韓國컴퓨터情報學會 論文誌
第14卷 第12號, 2009. 12.

2009-14-12-4-1

EM기반 관계기법을 이용한 의료영상 분석

김 형 일*

Analysis of Medical Images Using EM-based Relationship Method

Hyungil Kim*

요 약

의료영상에 대한 영상정보와 진단정보를 공유하는 환경으로 사용되는 의료영상 시스템은 효과적인 진단 보조 도구로 활용된다. 대규모 의료기관과 협력기관들은 통합 의료정보 시스템이 구축되어 영상정보와 진단정보를 공유할 수 있다. 그러나 통합 의료정보 시스템은 단순히 정보의 저장과 전송만을 제공한다. 이러한 문제점을 해결하고 진단 활동의 효율성을 높이기 위해서는 의료영상 분석 시스템이 필요하다. 본 논문에서 제안한 관계기법은 속성 생성을 위해 의료영상을 분석하고, 본 기법 하에 의료영상은 여러 개의 객체로 분할되며, 의료영상 속성들은 분할된 영상에서 추출된다. 추출된 속성들은 의료영상 분석을 위해 관계기법에 적용된다. 몇 가지 실험 결과를 통해 제안 기법의 효과를 확인하였다.

Abstract

The integrated medical information system is an effective medical diagnosis assistance system which offers an environment in which medial images and diagnosis information can be shared. Because of the large-scale medical institutions and their cooperating organizations are operating the integrated medical information systems, they can share medical images and diagnosis information. 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 analysis system is necessary. In this paper, the proposed relationship method analyzes medical images for features generation. Under this method, the medical images have been segmented into several objects. The medical image features have been extracted from each segmented image. Then, extracted features were applied to the Relationship Method for medical image analysis. Several experimental results that show the effectiveness of the proposed method are also presented.

▸ Keyword : 의료영상(Medical Image), 영상분석(Image Analysis), 의료정보(Medical Information), 기계학습(Machine Learning)

• 제1저자 : 김형일
• 투고일 : 2009. 10. 22, 심사일 : 2009. 10. 28, 게재확정일 : 2009. 12. 24.
* 나사렛대학교 멀티미디어학과 교수
※ 본 논문은 2009년도 나사렛대학교 학술연구비 지원에 의해서 연구되었음.

www.kci.go.kr

Ⅰ. 서 론

정보화에 대한 인식이 높아지면서 의료정보 시스템도 빠른 발전을 이루고 있다. 의료정보 시스템에는 진료, 환자, 의사와 관련한 병원업무를 관리하는 HIS, 방사선과에서 촬영한 영상을 컴퓨터로 저장하는 RIS, 네트워크를 통하여 의료영상을 송수신하는 PACS 등이 있다[1, 2]. 이러한 의료정보 시스템들은 영상정보와 진단정보를 이원화하여 관리하기 때문에 의료활동에 능동적으로 대처할 수 없다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 단순 기능에 의존한 의료정보 시스템을 고급 기능을 소유한 시스템으로 변화시켜야 한다.

의료정보 시스템에서 활용되는 의료영상은 질환을 예측할 때 활용되는 중요한 도구로 일반적으로 많이 활용되는 의료영상에는 MRI, CT, X-ray 등이 있다[3]. 의료활동에 중요한 수단으로 활용되는 의료영상은 회색조로 표현되므로 자동화 시스템에서 활용하기에는 표현형식이 너무나 단조롭다는 문제가 있다. 이러한 의료영상의 특성 문제로 의료영상에서 의미 있는 정보를 추출하기란 매우 어렵다[4].

의료영상은 촬영을 수행할 때마다 여러 장의 영상이 생성되고, 각 영상은 높은 해상도를 가지므로 영상 파일의 용량이 매우 크다. 이와 같은 문제로 대량의 영상 데이터베이스에서 영상을 검색할 경우에 많은 시간이 소요된다는 단점이 있다. 의료정보 시스템의 활용도를 높이기 위해서는 의료영상에 대한 효과적인 영상 분석 방법이 필요하다[5, 6].

의료영상은 전체 영상이 회색조로 표현되기 때문에 영상에 나타난 신체 부위의 경계가 불확실하며, 신체 부위의 특징도 뚜렷하지 않아 전문가가 아닌 이상 구별하기 어렵다. 이와 같은 이유로 의료영상에서 각 신체 부위를 분석하고 특징을 추출하는 것은 매우 어려운 작업에 속한다. 의료영상에 대한 다양한 속성 분석 방법이 의료정보 시스템에 적용되어야 효과적인 의료영상 분석을 수행할 수 있지만, 일반적인 의료정보 시스템은 효과적인 의료영상 분석을 수행하지 못한다.

이와 같은 문제점을 완화하고 의료영상에서 효과적인 특징을 추출하기 위해 본 논문에서는 관계기법을 제안한다. 관계기법은 영상의 2차원적 정보에서 객체 특징을 추출하여 객체들의 관계가 포함된 관계속성을 생성한다. 의료영상에서 추출한 특징들을 이용하여 생성한 관계속성을 원시 의료영상에 적용하여 의료영상이 나타내는 의미를 분석한다.

본 논문의 2장에서 관련 연구에 대해 설명하고, 3장에서는 본 논문에서 제안한 관계기법과 의료영상 속성 추출 방법에 대해 설명한다. 4장에서 제안한 기법의 실험 결과를 분석하고, 5장에서는 결론과 향후 연구에 대해 기술한다.

Ⅱ. 관련 연구

의료영상 중에서 MRI는 자석과 고주파만을 활용하여 신체 조직을 형상화한다. MRI는 공간 해상력과 대조 해상력이 뛰어나 촬영된 신체 조직들의 경계나 조직 밀도 구별이 쉽다[7, 8]. 이러한 장점으로 MRI는 영상진단에 있어서 다른 의료영상보다 진단 정확도가 높다고 평가되고 있다.

의료영상 검색에 활용되는 기법은 주석기반기법과 내용기반기법으로 나뉘며, 주석기반은 주석과 키워드를 활용하는 방법으로 전문가가 영상에 대해 설명을 직접 기술한다[9, 10]. 주석기반은 전문가가 직접 개입하여 영상 해석에 대한 내용을 작성하므로 영상 검색에 있어서 높은 정확도를 갖는다. 그러나 주석기반은 전문가가 직접 영상을 설명하기 때문에 많은 시간이 소모되는 단점이 있고, 전문가들이 사용하는 설명은 통일된 형식이 없기 때문에 동일한 영상에 대해서도 서로 다른 설명을 작성할 수 있다는 단점이 있다[11, 12].

내용기반은 주석기반의 한계를 극복하기 위해 연구되고 있으며, 내용기반은 영상에 표현되어 있는 기본적인 속성정보를 활용한다. 영상의 기본적인 정보에는 색상, 질감과 같은 영상정보와 모양과 같은 형태정보 등이 있다[13, 14]. 내용기반은 영상의 특징을 자동으로 추출할 수 있으며, 영상 자체를 검색에 이용할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 영상의 표면적인 정보만을 이용하기 때문에 영상이 갖는 의미를 파악하기 어렵다는 문제점을 갖는다.

표 1. 주석기반기법과 내용기반기법 비교
Table 1. Comparison of the annotation-based method and the content-based method

항목	주석기반	내용기반
분석	전문가 개입	전문가 개입 없음
검색력	높음	낮음
자동화	불가능	가능

영상의 기본적인 정보만을 이용한 상용화 영상 검색 시스템은 QBIC(query by image content), VIR(virage image search), VRW(visual retrieval ware) 등이 있다[15, 16]. QBIC(query by image content)은 IBM에서 개발한 영상 검색기로 색상 비율, 분포, 위치 및 그래픽으로 표현된 영상 질감을 통해 영상을 검색할 수 있다.

일반적으로 상용화 영상 검색 시스템들은 속성으로 색상,

www.kci.go.kr

히스토그램, 질감, 모양 등을 사용하여 검색을 수행한다. 그러나 이러한 검색 방법은 영상의 표면적인 정보만을 이용하기 때문에 영상이 어떤 색상을 나타내고 모양이 어떠한가는 알 수는 있지만, 그 영상의 의미는 알 수가 없다. 이와 같은 단점으로 인해 의미가 같은 다른 모양의 영상이 있을 경우 검색 정확도가 떨어지는 경향이 있다[17, 18].

내용기반 영상 검색의 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서 속성들의 관계성을 파악하여 의료영상을 분석하는 관계기법을 제안한다. 관계기법은 원시 의료영상에서 객체들을 추출하여 객체의 특징을 분석한 후, 객체들의 관계속성을 생성하여 의료영상을 분석한다.

III. 의료영상 분석을 위한 관계기법

3.1 관계기법

본 논문에서 제안한 관계기법을 이용한 의료영상 분석은 크게 세 가지 단계로 이루진다. 첫 번째 단계는 의료영상에 속한 객체들의 2차원적 관계정보를 추출하는 단계이고, 두 번째 단계는 의료영상을 구성하는 각 객체에 명칭을 부여하는 단계이며, 세 번째 단계는 추출된 2차원적 관계정보를 의료영상에 적용하여 의료영상을 분석하는 단계이다.

객체들의 2차원적 관계정보를 얻기 위해 원시 영상을 분석하여 객체를 추출하고, 추출된 객체에 해부학적 명칭을 부여한다. 이러한 분할된 객체들의 2차원적 관계정보는 의료영상을 분석할 때 중요한 속성으로 사용된다. 관계속성은 원시 영상을 조각화하여 생성시킨 객체에서 추출하며, 이 때 사용되는 2차원적 속성정보는 변화량, 변화율, 원형률, 윤곽선 길이, 밝기, 면적, 중심점, 외접사각형 등이다.

변화량 속성은 객체의 돌출 부위를 측정하는 속성으로 객체의 돌출 부위 수량을 객체 변화량에 적용하여 계산하며, 변화량에 대한 공식을 식 2에 표현하였다. 식 1은 객체의 변화량 속성을 측정할 때 사용하는 속성으로 객체 외곽선의 곡선 변화를 측정하여 계산한다. $center$는 객체의 중심점을 의미하고, $Contour(x_i)$는 객체 외곽선에 나타난 임의의 좌표 x_i를 의미한다. $D(a_i)$는 객체 외곽선에서 변곡점이 발생한 부분을 측정하여 변화량을 계산한다. a_i는 외곽선에 존재하는 임의의 위치로 돌출 부위 발생 여부 확인을 위해 해당 위치의 미분값을 활용한다. 미분값을 생성하기 위한 조건식을 식 1에 나타내었다. 회백질과 백질 영역은 변화량이 심하지만, 종양과 같은 이상 부위는 변화량이 심하지 않다는 특성이 있다.

$$D(a_i)=\lim_{\triangle x\to 0}\frac{f(a_i+\triangle x)-f(a_i)}{\triangle x}=0,\ i\in N \quad (1)$$

$$C_D=total\ number\ of\ (D(a_i)=0),\ i\in N \quad (2)$$

변화율 속성은 객체의 모난 정도를 표현한 속성으로 각 객체에 따라 고유한 특성이 있다. 객체의 변화율 속성을 식 3에 표현하였고, 식 4에 표현된 M_{DO}는 객체 외곽선의 평균 거리이다. A_P는 객체 변화율로 외곽선에 나타난 임의의 좌표 x_i에서 객체 외곽선의 평균 거리 M_{DO}와의 거리 차의 제곱에 대한 합으로 정의한다. M_{DO}는 외곽선에 나타난 임의의 좌표 x_i와의 거리 합의 평균이다. 변화율은 객체 중심점에서 윤곽선까지의 길이에 대한 편차를 이용하여 표현하며, 객체가 완전한 원형이면 변화율은 0이다.

$$A_P=\sum_{i=1}^{n}(M_{DO}-Distance(center,Contour(x_i)))^2,\ i\in N \quad (3)$$

$$M_{DO}=\frac{\sum_{i=1}^{n}Distance(center,contour(x_i))}{n},\ i\in N \quad (4)$$

객체의 원형률 속성은 객체의 둥근 정도를 표현한 속성으로 식 5에 표현하였다. A_{R_i}는 원형률을 의미하고, π는 원주율을 나타낸다. $Min(\pi\times Distance(center,contour(x_i))^2)$은 객체 중심점과 외곽선에 나타난 임의의 x_i 좌표의 거리를 이용하여 원의 면적을 계산하는 식으로 내접원의 면적을 추출할 때 활용한다. $Max(\pi\times Distance(center,contour(x_i))^2)$는 외접원의 면적을 추출할 때 사용하는 식이다. 원형률은 객체가 얼마나 원형 형태에 가까운가를 측정하는 속성으로 각 객체의 외접원과 내접원을 이용한다. 원형률을 측정할 때는 외접원 면적에 대한 내접원 면적의 비율을 활용한다. 객체가 완전한 원형이면 원형률은 1이 된다. 원형률은 변화율과 같이 이상 부위를 추출할 때 중요한 속성으로 사용되며, 특히 종양과 같은 이상 부위는 원형률이 1에 근접한다.

$$A_{R_i}=\frac{Min(\pi\times Distance(center,contour(x_i))^2)}{Max(\pi\times Distance(center,contour(x_i))^2)},\ i\in N \quad (5)$$

A_{Length_i}는 윤곽선 길이를 의미하고, $A_{Brightness_i}$은 객체 밝기를 의미한다. 윤곽선 길이는 객체 외곽선의 2차원적 구조에서 추출하며, 윤곽선 길이를 측정할 때는 객체 외곽선의 픽셀을 이용한다. 객체의 윤곽선 길이 속성을 추출하기 위한 공식을 식 6에 표현하였다.

$Outline(domain_i(p_{(xs_s ys_i)},p_{(xe_s ye_i)}))$은 객체의 윤곽선 추출에 활용되는 식으로 $p_{(xs_s ys_i)}$는 x축 시작좌표 xs_i와 y축 시작좌표 ys_i를 활용한 객체 경계의 시작좌표이고, $p_{(xe_s ye_i)}$는 종료좌표이다.

www.kci.go.kr

$Brightness(domain_i(p_{(xs_i,ys_i)},p_{(xe_i,ye_i)}))$는 객체의 경계 시작좌표 $p_{(xs_i,ys_i)}$와 종료좌표 $p_{(xe_i,ye_i)}$를 이용하여 밝기를 추출한다. 밝기 속성은 원시 영상의 히스토그램값을 이용하고, 밝기 속성을 추출하기 위한 공식을 식 7에 표현하였으며, 밝기 속성을 활용하면 각 객체의 명암 특성을 표현할 수 있다. 밝기 속성은 객체 외곽의 시작좌표와 종료좌표를 이용하여 객체 내부의 밝기를 나타낸다.

$$A_{Length_i} = Length(Outline(domain_i(p_{(xs_i,ys_i)},p_{(xe_i,ye_i)}))),\ i \in N \quad (6)$$

$$A_{Brightness_i} = Brightness(domain_i(p_{(xs_i,ys_i)},p_{(xe_i,ye_i)})),\ i \in N \quad (7)$$

$A_{Coordinate_i}$는 외접사각형 속성을 의미하고, A_{Size_i}는 객체의 크기를 의미하는 속성이다. 객체의 외접사각형 속성은 원시 영상에서 추출한 객체의 외접사각형을 이용하며, 객체의 외접사각형 속성에 대한 공식을 식 8에 표현하였다. $A_{Coordinate_i}$는 임의의 객체에서 외접사각형을 추출하는 식으로 외접사각형은 $Coordinate(rectangle_i)$를 이용하여 생성한다. $rectangle_i$은 임의 객체의 외접사각형을 의미하고, $rectangle_i(p_{l(xs_i,ys_i)},p_{l(se_i,ye_i)},p_{r(xs_i,ys_i)},p_{r(xe_i,ye_i)})$를 추출할 때는 각 객체의 좌측 상단과 좌측 하단, 우측 상단과 우측 하단에 대한 좌표를 활용한다. 공식에 나타난 $p_{l(xs_i,ys_i)}$, $p_{l(se_i,ye_i)}$, $p_{r(xs_i,ys_i)}$, $p_{r(xe_i,ye_i)}$은 외접사각형의 좌측 하단, 좌측 상단, 우측 하단, 우측 상단에 해당한다. A_{Size_i}는 객체의 면적 속성으로 분할된 영상 객체의 픽셀을 이용하며, 면적 속성을 활용하면 객체의 크기를 구분할 수 있다. $Size(domain_i(p_{(xs_i,ys_i)}p_{(xe_i,ye_i)}))$은 각 객체의 면적을 추출하는 공식으로 객체의 외곽 경계 시작좌표 $p_{(xs_i,ys_i)}$와 종료좌표 $p_{(xe_i,ye_i)}$를 이용한다. 면적 속성을 활용하면 각 객체의 형태적 특성을 일반화할 수 있다.

$$A_{Coordinate_i} = Coordinate(rectangle_i)$$

$$rectangle_i(p_{l(xs_i,ys_i)},p_{l(se_i,ye_i)},p_{r(xs_i,ys_i)},p_{r(xe_i,ye_i)}),\ i \in N \quad (8)$$

$$A_{Size_i} = Size(domain_i(p_{(xs_i,ys_i)}p_{(xe_i,ye_i)})),\ i \in N \quad (9)$$

A_{Center_i}는 객체의 중심 속성이고, $A_{Direction_i}$는 객체의 방향 속성이다. 객체의 중심 속성은 분할된 각 객체의 중심점 좌표를 이용한 속성으로 각 객체의 위치를 알려주는 정보로 활용되며, 중심 속성을 추출하기 위한 공식을 식 10에 표현하였다. 식에서 $Center(domain_i)$는 객체 $domain_i$의 중심을 의미하고, 중심 속성은 각 객체의 위치적 패턴을 측정할 수 있는 중요한 속성이다. 방향 속성은 뇌 중심에 대한 객체의 방향성을 측정하는 속성으로 방향 속성을 추출하기 위한 공식을 식 11에 표현하였다. 전역객체에 나타난 임의 객체의 방향 속성 식에서 $Direction(Center_{GlobalOobject}, domain_i)$은 전역객체의 중심 $Center_{GlobalOobject}$를 기준으로 나타난 객체 $domain_i$의 방위를 의미한다. 객체의 방위를 측정하기 위해 뇌의 방위를 북, 동북, 동, 동남, 남, 서남, 서, 서북으로 나눈다.

$$A_{Center_i} = Center(domain_i),\ i \in N \quad (10)$$

$$A_{Direction_i} = Direction(Center_{GlobalOobject}, domain_i),\ i \in N \quad (11)$$

$A_{Outline_i}$는 객체의 위치 속성을 의미하고, $A_{Ratio_{kl}}$는 객체의 비율 속성을 의미한다. $Position(domain_i)$는 객체 $domain_i$의 위치 속성을 추출하는 공식으로 객체의 위치 속성은 각 객체의 외곽선 좌표를 활용하며, 객체의 위치 속성을 식 12에 표현하였다. 객체의 위치 속성은 중심점 속성과 함께 객체의 발생 영역을 측정할 수 있는 중요한 속성으로 객체의 위치 속성을 사용하면 객체의 발생학적 특성을 측정할 수 있다. 객체의 위치 속성을 활용하면 이상 부위가 다른 부위를 침윤하였는지 확인할 수 있다. 객체의 비율 속성은 두 객체의 밝기, 크기, 길이 등에 적용한다. 비율 속성은 서로 다른 객체의 구조학적 상대성을 측정하며, 객체 비율 속성을 식 13에 표현하였다. 전역객체에 나타난 객체의 비율 속성 식에서 표현된 $Ratio(domain_j, domain_k)$는 임의의 객체 $domain_j$와 $domain_k$의 비율을 의미한다. 객체 비율 속성을 활용하여 각 객체들의 구조적 비율을 측정하면 이상 부위를 쉽게 추출할 수 있다.

$$A_{Outline_i} = Position(domain_i),\ i \in N \quad (12)$$

$$A_{Ratio_{j,k}} = Ratio(domain_j, domain_k),\ j,k \in N \quad (13)$$

그림 1과 그림 2는 뇌척수액과 이상 부위의 외접원과 내접원을 표현한 그림이고, 그림 3과 그림 4는 객체의 방위와 공간관계를 표현한 그림이다. 뇌척수액 영역의 외접원과 내접원은 크기에 있어서 상당한 차이가 나타나지만, 이상 부위의 경우 내접원과 외접원의 크기 차이가 매우 작다. 방위는 뇌의 중심을 기준으로 8방향으로 나누며, 방위는 객체의 중심점이 전역객체를 기준으로 어느 방위에 속했는지를 나타내는 속성이다.

www.kci.go.kr

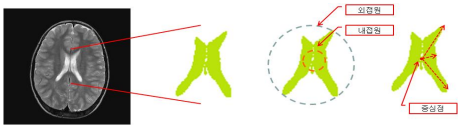

그림 1. 뇌척수액
Fig. 1. Cerebrospinal fluid

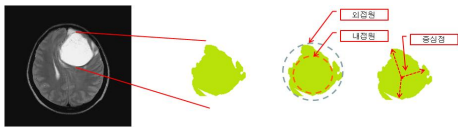

그림 2. 이상 부위
Fig. 2. Unknown object

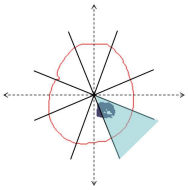

그림 3. 방향
Fig. 3. Direction

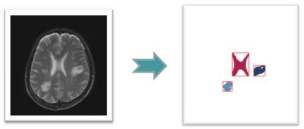

그림 4. 공간관계
Fig. 4. Spatial relationship

3.2 Expectation Maximization

본 논문에서 제안한 관계기법은 의료영상의 구조학적 특성을 고려하여 영상정보를 추출하며, 관계속성을 이용한 의료영상 분석에는 EM(Expectation Maximization)[19, 20]을 활용한다.

EM은 두 단계로 나뉘며, 첫 번째 단계는 E-step이고 두 번째 단계는 M-step이다. E-step에서는 현재 추정된 모수와 주어진 관측된 데이터를 사용하여 관측된 데이터의 불완전한 부분을 추정한다. 추정 과정에는 조건적인 기대값이 사용된다. M-step에서는 E-step에서 추정된 데이터를 사용하여 관측된 데이터의 불완전한 부분을 채운다. 그리고 관측된 데이터와 추정된 데이터의 합을 완전한 데이터라고 가정하고, MLE(Maximum Likelihood Estimator)를 계산한다. 결과적으로 EM은 불완전한 데이터를 추정 과정을 통해 완전한 데이터로 변환한 후, 최대우도를 반복적으로 계산하는 방법이다.

X를 관측된 데이터 x에 해당하는 확률변수라 가정하자. 이 때 x의 확률값을 구할 수 있는 함수는 $f(x|\theta)$이다. $f(x|\theta)$에서 $\theta=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_n\}$는 모수공간 Ω의 알려지지 않은 모수들의 집합이다. 관측된 데이터가 완전한 데이터의 일부분에서만 관측된 것이라면 관측된 데이터는 완전한 데이터의 일부를 관측할 수 있는 함수로 표현할 수 있다. 완전한 데이터 집합을 Z라 하고, 관측되지 않은 데이터 집합을 Y라 가정하자. 그리고 완전한 데이터 z의 확률값을 구할 수 있는 함수는 $f(z|\theta)$로 표현하자. 완전한 데이터 우도함수 $L(z|\theta)$는 완전한 데이터 z와 알려지지 않은 모수 θ의 함수 $f(z|\theta)$이다. 식 14는 우도함수와 확률함수의 관계를 표현한 것이다.

$$L(Z|\theta)=f(Z|\theta)=\prod_{j=1}^{n}f(z_j|\theta_j),\ Z=\{z_1,z_2,\cdots,z_n\} \quad (14)$$

완전 데이터 z는 관측된 데이터와 관측되지 않은 데이터의 합집합이다. 그러므로 완전 데이터 z의 함수 $f(z|\theta)$는 식 15와 같이 관측된 데이터 x와 관측되지 않은 데이터 y의 결합함수 $f(x,y|\theta)$로 나타낼 수 있다.

$$f(z|\theta)=f(x,y|\theta)=f(y|x,\theta)f(x|\theta) \quad (15)$$

EM은 불완전한 데이터로 최대우도를 계산하는 문제를 완전한 데이터로 최대우도를 추정하는 문제로 변환하여 처리한다. 변환 방법은 추정된 모수와 관측된 데이터를 통해 관측되지 않은 데이터를 추정하고, 이것을 이용하여 추정된 완전한 데이터를 만든다. 그리고 생성된 완전한 데이터로 최대우도를 추정한다. 이 과정이 E-step 에서 Q 함수를 적용하는 단계이다. 식 16의 Q 함수는 현재 설정된 모수 θ^i를 사용하고, 관측된 데이터 x가 주어졌을 때 완전 데이터 로그우도함수 $\ln L(z|\theta)$의 기대값을 나타낸다. 그리고 식 16에 식 15를 적용하면 식 17과 같다.

$$Q(\theta,\theta^i)=E[\ln L(z|\theta)|x,\theta^i] \quad (16)$$

$$=E[\ln L(x|\theta)|x,\theta^i]+E[\ln L(y|\theta)|x,\theta^i] \quad (17)$$

식 17의 우변의 첫 번째 항을 풀면 식 21과 같이 표현되고, 식 17의 두 번째 항은 식 23과 같이 표현된다. 식 24는 식 23을 축약한 표현이다.

$$E[\ln L(x|\theta)|x,\theta^i]=E[\ln f(x|\theta)|x,\theta^i] \quad (18)$$

$$=\sum_y[\ln f(x|\theta)]f(y|x,\theta^i) \quad (19)$$

www.kci.go.kr

$$= \ln f(x|\theta)\sum_{y} f(y|x,\theta^{i}) \quad (20)$$

$$= \ln f(x|\theta) = \ln L(x|\theta) \quad (21)$$

$$\sum_{y} f(y|x,\theta^{i}) = 1 \quad (22)$$

$$E[\ln f(y|x,\theta)|x,\theta^{i})] = \sum_{y} \ln f(y|x,\theta) f(y|x,\theta^{i}) \quad (23)$$

$$= h(\theta|\theta^{i}) \quad (24)$$

위 수식들을 토대로 식 17은 식 25와 같이 표현할 수 있으며, 식 25는 식 26으로 다시 표현할 수 있다. 그러므로 Q 함수는 관측된 데이터 x의 우도와 관측되지 않은 데이터 y의 우도의 조건적 기대값을 더한 것이다.

$$Q(\theta,\theta^{i}) = \ln L(x|\theta) + h(\theta|\theta^{i}) \quad (25)$$

$$= \ln f(x,\theta) + \sum_{y} \ln f(y|x,\theta) f(y|x,\theta^{i}) \quad (26)$$

M-step은 식 27을 최대화하는 모수 θ를 선택하는 과정이다. Q 함수의 계산 결과는 추정된 데이터가 포함된 완전 데이터 우도함수의 추정값이다. 그러므로 Q 함수를 최대화하는 것은 최대우도를 추정하는 것과 동일하다. Q 함수의 최대화는 Q 함수를 θ에 대하여 미분하고, 그 값이 0이 되도록 하는 모수 θ를 선택하는 것이다. 이것은 모든 $\theta \in \Omega$ 에 대하여 식 28을 만족하는 θ를 θ^{i+1}로 선택하는 것이다.

$$\frac{\partial Q(\theta,\theta^{i})}{\partial \theta} = \frac{\partial \ln L(x|\theta)}{\partial \theta} + \frac{\partial h(\theta|\theta^{i})}{\partial \theta} = 0 \quad (27)$$

$$Q(\theta^{i+1},\theta^{i}) \geq Q(\theta,\theta^{i}) \quad (28)$$

다음 반복에서는 θ^{i}를 θ^{i+1}로 교체한다. E-step과 M-step은 완전 데이터 우도값이 수렴할 때까지 또는 추정된 모수와 현재 설정된 모수의 차이가 변동이 없거나 특정 임계치보다 작을 때까지 반복한다.

IV. 실험 결과

실험에서 사용한 의료영상 데이터는 뇌질환에 관련된 MRI 이고, 실험 데이터에는 300개의 영상이 존재하며, 실험 영상 데이터 300개는 4,172개의 객체들로 구성된다. 300개의 실험 영상 데이터에서 병적 소견이 나타난 영상은 150개이고, 병적 소견이 나타나지 않은 영상은 150개이다. 병적 소견에 활용된 질환은 두개인두종, 교모세포종, 혈관모세포종, 전이암, 수막종, 핍지교종이다. 영상을 객체로 분할할 때는 뇌의 해부학적 특성을 고려하여 분할하였다. 실험에 사용한 객체의 명칭은 백질, 회백질, 뇌척수액, 이상 부위이다.

실험 데이터는 100개, 200개, 300개의 영상을 활용하여 총 3개의 실험 집합으로 나뉘며, 각 실험 집합에 따라 6개의 질병을 추출하는 실험을 수행한다.

실험 방법은 ten-fold cross validation[21, 22]을 사용하였다. 각 실험 집합은 10개의 집단으로 나누어 9개의 집단은 학습 데이터로 사용하고, 1개의 집단은 테스트 데이터로 사용한다. 그리고 이렇게 나누어진 10개의 집단을 학습 데이터와 테스트 데이터로 서로 교환하여 10번의 실험을 수행한다. 정확도 측정을 위해 적중률을 사용하였으며, 적중률을 식 29에 표현하였다.

$$Hit\ ratio = \frac{total\ \ number\ \ of\ \ hits}{total\ \ number\ \ of\ \ tests} \quad (29)$$

그림 5는 혈관모세포종에 대한 실험결과이다. 100개의 실험 영상 데이터에서는 75%의 정확도를 나타내었고, 200개와 300개의 실험 영상 데이터에서는 각각 81%와 83%의 정확도를 나타내었다.

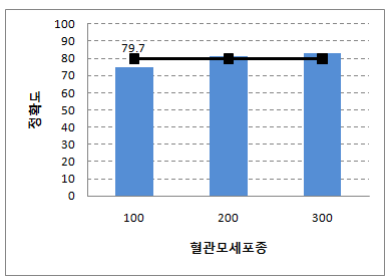

그림 5. 혈관모세포종의 결과
Fig. 5. The result of hemangioblastoma

실험 데이터의 크기가 증가함에 따라 정확도는 증가하였으며, 이와 같은 결과가 발생한 이유는 실험 데이터의 크기가 증가하면 관계속성이 일반화되기 때문이다. 혈관모세포종은 후두와의 소뇌 부위에 주로 발생하는 질환으로 대뇌의 아래에 위치하는 경우가 많다. 이와 같은 특성으로 혈관모세포종이 나타난 영상에는 뇌척수액 부위가 잘 나타나지 않으며, 뇌의 면적이 작게 나타난다. 혈관모세포종은 뇌의 중심을 기준으로 가까운 거리에 발생하며, 발생 영역의 방위는 뇌를 중심으로 뒤쪽에 나타난다. 그러므로 혈관모세포종은 객체의 방위, 객체의 면적, 뇌척수액과의 관계속성이 의료영상 분석에 중요한 요소로 작용한다.

www.kci.go.kr

두개인두종에 대한 실험결과를 그림 6에 나타내었다. 100개의 실험 영상 데이터에서는 81%의 정확도를 나타내었고, 200개와 300개의 실험 영상 데이터에서는 각각 88%와 89%의 정확도를 나타내었다. 두개인두종의 빈발 부위는 뇌하수체 하부이다. 이 부위는 대뇌의 아래쪽이기 때문에 뇌척수액 영역이 나타나지 않으며, 뇌의 면적이 작게 나타난다. 그리고 뇌의 중심과 발생 부위의 거리가 가깝고, 발생 부위는 뇌 앞쪽이다. 그러므로 두개인두종은 객체의 방위, 객체의 면적, 뇌척수액과의 관계속성이 의료영상 분석에 중요한 요소로 작용한다.

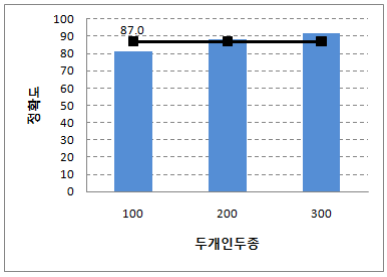

그림 6. 두개인두종의 결과
Fig. 6. The result of craniopharyngioma

그림 7에 수막종에 대한 실험결과를 나타내었다. 100개의 실험 영상 데이터에서는 63%의 정확도를 나타내었고, 200개와 300개의 실험 영상 데이터에서는 각각 72%와 80%의 정확도를 나타내었다.

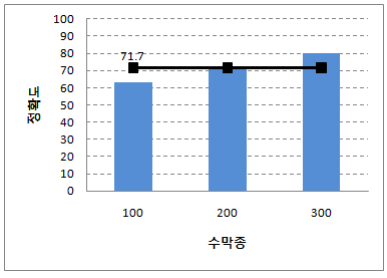

그림 7. 수막종의 결과
Fig. 7. The result of meningioma

수막종은 척수 부근의 수막에서 주로 발생하며, 발생 부위가 다양하다는 특성이 있다. 수막종은 대부분 영상에서 뇌척수액과 함께 나타나며, 뇌척수액과의 공간관계에서 뇌척수액과 겹치는 경우가 많다. 그리고 뇌 중심으로부터 뇌 외곽까지의 전체 뇌 영역에서 중간 부근에 주로 나타나는 특성이 있다. 뇌 중심에서 표현되는 객체 거리와 뇌척수액과의 관계속성이 수막종을 분석하는 데 중요한 요소로 활용될 수 있다. 수막종은 발생 부위가 다양하기 때문에 실험에서 혈관모세포종이나 두개인두종에 비해 낮은 정확도를 나타냈다.

핍지교종에 대한 실험결과를 그림 8에 나타내었다. 100개의 실험 영상 데이터에서는 52%의 정확도를 나타내었고, 200개와 300개의 실험 영상 데이터에서는 각각 61%와 65%의 정확도를 나타내었다. 핍지교종은 주로 뇌의 전두엽에서 발생하는 경우가 많으므로 방위 속성이 중요하게 작용한다. 그러나 실험에서 발생 부위가 다양한 전이암과 수막종이 노이즈로 작용하고, 수막종과 같이 다른 객체와의 관계속성이 잘 나타나지 않아 다른 질환보다 낮은 정확도를 나타냈다.

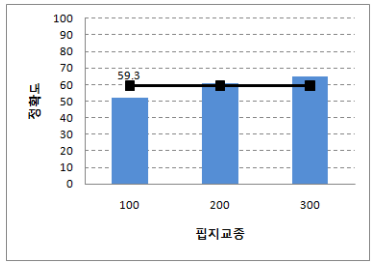

그림 8. 핍지교종의 결과
Fig. 8. The result of oligodendroglioma

그림 9에 교모세포종에 대한 실험결과를 나타내었다. 100개의 실험 영상 데이터에서는 54%의 정확도를 나타내었고, 200개와 300개의 실험 영상 데이터에서는 각각 68%와 75%의 정확도를 나타내었다. 교모세포종은 발생 부위가 다양하고, 다른 종양보다 침윤 작용이 뛰어나기 때문에 원형률과 변화율이 의료영상 분석에 중요한 속성으로 사용된다.

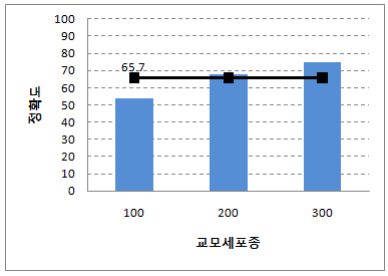

그림 9. 교모세포종의 결과
Fig. 9. The result of glioblastoma

전이암에 대한 실험결과를 그림 10에 나타내었다. 100개의 실험 영상 데이터에서는 61%의 정확도를 나타내었고, 200개와 300개의 실험 영상 데이터에서는 각각 65%와 76%의 정확도를 나타내었다. 전이암은 회백질과 백질의 경계부에서 주로 발생하며, 전이암이 나타난 영상에서는 뇌척수

www.kci.go.kr

액이 나타난 경우도 있고 나타나지 않은 경우도 있다. 뇌척수액이 나타나지 않은 경우는 뇌척수액 위쪽에 전이암이 발생한 것이고, 뇌척수액과 같이 나타난 경우는 회백질과 백질의 경계부에 전이암이 발생한 것이다. 전이암은 수막종처럼 발생 부위가 다양하기 때문에 방위 속성이 효과적으로 사용되지 않지만, 전이암은 작고 매끄러운 경우가 많아서 원형률과 변화율이 의료영상 분석에 중요한 요소로 작용한다.

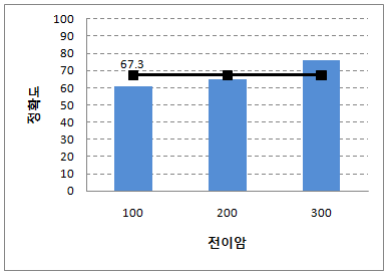

그림 10. 전이암의 결과
Fig. 10. The result of matastasis

V. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 의료영상의 효과적인 분석을 위해 관계기법을 제안한다. 관계기법은 의료영상에 나타난 객체들의 2차원 구조적 정보에서 특징을 추출하고, 객체들의 관계성을 속성화한다. 이와 같이 생성된 속성을 관계속성이라 하며, 관계속성은 의료영상에 나타난 객체들의 2차원적 공간관계를 일반화하는 특성이 있다. 관계기법을 적용하기 위해 의료영상을 여러 개의 객체로 분할하고, 분할된 객체로부터 객체의 2차원적 정보를 추출한다. 의료영상의 2차원 구조적 정보에는 변화량, 변화율, 원형률, 밝기, 모양, 좌표, 크기, 중심점, 객체 비율 등이 있다. 이와 같은 2차원적 속성정보를 관계기법에 적용하면 의료영상을 효과적으로 분석할 수 있다.

실험에서 수막종의 평균 정확도는 71.7%로 나타났으며, 두개인두종과 혈관모세포종의 평균 정확도는 각각 87.0%와 79.7%로 나타났다. 핍지교종과 교모세포종 그리고 전이암의 평균 정확도는 각각 59.3%, 65.7%, 67.3%로 나타났다. 수막종은 척수 부근에 주로 발생하고, 뇌척수액과 함께 나타나는 경우가 많다. 일반적으로 두개인두종은 뇌하수체 하부에 주로 발생하고, 뇌척수액과 동시에 나타나지 않는다. 혈관모세포종은 주로 후두와의 소뇌 부위에 발생하고, 일반적으로 뇌척수액과 동시에 나타나지 않는다. 이와 같은 질환들은 객체 발생의 공간적 특성으로 실험에서 다른 질환에 비해 높은 정확도를 나타냈다. 핍지교종과 교모세포종 그리고 전이암은 발생 부위가 다양하기 때문에 실험에서 다른 질환들에 비해 낮은 정확도를 나타냈다. 그러나 전이암은 다른 질환들에 비해 작고 둥근 형태인 경우가 많아서 원형률과 변화율이 우수한 분석 속성으로 사용된다.

본 논문에서 제안한 관계기법은 표면적 특성이 잘 나타나지 않는 의료영상 데이터를 효과적으로 분석할 수 있으며, 몇 가지 실험을 통해 제안한 기법의 효과를 확인하였다.

향후 연구로 특정 질병에 특성화된 2차원적 영상속성을 개발하여 의료영상 분석에 적용하는 연구와 2차원적 영상속성을 3차원으로 확대하여 영상속성을 구체화시키는 시각화 연구가 필요하다.

참고문헌

[1] S. S. Boochever, "HIS/RIS/PACS Integration: Getting to the Gold Standard," Radiology Management, Vol.26, No.3, 2004.

[2] X. Cao and H. K. Huang, "Current Status and Future Advances of Digital Radiography and PACS," IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 19, pp. 80-88, 2000.

[3] K. A. Johnson and J. A. Becker, "*The Whole Brain Atlas*" Harvard University Press, 1997.

[4] W. Hersh, H. Muller, J. Jensen, J. Yang, P. Gorman, and P. Ruch, "Advancing Biomedical Image Retrieval: Development and Analysis of a Test Collection," Journal of the American Medical Informatics, Vol. 13, No. 5, 2006.

[5] W. W. Chu, A. F. Cardenas, and R. K. Taira, "KMeD: A knowledge-based multimedia medical distributed database system," Information Systems, Vol. 20, No. 2, 1995.

[6] F. Sauer and M. Kabuka, "Multimedia Technology in the Radiology Department," In Proceedings of the Second ACM International Conference on Multimedia, 1994.

[7] H. Muller, N. Michoux, D. Bandon, and A. Geissbuhler, "A Riview of Content-based Image Retrieval Systems in Medical Applications-Clinical Benefits and Future Directions," International Journal of Medical Informatics, Vol. 73, 2004.

[8] M. C. Oliveira, W. Cirne, and P. M. de Azevedo Marques, "Towards Applying Content-based Image Retrieval in the Clinical Routine," Future

www.kci.go.kr

Generation Computer System, Vol.23, 2007.
〔9〕 T. M. Lehmann, M. O. Gould, C. Thies, B. Fischer, M. Keysers, D. Kohnen, H. Schubert, and B. B. Wein, "Content-based Retrieval in Picture Archiving and Communication Systems," In Proceedings of the SPIE Conference on Medical Imaging, Vol. 5033, 2003.
〔10〕 신용원, 구봉오, "지식 데이터베이스를 적용한 효율적인 세균 의료영상 검색 시스템의 구현," 한국컴퓨터정보학회논문지, 제10권, 제1호, 2005년 3월.
〔11〕 S. K. Chang and A. Hsu, "Image Information Systems: Where do we go from here?," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol. 4, No. 5, 1992.
〔12〕 J. Kalpathy-Cramer and W. Hersh, "Image Modality based Classification and Annotation to Improved Medical Image Retrieval," In Proceedings of the 12th World Congress on Health (Medical) Informatics; Building Sustainable Heahth Systems, 2007.
〔13〕 Y. Deng, B. S. Manjunath, C. Kenney, M. S. Moore, and H. Shin, "An Efficient Color Representation for Image Retrieval," IEEE Transaction on Image Processing. Vol. 10, No. 1, 2001.
〔14〕 T. M. Lehmann, M. O. Guld, O. Thies, B. Fisher, K. Spitzer, D. Keysers, H. Ney, M. Kohnen, H. Schubert, and B. B. Wein, "Content-based Image Retrieval in Medical Applications," Methods of Information in Medicine. Vol. 43, 2004.
〔15〕 J. R. Bach, C. Fuller, A. Gupta, A. Hampapur, B. Horowitz, R. Humphrey, R. C. Jain, and C. Shu, "The Virage Image Search Engine: An Open Frame-Work for Image Management," In Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology - Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV, Vol. 2670, pp. 76-87, 1996.
〔16〕 M. Flickner, H. Sawhney, W. Niblack, J. Ashley, Q. Huang, B. Dom, M. Gorkani, J. Hafner, D. Lee, Petkovic, D. Steele, and P. Yanker, "Query by image Content: The QBIC System," IEEE Computer Special issue on Content Based Retrieval, Vol. 28, No. 9, 1995.
〔17〕 R. Datta, D. Joshi, J. Li, and J. Z. Wang, "Image Retrieval: Ideas, Influences, and Trends of the New Age," ACM Computing Surveys, Vol. 40, No. 2, 2008.
〔18〕 V. E. Ogle and M. Stonebraker, "Chabot : Retrieval from a Relational Database of Images," In Proceedings of International Conference on IEEE Computer, Vol. 28, No. 9, 1995.
〔19〕 G. J. McLachlan and T. Krishnan, " *The EM Algorithm and Extensions*" Wiley series in probability and statistics, John Wiley & Sons, New York, 1997.
〔20〕 J. Salojärvi, K. Puolamäki, and S. Kaski, "Expectation Maximization Algorithms for Conditional Likelihoods," In Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning, Vol. 119, pp. 752-759. 2005.
〔21〕 Y. Bengio and Y. Gradvalet, "No Unbiased Estimator of the Variance of K-Fold Cross-Validation," Journal of Machine Learning Research, Vol. 5, pp. 1089-1105, 2004.
〔22〕 M. W. Seeger, "Cross-Validation Optimization for Large Scale Structured Classification Kernel Methods," The Journal of Machine Learning Research, Vol. 9, pp.1147-1178, 2008.

저 자 소 개

김 형 일

1996 ~ 1998 : (주)경기은행
2004 : 동국대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)
2005 ~ 2006 : 동국대학교 컴퓨터공학과 IT교수(정보통신부)
2007 ~ 현재 : 나사렛대학교 멀티미디어학과교수
관심분야 : 의료정보, 지능형시스템, 임베디드시스템, 추천시스템, 정보검색, 인공지능

www.kci.go.kr