 두개인두종 | 100.0% |
| | 혈관모세포종 | 100.0% |
| | 수막종 | 100.0% |
| 악성 뇌종양 | 전이암 | 80.0% |
| | 신경교종 | 85.7% |

본 실험에서도 양성 뇌종양에 비해 낮은 분류 정확도를 나타내었다. 원시 의료영상에서 신경교종과 전이암을 구분하기 힘든 경우에는 병리학적 검사 등을 활용하여 판별한다.

그림 8에서 양성 뇌종양과 악성 뇌종양 영상에 대한 분류 정확도를 나타내었고, 본 실험에서 양성 뇌종양과 악성 뇌종양의 평균 분류 정확도는 91.4%로 나타났다.

표 3에서 양성 뇌종양과 악성 뇌종양에 속한 모든 뇌종양에 대한 실험결과를 표로 나타내었다. 여러 실험결과에서 나타난 바와 같이 악성 뇌종양은 양성 뇌종양의 분류 결과보다 낮은 분류 정확도를 나타내었다. 이와 같은 결과가 발생하는 이유는 악성 종양의 경우 발생 부위가 다양하고, 다른 부위로 침윤이 발생하는 경우가 많으며, 종양의 경계가 불명확하다는 특성이 있기 때문이다. 이러한 특성을 갖는 질환들은 히스토그램값, 면적, 외접사각형 속성을 사용하면 분류에 효과적이다. 상대적으로 양성 종양은 악성 종양에 비해 발현하는 부위가 일정한 경우가 많기 때문에 방위, 위치관계, 거리 속성을 분류에 사용하면 효과적이다.

6. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서 제안한 공간정보를 이용한 뇌 자기공명영상 분류 기법은 하위 영상정보와 상위 영상정보를 활용하여 뇌 자기공명영상을 분류한다. 제안한 기법은 다음과 같은 과정에 따라 뇌 자기공명영상을 분류한다. 원시 뇌 자기공명영상을 해부학적 형태에 따라 여러 영상 조각으로 분할한 후, 하위 영상정보를 활용하여 영상 조각들에 대해 해부학적 명칭을 부여하고, 해부학적 명칭이 부여된 영상 조각과 상위 영상정보를 활용하여 영상을 질환별로 분류한다.

본 논문에서 활용한 영상정보는 뇌 자기공명영상의 특성을 잘 나타내고 있다는 것을 양성 뇌종양과 악성 뇌종양에 대한 분류 실험에서 확인하였으며, 실험에서 양성

뇌종양은 악성 뇌종양에 비해 매우 우수한 정확도를 나타내었다. 양성 뇌종양은 악성 뇌종양에 비해 발현 위치가 고정적인 경우가 많기 때문에 우수한 분류 정확도를 나타내었다. 악성 뇌종양은 양성 뇌종양에 비해 발현 부위가 다양하며, 다른 조직으로 침윤하는 경우가 많기 때문에 양성 뇌종양에 비해 분류 정확도가 낮게 나타났다. 이상 부위는 조형제의 활용으로 다른 부위에 비해 밝은 색상을 나타내기 때문에 히스토그램값을 분류 속성으로 사용하면 우수한 분류 정확도를 얻을 수 있다. 본 논문에서 제안한 기법이 뇌 자기공명영상을 효과적으로 분류할 수 있다는 것을 몇 가지 실험으로 확인하였다.

향후 연구과제로 특정 질환에 특화된 속성을 분석하여 관계상수를 다양하게 적용하는 연구와 질환과 영상정보 속성의 연관관계에 관한 연구가 필요하다.

참고 문헌

1. Chang, N. S. and Fu, K. S. (1980), "Query-by pictorial-example", *IEEE Transactions on Software Engineering*, Vol. 6, No. 6.
2. Chang, S. K. and Hsu, A. (1992), "Image information systems: Where do we go from here?", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 4, No. 5.
3. Chu, W. W., Hsu, C. C., Jeong, I. T. and Taira, R. K. (1998), "Content-Based Image Retrieval Using Metadata and Relaxation Techniques", *Multimedia Data Management*, 149-190.
4. Datta, R., Joshi, D., Li, J. and Wang, J. Z. (2008), "Image Retrieval: Ideas, Influences, and Trends of the New Age", *ACM Computing Surveys*, Vol. 40, No. 2.
5. Deng, Y., Manjunath, B.S., Kenney, C., Moore, M.S. and Shin, H. (2001), "An Efficient Color representation for image retrieval", *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol. 10, No. 1.
6. Faloutsos, C., Barber, R., Flickner, M., Hafner, J., Niblack, W., Petkovic, D. and Equitz, W. (1994), "Efficient and Effective Querying by Image Content", *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 3, No. 3.
7. Felipe, J. C., Ribeiro, M. X., Sousa, E. P. M., Traina, A. J. M. and Jr, C. T. (2006), "Effective Shape-based Retrieval and Classification of Mammograms," *In Proceedings of the 2006 ACM symposium on Applied Computing*, pp. 250-255.
8. Flickner, M., Sawhney, H., Niblack, W., Ashley, J., Huang, Q., Dom, B., Gorkani, M., Hafner, J., Lee, D., Petkovic, D., Steele, D. and Yanker, P. (1995), "Query by image

- Content: The QBIC System”, *IEEE Computer Special issue on Content Based Retrieval*, Vol. 28, No. 9.
9. Gass, T., Depeursinge, A., Geissbuhler, A. and Muller, H. (2007), “Learning a Frequency-based Weighting for Medical Image Classification”, *In Proceedings of 2nd International Conference on Medical Imaging and Informatics*, pp. 99-108.
 10. Gudivada, V. N. and Raghavan, J. V. (1995), “special issue on content-based image retrieval systems”, *IEEE Computer Magazine*, Vol. 28, No. 9.
 11. Johnson, K. A. and Becker, J. A. (1997), *The Whole Brain Atlas*, Harvard University Press.
 12. Kalpathy-Cramer, J., Hersh, W. (2007), “Image Modality based classification and annotation to improved medical image retrieval”, *In Proceedings of the 12th World Congress on Health (Medical) Informatics; Building Sustainable Health Systems*.
 13. Keysers, D., Dahmen, J. and Ney, H. (2003), “Statistical framework for model-based image retrieval in medical applications”, *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 12, No. 1, pp. 59-68.
 14. Lehmann, T. M., Guld, M. O., Thies, O., Fisher, B., Spitzer, K., Keysers, D., Ney, H., Kohnen, M., Schubert, H. and Wein, B. B. (2004), “Content-based image retrieval in medical applications”, *Methods of Information in Medicine*. Vol. 43.
 15. Li, J., Wang, J. (2003), “Automatic Linguistic Indexing of Pictures by a Statistical Modeling Approach”, *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol. 25. No. 9.
 16. Liu, Y., Dellaert, F., Rothfus, W. E., Moore, A., Schneider, J. and Kanade, T. (2001), “Classification Driven Pathological Neuroimage Retrieval Using Statistical Asymmetry Measures”, *In Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention Conference*, Vol. 2208, pp. 655-665.
 17. Muller, H., Michoux, N. Bandon, D. and Geissbuhler, A. (2004), “A Review of Content-based Image Retrieval Systems in Medical Applications-Clinical Benefits and Future Directions”, *International Journal of Medical Informatics*, Vol. 73.
 18. Ogle, V. E. and Stonebraker, M. (1995), “Chabot : Retrieval from a relational database of images”, *In Proceedings of International Conference on IEEE Computer*, Vol. 28, No. 9.
 19. Oliveira, M. C., Cirne, W. and de Azevedo Marques, P. M. (2007), “Towards Applying Content-based Image Retrieval in the Clinical Routine”, *Future Generation Computer System*, Vol. 23.
 20. Rui, Y., Huang, T. S. and Chang, S. F. (1999), “Image Retrieval: Current Techniques, Promising Directions and Open Issues”, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 10.



김형일 (hkim@kornu.ac.kr)

1996~1998 (주)경기은행
2004 동국대학교 컴퓨터공학과 공학박사
2005~2006 동국대학교 컴퓨터공학과 IT교수(정보통신부)
2007~현재 나사렛대학교 멀티미디어학과 교수

관심분야 : 인공지능, 의료영상, 기계학습, 정보검색



김용욱 (yukim@dongguk.edu)

1999 동국대학교 컴퓨터공학과 학사
2001 동국대학교 컴퓨터공학과 석사
2001~현재 동국대학교 컴퓨터공학과 박사과정

관심분야 : 의료영상, 인공지능, 추천시스템, 기계학습



김준태 (jkim@dongguk.edu)

1986 서울대학교 제어계측공학과 공학사
1990 Univ. of Southern California, Computer Engineering M.S.
1993 Univ. of Southern California, Computer Engineering Ph.D.
1994 Univ. of Southern Methodist, Computer Science and Engineering Postdoc.
1995~현재 동국대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 인공지능, 기계학습, 데이터마이닝, 정보검색