

## 결정 트리를 이용한 뇌 MRI 시리즈 분류

김용욱, 김준태, 엄기현, 조형제  
동국대학교 컴퓨터공학과

## Classification of Brain MRI Series by using Decision Tree

Yong Uk Kim, Jun Tae Kim, Ky Hyun Um, Hyung Je Jo  
Dept. of Computer Engineering, Dongguk University

E-mail : yukim@dgu.ac.kr, jkim@dgu.ac.kr, khum@dgu.ac.kr, chohj@dgu.ac.kr

### 요약

본 논문에서는 결정 트리 학습을 이용하여 뇌 MRI 시리즈를 분류하는 시스템을 제안한다. 영상으로부터 얻을 수 있는 정보에는 두 종류가 있다. 하나는 크기, 색상, 질감, 윤곽선 등 원 영상으로부터 직접 얻을 수 있는 하위레벨(low-level) 특징들이고, 다른 하나는 특정 개체의 존재 유무, 여러 부위 사이의 공간적 관계 등 분할된 영상들에 대한 해석을 통하여만 얻을 수 있는 상위레벨(high-level) 특징들이다. 영상을 의미에 따라 분류하기 위해서는 학습 및 분류가 상위레벨 특징들을 기반으로 수행되어야 한다. 제안된 시스템에서는 결정 트리 학습을 이용하여 영상을 구성하는 요소를 학습하고 분류하며 그에 따라 영상 시리즈를 대표할 수 있는 상위레벨 특징을 추출하였다. 정상, 뇌경색, 뇌종양이 있는 뇌 MRI 시리즈에 대하여 분류 실험을 수행하였으며, 그 결과를 설명하였다.

### 1. 서론

80년대 기존에 존재하던 의료 관련 문서 및 영상과 같은 데이터들이 의료 정보화의 흐름을 타고 HIS(Hospital Information System), RIS(Radiology Information System), PACS(Picture Archiving and Communication System) 등의 다양한 의료 관련 시스템들로 개발되었다. 90년대 중반 이후 정보의 중요성에 대한 인식이 높아지면서 정보화 관련 산업이 급성장 하였고, 이에 따라 컴퓨터 및 인터넷 그리고 광통신망의 보급이 급증하였다. 이러한 흐름에 따라 이를 의료 시스템도 발전하였다. 근래에 시도하고 있는 의료 정보 통합 시스템이 그것이다.

이러한 통합 시스템은 임상 진료 자료와 의료 영상을 통합 관리하고 지역화된 네트워크나 인터넷을 통하여 공유함으로서 진료 및 학술적인 면에서 큰 도움을 줄 수 있다. 그러나 대표적 의료 영상인 전산화 단층 촬영(CT)이나 자기 공명 영상(MRI)은 영상의 각각의 용량이 크고, 한번 촬영할 때에 환자의 질환 부위를 일정한 간격으로 수십 장 촬영하기 때문에 자료

검색에 많은 시간적 비용이 소요된다. 그러므로 위와 같은 단점을 줄이기 위해서는 의료 영상에 대한 검색 및 분류 시스템이 [2][7][8] 필요시 되었으며, 더 나아가 영상 시리즈에 대한 검색 및 분류 시스템이 필요하게 되었다. 이는 진단할 때에 영상 한 장만을 보는 것이 아니라 각 영상과 그들간의 관계에 따른 영상 시리즈 전체를 보고 판독하기 때문이다.

현재까지 연구된 일반적인 영상 검색 시스템은 크게 전문가의 의견이 지속적으로 개입하는 주석 기반(annotation-based) 검색 시스템[1]과 그렇지 않은 내용 기반(content-based) 검색 시스템[3]으로 분류할 수 있다. 전자의 경우는 사람이 직접 영상에 대한 주석을 제시하기 때문에 높은 정확도를 얻을 수 있지만 수동 작업으로 인한 시간 및 인력 비용 손실이 크다. 반면 후자의 경우는 초기에 전문가의 조언으로 특성에 대한 분석이 이루어진다면 자동화 시스템을 구축 할 수 있고 키워드와 같은 단어가 아닌 영상 자체를 이용하여 검색을 할 수 있다. 그러나 색상(color), 질감(texture), 모양(shape) 등과 같이 이미지의 표면적인 정보를 이용하기 때문에 영상이 나타내는 의미를

· 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구 과제로부터 지원 받았음

포착하기가 어렵고 높은 정확도를 얻기가 어려운 단점이 있다. 때문에 표면적인 정보 외에 공간 관계나 논리적인 정보를 속성으로 추출하여 사용하는 내용 기반 영상 검색 시스템이 제시되고 있다[2].

그리고, 대부분의 영상 검색 시스템은 특정 범주의 영상에 대한 검색이 아닌 꽃, 건물, 동물 등 영상 범주에 대한 제약 없이 검색을 행하기 때문에 검색의 정확도를 높이기가 어렵다. 특히 의료 영상과 같이 각 영상의 특징이 유사하게 나타나고 영상 시리즈가 의미를 갖는 특수한 경우엔 일반 영상 검색 시스템을 사용하기 부적합하다.

그러므로 본 논문은 특정 영역인 의료 영상에 대하여 지속적인 전문가의 개입 없이 높은 정확도를 얻을 수 있고 영상 시리즈를 분류 및 검색할 수 있는 방법을 연구하였다. 이를 위하여 내용-기반 검색 방식으로 영상의 표면적인 속성과 공간 및 논리적인 속성을 사용하고 기계 학습(machine learning) 방법 중 하나인 결정 트리(decision tree)[4][6][9] 알고리즘을 단계적으로 적용하였다. 각 단계는 의료 영상이 내포하고 있는 해부학적 구조와 영상 시리즈를 학습하여 결과를 규칙 기반 지식베이스로 저장한다. 각 결정 트리(decision tree) 학습은 개별적이고 단계적으로 수행한다.

## 2. 의료 영상 검색

본 장에서는 기본적인 의료 영상에 대한 학습으로서 일반적인 의료 영상이 나타내는 특징을 제시하고 실험에 사용한 자기 공명 영상만이 지니는 특징을 설명한다. 그리고 영상이 지니는 속성을 분류하고 각각의 속성을 사용하는 영상 검색 시스템을 소개한다.

### 2.1 의료 영상의 특징

의료 영상은 병력, 이학적 검사 및 신경학적 검사 다음으로 질병의 종류, 병소의 위치, 크기, 종류 등의 질환을 추측하는데 있어 효과적인 도구이다. 현재 사용하고 있는 의료 영상은 여러 가지가 있으나 대표적인 것은 X-선, 전산화 단층 촬영(CT, computerized tomography), 자기 공명 영상(MRI, magnetic resonance image)이다.

일반적으로 의료 영상은 꽃이나 건물처럼 다양한 색상 및 질감을 띠는 일반적인 영상과는 달리 대부분이 회백색 색상이고 질감 특징이 두드러지지 않는다. 또한 영상에 나타나는 각 부위가 불확실한 경계를 갖는다. 실제로 동일한 뇌 부위일 지라도 대뇌, 중뇌, 소뇌, 뇌하수체 등 여러 가지 부분으로 이루어져 있다.

하지만 의료 영상에서는 구성 요소의 경계가 불분명 하기 때문에 전문가가 아닌 이상 구별하기 어렵다. 마지막으로 신체 부위들의 구조적인 형태 및 관계가 복잡하다. 의료 영상에 나타나는 신체, 혈관 등의 구조적인 형태 및 관계가 매우 복잡하다. 그러므로 그 특징이 나타내는 값들간의 차이도 미세하게 나타난다.

본 논문에서 사용할 자기 공명 영상(MRI, magnetic resonance image)은 영상 촬영 요소(parameter)가 다양하고 공간 해상력(spatial resolution)과 대조 해상력(contrast resolution)이 뛰어나며 촬영 방향이 다양하다. 때문에 최근에는 종추신경계 질환의 검사시에 진단 가치가 높다고 평가하고 있다. 그럼 1은 자기 공명 영상 시리즈의 예이다[10][11].

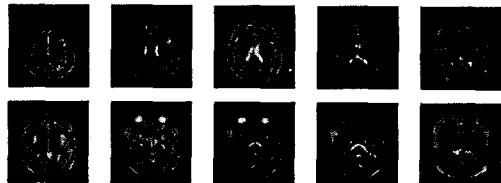


그림 1. 자기 공명 영상(MRI) 시리즈의 예

### 2.3 영상 정보를 이용한 검색

컴퓨터를 이용하여 그림이나 사진을 분석 및 검색하기 위해서는 그것들이 지니는 정보를 추출할 수 있어야 한다. 일반적으로 영상이 지니는 정보를 나열해 보면 색상, 질감, 모양들이 있다. 그러나 이러한 표면적인 정보 자체보다는 그 정보들이 종합적으로 모여 나타내는 의미가 더욱 중요하다. 그러므로 본 논문에서는 영상에 대하여 단계적 분석을 적용하며, 이를 통하여 얻어낸 정보를 각각 영상 하위-레벨(low-level) 정보와 영상 상위-레벨(high-level) 정보라고 한다.

#### 2.3.1 하위-레벨(low-level) 정보의 사용

이 논문에서는 색상, 질감, 모양 등의 영상이 내포하는 원시적인 혹은 근본적인(primitive) 속성 및 정보를 영상 하위-레벨(low-level) 정보라고 명칭하였다. 영상 하위-레벨 정보는 영상 자체가 지니는 표면적인(raw) 정보이기 때문에 그 영상에 내포된 의미를 알 수는 없다[5].

이러한 하위-레벨 정보는 기존의 내용 기반 영상 검색(CBIR, content-based image retrieval) 방법에서 사용한다. 내용 기반 영상검색은 색상(color), 질감(texture), 모양(shape), 위치 정보 등 영상 자체로부터 얻을 수 있는 표면적인 특징을 자동적으로 추출하여 분류 및 검색하는 방법이다. 이 방법의 특징은 영상 자체로 검색할 수 있으며 전문가의 개입이 없는

자동화 시스템을 만들 수 있다는 장점이 있다. 하지만 영상의 의미적인 면 혹은 논리적인 면을 제외하기 때문에 의미가 같은 다른 모양 혹은 다른 색의 영상은 검색하지 못한다는 단점이 있다.

내용 기반 영상 검색을 사용하는 시스템은 QBIC, VIR, Visual Retrieval Ware 등이 있다. QBIC(query by image content)은 IBM에서 개발한 영상 검색 엔진으로 사용자가 색상 비율, 분포, 위치 및 그래픽으로 표현된 영상 질감을 통해 컬렉션의 미디어 내용을 검색할 수 있도록 한 것이다[3].

### 2.3.2 상위-레벨(high-level) 정보의 사용

단편화된 영상 조각 혹은 각 영상들 간의 논리적인(logical) 관계 혹은 영상 시리즈가 나타내는 의미(semantic)를 영상 상위-레벨(high-level) 정보라고 한다. 영상 상위-레벨 정보의 종류는 여러 가지가 있다. 각 영상 객체간의 거리, 전체 영상 상에서 각 객체의 방향, 각 객체의 겹쳐있는 정도, 객체의 위치를 통한 객체 명칭 등이 있다.

최근 내용 기반 방법을 사용하면서 반자동적으로 혹은 자동적으로 영상 상위-레벨 정보를 추출하려는 시도가 늘고 있다. 이러한 예로는 KMeD 시스템이 있다[2]. KMeD (Knowledge-based Multimedia Medical Distributed Database) 시스템은 영상과 문자를 사용하여 의료용 멀티미디어 분산 DB에 질의하는 시스템으로 영상 처리 시 기본 속성으로 윤곽선(contour), 면적(area), 원형률(circumference), 모양(shape) 등을 사용하고 논리적 속성으로 객체 쌍의 방향 등을 사용하며 사례기반(Instance-based) MDISC (Multiple Distribution Sensitive Clustering) 알고리즘을 사용하여 분류한다.

### 3. 경제 트리리를 이용한 유통생산학습 및 부류

본 장에서는 의료 영상 데이터를 학습하는데 사용하는 알고리즘을 설명하며, 하위 및 상위-레벨에 대한 각 속성 추출 방법과 그에 따른 단계적 학습 및 분류 방법을 제시한다.

### 3.1 결정 트리(Decision Tree) 학습

조건에 따라 데이터를 분할-정복(divide and conquer) 방식으로 분류하여 어떤 결과 클래스를 얻을 수 있도록 만든 트리를 결정 트리(decision tree)라 하며, 속성 집합으로부터 결정 트리를 생성하는 알고리즘을 결정 트리 알고리즘(decision tree algorithm)이라 한다. 결정 트리 알고리즘은 노이즈에 강하며 규칙으로의 전환이 쉬운 것이 특징이다[4][6][9].

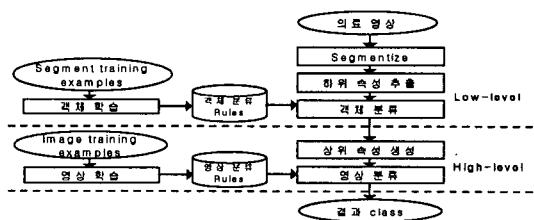
결정 트리 알고리즘에서 속성을 선정하는 순서를 결정하기 위하여 식(1)과 같이 엔트로피(entropy)를 이용한다. 정보 획득(information gain)은 현재 상태에서 어떤 속성 하나를 선정하여 데이터를 분류하였을 때 예측할 수 있는 엔트로피가 줄어든 정도이며, 줄어든 정도가 높다는 것은 그 속성을 사용하였을 경우 그만큼 데이터를 명확하게 분류할 수 있다는 것을 의미한다. 정보 획득(information gain) 값은 엔트로피 감소량의 기대값으로 식(2)와 같다.

$$Entropy(S) \equiv \sum_{i=0}^c (-p_i \log_2 p_i) \quad (1)$$

$$Gain(S, A) \equiv Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (2)$$

본 논문에서는 학습 및 분류에 C4.5 결정 트리 알고리즘을 java로 구현한 Weka 라이브러리의 J48 알고리즘을 사용하였다[9].

### 3.2 학습 및 분류 레벨의 분리



## 그림 2. 단계적 학습 및 분류 과정

본 논문에서는 의료 영상의 학습 및 분류를 두 단계 즉, 객체 와 영상 시리즈로 나누어 수행하는 방법을 제시한다. 각 단계는 내용 기반의 하위 및 상위 레벨 속성들을 추출하고 각각에 대하여 결정 트리를 사용하는 이 유는 영상을 구성하는 기본 요소가 되는 각 객체의 의미 있는 명칭을 획득하였을 때 대상 영상이나 영상 시리즈에 대한 보다 효과적이고 논리적인 상위-레벨 속성을 추출할 수 있기 때문이다. 그리고 하위-레벨과 상위-레벨 각각의 속성의 종류에 대한 개별적인 기계 학습 적용으로 표면적, 논리적 속성들의 특성을 최대한 살리고, 효과적으로 결합하기 위함이다.

먼저 학습 전의 영상 처리는 입력된 영상을 정규화 한 다음, 영상을 구성하는 각 부위를 단편화한다. 그리고 각 단편화된 객체에 대하여 하위-레벨 속성을 추출하고 학습 및 분류한다. 이 단계에서 객체에 대한 명칭을 획득한다. 다음으로 명칭이 부여된 객체들을 이용하여 객체들이 구성하는 영상에 대하여 해석하고, 그 영상들의 평균화와 비율 3차원적인 수직 위치 정

보 등의 상위-레벨 속성을 추출하여 영상 시리즈를 대표할 수 있는 속성 리스트를 생성한다. 영상 시리즈는 이 속성 리스트를 이용하여 학습 및 분류한다. 그림 2는 단계적으로 분리된 지식베이스 시스템을 도식화 한 것이다.

### 3.3 객체 학습 및 분류

객체란 영상을 단편화한 조각으로 객체 학습의 목적은 영상 객체의 해부학적인 명칭에 대한 규칙을 생성하여 뇌 구조와 형태에 관한 지식베이스를 생성하는 것이다. 이 단계는 입력된 영상을 정규화 한 다음, 영상을 구성하는 각 부위를 단편화하고, 하위-레벨 속성을 추출하는 영상 처리를 통하여 얻은 조각난 영상 객체를 입력받는다. 다음으로 각 객체를 학습하여 조각난 객체들의 해부학적인 명칭을 분류할 수 있는 규칙(rule)을 생성하는 것이다. 구축된 규칙은 데이터를 분류하는데 사용된다.

표 1. 객체에 사용하는 속성

속성	속성 변수 이름	설명
ID	ID	환자의 영상 식별값
객체 ID	OID	각 객체의 식별값
밝기(Bright)	Bright	색상 히스토그램 값
면적(Area)	Area	각 객체의 면적
중심점(Center)	Center_X Center_Y	각 객체의 중심점 좌표
돌출 정도 (Extrusive)	Extr	객체의 모난 정도
원형률 (Roundness)	Round	객체의 둥그런 정도
MBR	MBR_ULX, MBR_ULY MBR_DRX, MBR_DRY	최소 외접 사각형의 좌표

하위-레벨 속성으로 사용하는 것은 표 1에 나타난 것처럼 윤곽선 길이(contour length), 밝기(bright), 면적(area), 중심점(center), 돌출 정도(extrusive), 원형률(roundness), MBR(minimum bounding rectangle)이며, 돌출 정도와 원형률 추출 방법은 식(3)~(7)과 같다. 그림 3은 뇌 구조에 따라 조각난 영상 객체와 구축된 규칙의 예이다.

$$Average = \frac{\sum_{i=1}^n Distance(center, contour(x_i))}{n} \quad (3)$$

$$Extrusive = \sum_{i=1}^n (Average - Distance(center, contour(x_i)))^2 \quad (4)$$

$$Innercircle = MIN(\pi \times Distance(center, contour(x_i))^2) \quad (5)$$

$$Outercircle = MAX(\pi \times Distance(center, contour(x_i))^2) \quad (6)$$

$$Roundness = \frac{Innercircle}{Outercircle} \quad (7)$$

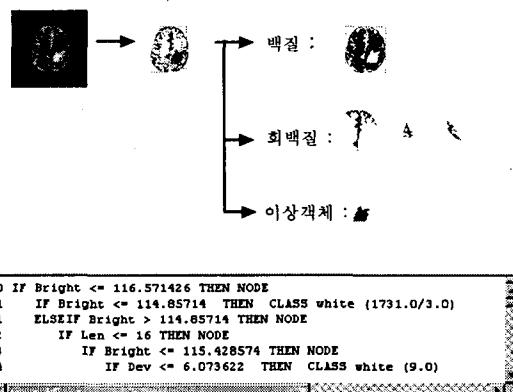


그림 3. 객체와 분류 규칙의 예

### 3.4 영상 시리즈 학습 및 분류

객체 학습이 이루어진 후 각 객체와 속성들은 영상 시리즈 학습에 이용된다. 영상 시리즈 학습의 목적은 분류된 객체간의 관계에서 영상과 영상 시리즈에 대한 상위-레벨 속성을 추출하여 영상 시리즈를 학습하고 그 결과로서 영상 시리즈를 분류를 할 수 있는 규칙을 생성하는 것이다. 분류 결과는 환자의 질환 혹은 영상 시리즈의 형태 등으로 할 수 있다.

영상 시리즈에서의 속성 추출은 두 단계로 이루어진다. 먼저 객체 분류를 통하여 명칭을 획득한 객체들이 이루는 방향과 위치 정보 등을 이용하여 영상에 대한 논리적 의미를 지닌 상위-레벨 속성을 추출한다. 다음으로 영상에 대한 각 속성을 이용하여 영상 시리즈의 상위-레벨 속성을 생성한다. 영상에 대한 속성은 표 2의 시리즈 속성 이전에 나타난 것으로 환자정보, 뇌척수액 유무, 뇌영역 중심과 이상객체 중심거리, 이상 객체의 방향, 이상 객체와 뇌척수액과의 인접 관계 등과 각 분할 객체들의 밝기 비율과 면적 비율 등이다. 영상 시리즈에 대한 속성은 각각의 영상에 대한 속성 값의 평균, 총합으로 만든다. 또한 영상들이 이루는 수직적인 관계 상에서의 객체 위치를 생성한다.

각 객체들의 밝기 비율 관계를 속성으로 사용하는 이유는 영상 촬영 장치 혹은 환자에 따라서 영상마다 밝기 값이 다르게 나타나기 때문이다. 방향 정보는 머리 중심에 대한 객체의 방향을 나타낸다. 이것은 그림 4에서 보듯이 머리 중심을 기준으로 뇌를 일정하게 8 방향으로 나눈다. 그리고 객체 중심점이 8 방향 중 어

느 구역에 속하는가를 검사하여 방향을 결정하도록 한다. 이 8방향은 각각 뇌의 외형 구조인 전두엽(frontal lobe), 측두엽(temporal lobe), 후두엽(occipital lobe)이라는 의미를 지닌다. 뇌척수액과 이상 객체의 공간 관계는 그림 5에서 나타나듯이 이상 객체가 뇌척수액을 침윤하였는지 아닌지를 판별한다. 시리즈 속성에서 수직 위치는 전체 영상 시리즈에 대한 객체가 나타난 수직 위치를 비율로써 표현한 것이다. 수직 위치에는 중앙 뇌척수액과 이상 부위를 사용함으로써 병소가 3차원적으로 어느 부분에 있다는 것을 의미한다.

표 2. 영상 학습에 사용하는 속성

속성	속성 변수 이름	설명
환자정보	Age	환자의 나이
	Sex	환자의 성별
객체 존재 유무	ExitofCSF	뇌척수액의 존재 유무
	ExitofUO	이상 객체의 존재 유무
면적 비율	AreaRatio_UO	뇌 전체 면적에 대한 이상 객체의 면적비율
	AreaRatio_W_G	백질과 회백질의 면적 비율
밝기 비율	BrightRatio_UO_W	이상 객체와 백질의 밝기 비율
	BrightRatio_UO_G	이상 객체와 회백질의 밝기 비율
이상 객체 방위	UO_Direction	이상 객체의 방위
공간 관계	SpatialRel_CSF_UO	뇌척수액과 이상 객체 간의 공간 관계
중심 거리	Distance_UO_C	이상 객체 중심점과 뇌 중심점 간의 거리
시리즈 단위 총 면적	Total_Area_UO	
	Total_Area_CSF	영상들로 이루어진 시리즈에서 각 객체 면적의 총합
	Total_Area_White	
	Total_Area_Gray	
수직 위치 비율	Vertical_CSF	시리즈에 대한 뇌척수액의 수직 위치 비율
	Vertical_UO	시리즈에 대한 이상 객체의 수직 위치 비율

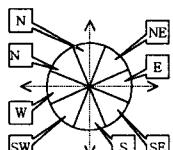


그림 4. 방향 정보

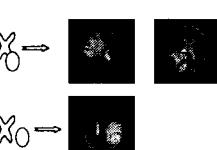
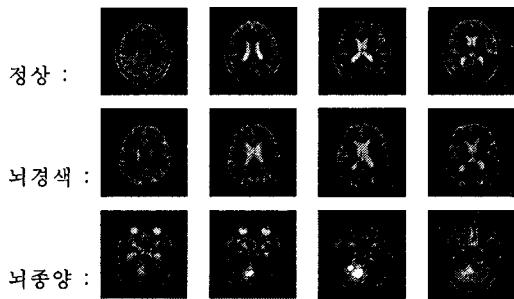


그림 5. 겹침 관계

재구성 및 추출된 상위 레벨 속성을 적용하여 영상 시리즈 학습을 하고 그 결과로 그림 6과 같은 분류 규칙을 생성한다. 이 규칙에 따라 각 영상 시리즈들은 특정 영상 시리즈 카테고리에 할당된다. 그림 7은 지

식 베이스 시스템 구조이다.



```

0 IF c_extrus <= 4132.102941 THEN CLASS normal
0 ELSEIF c_extrus > 4132.102941 THEN NODE
1 IF b_dev <= 83.052632 THEN CLASS tumor
1 ELSEIF b_dev > 83.052632 THEN NODE
2 IF wo_num <= 8 THEN CLASS infarct
2 ELSEIF wo_num > 8 THEN CLASS tumor
  
```

그림 6. 영상 시리즈와 분류 규칙의 예

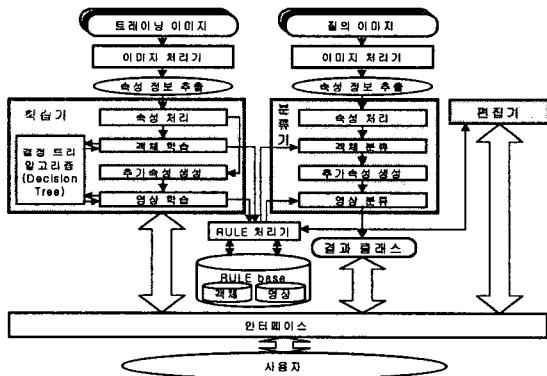


그림 7. 지식베이스 시스템 전체 구조

## 5. 실험 및 결과

본 장에서는 뇌경색, 뇌종양, 정상인으로 이루어진 영상 73명분 1400장을 이용하여 실험하고 결과를 제시하였다.

표 3. 객체 분류 표

네이터		분류 결과				오분류	정확도
		뇌척수액	회백질	백질	이상 객체		
뇌경색		97	15	0	5	20	82.90%
회백질		13	2980	23	16	52	98.28%
백질		0	28	1755	0	28	98.43%
이상부위		0	7	0	59	7	89.39%
Total		4998			107		97.86%

표 3은 전체 분류 결과와 객체별 상세 분류 결과를 정확도와 함께 보인 것이다. 전체 분류 결과에서 보듯

이 97.86%가 올바르게 인식되었으며, 상세 분류 결과에서 보듯이 회백질과 백질이 다른 부위보다 상대적으로 높은 정확도를 보였다. 표 3의 결과에 따르면 이 상 부위(uo)는 회백질로 분류되는 경우가 있고 회백질(gray)은 뇌척수액(csf), 백질(white), 이상 부위(uo)로 분류되는 경우가 있다. 이는 회백질이 뇌척수액(csf), 백질(white), 이상 부위의 중간적인 속성 형태를 지니고 있기 때문이다.

표 4는 영상 시리즈를 분류한 결과로 정상인, 뇌경색, 뇌종양으로 이루어진 72 시리즈를 분류하였을 때 실험 결과로서 93.05%의 정확도를 보였다. 뇌 종양의 경우 대부분 눈에 띄는 이상 객체 부위가 있으며 뇌경색의 경우 그러한 이상 부위가 없는 경우가 있지만 각 객체의 색상 비율 등과 뇌 척수액의 형태에 따라서 이런 결과를 보였다. 그러나 세부 질환에 대한 실험으로서 정상과 세 종류의 뇌종양으로 구성된 데이터 30개를 이용한 실험에서는 63.34%의 정확도를 보였다. 이처럼 결과가 낮은 이유는 질환의 종류별 학습데이터의 양이 부족하기 때문이다.

표 4. 영상 시리즈 분류 결과 표

대 이 터	A = Normal	분류 결과			오분류	정확도
		A	B	C		
	B = Infarct	0	31	2	2	93.94 %
	C = Tumor	0	2	27	2	93.10 %
	Total	72		5	93.05 %	

## 6. 결론 및 향후 연구과제

본 논문은 의료 영상인 자기 공명 영상 시리즈에 대하여 학습을 수행하고 영상을 분류하는 기법에 대하여 연구하였다. 먼저 영상은 영상 처리를 통하여 각각의 작은 조각 영상 즉, 객체들로 나누었으며 그 각각의 객체들로부터 하위-레벨 속성을 추출하여 학습 및 분류를 수행하였다. 다음으로 각각의 객체들 사이의 관계에서 논리적인 속성인 상위-레벨 속성을 추출하여 영상 시리즈를 학습 및 분류하였다. 기존의 영상 검색 엔진과는 달리 하위-레벨 속성과 상위-레벨 속성을 개별적이고 단계적으로 적용함으로써 효과적인 학습 및 분류를 수행할 수 있도록 하였다.

향후 연구과제로서 객체 학습에 대하여 보다 나은 신체 구조적인 속성을 연구하여야 할 것이며, 중상과 같은 보다 많은 환자의 정보를 포함한 영상의 시리즈 단위 통합 방법의 연구가 필요하다. 또한 분류 범주를

형태에 따른 세부 질환별 분류 등 다양하게 실험할 필요가 있다.

## [참고문헌]

- Chang, N. S. and Fu, K. S., "Query-by pictorial-example," *IEEE Transactions on Software Engineering*, SE-6(6):519-524, Nov. 1980.
- Chu, W. W., Cardenas, A. F. and Taira, R. K., "KMed: A knowledge-based multimedia medical distributed database system," *Information Systems*, 20(2): 75-96, 1995
- Flickner, M. et al, "Query by image Content: The QBIC System," *IEEE Computer Special issue on Content Based Retrieval*, Vol. 28, No.9, 1995.
- Mitchell, T. M., *Machine learning*, McGraw-Hill, New York, NY, 1997.
- Ogle, V. E. and Stonebraker, M., "Chabot : Retrieval from a relational database of images," In *Proceedings of International Conference on IEEE Computer*, 28(9), September 1995
- Quinlan, J. R., *C4.5: Programs for machine learning*, Morgan Kaufmann, 1993.
- Sauer, F. and Kabuka, M., "Multimedia technology in the radiology department," *Proceedings of the second ACM international conference on Multimedia*, Pages 263-269, 1994
- Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., *Image Processing Analysis and Machine Vision*, PWS Publishing, 1999
- Witten, I. H. and Frank, E., *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with JAVA Implementations*, Morgan Kaufmann, 2000
- The Whole Brain Atlas, <http://www.med.harvard.edu/AANLIB>
- 대한 신경 외과 학회, 신경 외과학, 2000