

의미 기반 검색을 위한 이미지 내용 모델링

(Image Content Modeling for Meaning-based Retrieval)

나 연 목 [†]

(Yunmook Nah)

요 약 현존하는 대부분의 내용 기반 이미지 검색 시스템은 칼라, 모양, 텍스처 특징을 이용한 유사도-기반 검색에 초점을 맞추고 있다. 신경과학 이미지 데이터베이스의 경우, 이미지에 대한 전역적 평균 특징 값을 기반으로 한 유사 이미지의 검색이 임상 병리학자들에게는 전혀 도움이 되지 않는다는 것을 발견하였다. 신경과학 데이터베이스상의 이미지에 대한 실용적인 내용 기반 검색을 실현하기 위해서는 이미지의 내부 내용이나 의미를 표현하는 일이 필요하다. 본 논문에서는 이러한 이미지들에 대해 보다 유용한 검색을 지원하기 위하여 이미지 내용과 그에 관련된 개념 지식을 표현하는 방법을 제시한다. 또한 객체지향 메시지 경로식을 이용하여 이러한 고급 검색을 지원하기 위한 연산의 의미를 기술한다. 제안된 기법은 유연하고 확장가능하므로 보다 강화된 내용 검색을 위해 이미지 내용에 대한 보다 많은 의미를 점진적으로 추가해 나갈 수 있다.

키워드 : 이미지 데이터베이스, 이미지 내용 모델링, 의미 기반 검색

Abstract Most of the content-based image retrieval systems focuses on similarity-based retrieval of natural picture images by utilizing color, shape, and texture features. For the neuroscience image databases, we found that retrieving similar images based on global average features is meaningless to pathological researchers. To realize the practical content-based retrieval on images in neuroscience databases, it is essential to represent internal contents or semantics of images in detail. In this paper, we present how to represent image contents and their related concepts to support more useful retrieval on such images. We also describe the operational semantics to support these advanced retrievals by using object-oriented message path expressions. Our schemes are flexible and extensible, enabling users to incrementally add more semantics on image contents for more enhanced content searching.

Key words : Image Databases, Image Content Modeling, Meaning-based Retrieval

1. 서 론

이미지 데이터의 검색은 이미지, 비디오, 멀티미디어 데이터베이스 시스템에서 중요한 기능 중의 하나이다. 이미지 데이터베이스에 대한 내용 기반 검색(content-based image retrieval)의 필요성은 전자 미술관, 지리 정보 시스템(GIS: Geographical Information System), 디지털 라이브러리, 인터넷 전자 상거래, 전자 문서 관리 시스템(EDMS: Electronic Document Management System), 인터넷 검색 엔진, 의료 정보 시스템 등의 다양한 응용 분야에서 급속하게 증가하고 있다. 생물학 분

야에서도 디지털 이미지의 활용도가 점차 증가하고 있으며, 디지털 이미지 획득의 용이성과 저장 비용의 감소에 따라 대규모 이미지 데이터베이스에서 특정 이미지를 검색할 필요성이 대두되고 있다.

미국 캘리포니아 대학 엘바인 캠퍼스의 뇌 노화 및 질병 연구소(IBAD: The Institute of Brain Aging and Dementia)는 알츠하이머 병(AD: Alzheimer's Disease) 연구에 있어서 최상위 랭킹의 연구소의 하나이다. 알츠하이머 병은 65세 이상의 사람들에게 자주 발생하는 질병의 하나이다. 미국의 경우 개인, 가족, 보건 의료 시스템, 사회 전반에 대한 거대한 영향으로 인해 주요한 건강 문제로 대두되고 있다. 과학자들의 추산에 의하면 4백만명 정도의 사람들이 현재 이 질병에 의해 고통을 받고 있으며 65세 이상의 연령대의 경우 매 5년간 2배씩 환자수가 증가할 것으로 보인다[1]. IBAD는

· 이 연구는 2001년도 단국대학교 대학 연구비의 지원으로 연구되었음

[†] 통신회원 : 단국대학교 전기전자컴퓨터공학부 교수

ymnah@dku.edu

논문접수 : 2002년 9월 5일

심사완료 : 2003년 1월 22일

환자명, 방문 번호, 이력, 임상 테스트, 부검전 소견, 신경 사이클 테스트, 기억력 테스트, 신경임상 검사 등 환자 관련 정보를 포함한 임상 데이터베이스와 부검 케이스 번호, 사전치료, 뇌 영역, 전문가 소견, 부하값(AB 비율 및 PHF 비율), 이미지 화일명 등 부검 케이스에 대한 정보를 저장하는 신경병리 검사 연구 데이터베이스(NERD: Neuropathological Examination Research Database)[2]를 개발하여 사용하고 있다. 현재의 NERD 시스템은 내용 기반 이미지 검색을 지원하지 못하고 있다. NERD 시스템에 대한 질의들은 케이스 번호, 슬라이드 번호, 이미지 번호, 기타 다른 정형 데이터 필드 등의 키값을 기반으로 하고 있다. NERD 시스템에서 각 케이스, 슬라이드, 이미지는 유일한 일련 번호가 붙여져 있으며, "2000년의 16번째 케이스를 검색하라"는 형태의 단순한 질의가 지원되고 있다.

사망한 환자의 뇌에서 부검을 통해 히포캠퍼스(Hippocampus)나 전위 코텍스(Frontal Cortex)와 같은 여러 뇌 영역에서 여러 개의 조직(tissue)을 추출한다. 이러한 뇌 조직들은 유리 슬라이드에 올려진 상태에서 보관되며, 추후에 전자현미경과 ImagePro Plus라는 소프트웨어를 이용해 JPEG 이미지 화일로 캡처된다. ImagePro Plus에 플러그인되는 자체 개발 소프트웨어 CellVision[3]을 이용해 각 이미지 화일을 추가적으로 처리해 세부적인 객체 특징들을 추출할 수 있다. NERD 데이터베이스에 보관중인 뇌조직(brain tissue) 이미지 데이터에 대한 내용 기반 검색을 지원하기 위하여 기존의 내용 기반 이미지 검색에 대한 연구 결과들[6,7,8,9,10,11,12,13,14]을 적용해보려 시도하였으나 대부분의 연구들이 '유사한 칼라를 가진 이미지를 검색하라'든지 '유사한 모양을 가진 이미지를 검색하라'는 등의 유사도-기반 질의에 치중하고 있다는 것을 발견하였다. 불행하게도 신경과학(neuroscience) 이미지에 대한 '유사한 칼라나 모양을 가진 뇌조직 이미지를 검색하라'는 등의 유사도 기반 내용 검색 질의는 임상병리 연구자들에게 도움이 되지 않았다. 이러한 연구자들은 '크기가 작은 확산형 플라크(diffuse plaque)의 수가 많은 이미지를 검색하라'든지 '탱글(tangle)이 고르게 분포되지 않은 이미지를 검색하라'는 등의 질의에 대해 관심을 보였다.

기존의 이미지 내용 검색과 관련된 연구들은 전역적 수준에서 칼라나 모양과 같은 특징에 대한 검색과 인텍싱에 대하여 상당히 효율성을 보였다. 그러나, 신경과학과 같은 의료 분야의 이미지의 경우 고수준의 전역적 특징은 물론이고 다양한 지역적 특징을 고려하는 일이

요구되고 있다. 또한, 신경과학 이미지의 특징들의 일부는 기존의 연구에서는 전혀 고려되지 못한 경우도 있다. 이러한 신경과학 이미지에 대해 내용 기반 이미지 검색을 지원하기 위해서는 신경과학 이미지와 그 내부에 포함된 객체에 대한 의미(meaning) 또는 개념 지식(conceptual knowledge)을 고려할 필요가 있으며, 이러한 의미나 개념 지식은 임상병리학자와 같은 도메인 전문가의 해석으로부터 유도될 수 있다. 이러한 전문가의 해석에 기반한 의미 기반 내용 검색은 거의 연구된 사례가 없으며, 이러한 시스템이 개발될 경우 해당 전문가들이 의료 이미지를 효율적으로 활용하고 연구하는데 큰 도움이 될 것이라는 사실을 확인하였다. 이러한 요구 사항들은 암, 세포 생물학, 신경과학을 연구하는 연구자들로부터 도출되었으며[4,5], 이러한 생물학적 이미지에 대한 의미 기반 내용 검색 기법은 상당한 공통점을 갖고 있음이 확인되었다. 따라서 본 논문에서는 신경과학 이미지의 의미와 이에 관련된 개념들이 효율적으로 표현되는 방법을 보이고, 이미지에 대한 보다 실용적인 의미 기반 내용 검색을 현실화하기 위해 신경과학 이미지에 대한 연산 의미를 기술하고 적용하는 방법을 제시한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절은 기존의 내용 기반 이미지 검색 기법을 비교한다. 3절은 본 논문과 관련된 새로운 요구 사항을 보이기 위해 신경과학 이미지 데이터 타입, 신경과학 데이터베이스에 대해 가능한 질의 리스트, 제안된 시스템의 구조를 기술한다. 4절에서는 신경과학 데이터, 이미지 내용, 이에 관련된 개념 지식들에 대한 모델링 결과를 보인다. 5절은 내용 기반 신경과학 이미지 검색을 지원하기 위한 세부적인 연산 의미를 객체지향 경로식을 이용해 기술하고 주요 구현 기법을 설명한다. 마지막으로 6절에서 결론을 맺는다.

2. 기존의 내용 기반 이미지 검색 기법

현재 개발된 대부분의 내용 기반 이미지 검색 시스템은 칼라, 모양, 텍스처 등의 특징에 기반한 유사도 기반(similarity-based) 검색을 지원하고 있다. 선구자적인 연구는 IBM의 QBIC(Query By Image Content) 시스템에서 수행되었으며 우표, 그림, 등록상표 등의 이미지에 대해서 칼라, 모양, 스케치, 텍스처 특징에 기반한 질의를 지원하고 있다[6]. 또 다른 흥미로운 CBIR 시스템은 Chabot으로 칼라에 기반한 저수준 특징 외에도 "밝은 황색(light yellow)", "저녁노을(sunset)" 등의 고수준 개념에 기반한 검색을 지원하고 있다[7]. 가장 최근의 연구 결과 중의 하나는 SIMPLiCity 시스템으로

칼라, 텍스처, 모양 특징을 기반으로 한 CBIR을 지원하면서 영역(region)에 대한 지역적 특징을 활용해 검색의 정확도를 증가시키고 있다[8]. 의료 분야의 경우, KMeD(Knowledge-Based Medical Database) 시스템이 이미지에 포함된 객체들의 모양과 이들간의 공간 관계에 중점을 둔 의미 모델링을 활용하고 있다[9,10]. 본 연구가 진행된 기관의 경우 생의학 데이터베이스에 대해 객체-관계 데이터베이스 플랫폼에서 정보 통합에 중점을 둔 BioCompose 시스템을 개발하였으나 CBIR 기능은 제공하지 못하고 있다[16,17].

내용 기반 이미지 검색을 위한 공통적인 핵심 모듈은 메타데이터 추출기(metadata extractor), 인덱스 구축기(index builder), 검색/비교 모듈(searching/matching module)을 들 수 있다[19]. 표 1은 대표적인 내용 기반 이미지 검색 시스템인 QBIC, Chabot, SIMPLIcity에서 각 모듈이 구현된 방법을 비교하고 있다.

표 1 주요 내용 기반 이미지 검색 시스템의 기능 비교

프로토타입	QBIC	Chabot	SIMPLIcity
메타데이터 추출기	object identification, feature extraction	feature extraction	region segmentation, semantic classification, n feature extraction
인덱스 구축기	R+-tree	dependent on Postgres index	none
검색/매칭 모듈	filtering/indexing	MeetsCriteria function	n similarity matching, integrated region matching
이미지 메타데이터	global feature	description (keyword), global feature(color)	local feature

메타데이터 추출과 관련된 대부분의 연구는 칼라, 모양, 텍스처 특징에 대해 수행되었다. 칼라 특징은 대개 평균 RGB(Red Green Blue) 칼라 값, RGB 칼라 히스토그램, HSI(Hue Saturation Intensity) 칼라 히스토그램으로 표현된다. 가장 용이한 방법은 평균 RGB 칼라 값을 3차원 벡터로 표현하는 것이나 검색의 정확도가 낮은 편이다. RGB 칼라 히스토그램은 보통 256차원이나 64차원의 벡터로 표현한다. 칼라 히스토그램의 구성 요소는 해당 칼라와 유사한 픽셀의 비율이 된다. QBIC은 256차원의 칼라 히스토그램과 3차원 평균값을 사용하고, SIMPLIcity에서는 3차원의 평균 LUV 값을 사용하며, Chabot에서는 20차원의 칼라 히스토그램이 사용된다. [13]에서는 많은 칼라를 갖지 않는 전자 카탈로그

제품 이미지에 적합한 186차원의 HSI 칼라 히스토그램을 제안하였다. 모양 특징의 경우, QBIC은 우선 20차원 모양 벡터를 구성한 후 이를 3차원 벡터로 변환하여 사용한다. SIMPLIcity는 해당 영역에 대한 정규화된 관성값(normalized inertia)을 사용하며, KMeD는 객체 분해 후 얻은 선과 곡선을 이용한다. 텍스처의 경우 QBIC은 3차원 값을 사용하고 SIMPLIcity는 3개의 웨이블릿(wavelet) 계수와 Daubechies의 웨이블릿을 사용한다. SIMPLIcity의 경우 지역적 특징(영역 특징)을 활용해 검색의 정확도를 높이고 있다. 목표 이미지는 4x4 블록들에 대해 k-평균값 클러스터링 알고리즘을 적용해 k개의 영역으로 나누어진다. QBIC에서는 사용자의 마우스 클릭과 flood filling을 이용해 객체를 인식한다.

매칭은 대개 질의와 저장 이미지 간의 거리를 비교해 수행한다. QBIC에서는 256차원의 칼라 히스토그램 비교는 256 차원의 행렬-벡터 곱셈을 필요로 하므로 필터링(filtering) 단계를 도입하고 있다. 필터링 단계는 정확도의 손실없이 3차원 공간에서 고속의 계산을 수행한다. 이렇게 추려진 히스토그램에 대해 최적의 매칭을 얻기 위해 저속의 완전 매칭 연산을 수행한다[6]. Chabot에서는 텍스트의 비교에 “~(tilde)” 함수, 칼라나 개념의 비교에 MeetCriteria()와 같은 함수를 사용하는데, 이러한 유사도 함수들은 객체관계 DBMS인 Postgres 상단에 구현된다. SIMPLIcity의 경우 영역 쌍간의 유사도(거리)에 대한 가중치의 합을 구하는 IRM(Integrated Region Matching)이라고 하는 매칭 연산을 이용한다[8]. [13]에서는 단지 몇 비트만 0이 아닌 값을 갖는 186비트의 존재 비트맵 벡터를 이용하여 186차원의 HSI 히스토그램에 대한 매칭 과정을 빠르게 수행하는 방법을 제시하고 있다.

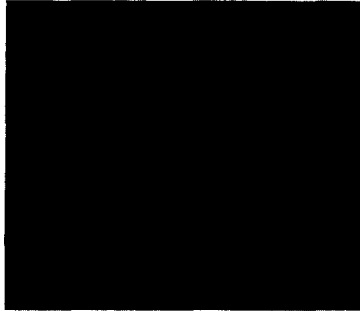
이미지 데이터베이스에 대한 효율적인 인덱스 구조는 계속 풀어야 할 문제이다. 텍스트 검색을 위해 제안된 역 화일이나 시그니처 화일은 이미지 데이터베이스에는 적용되기 힘들다. R-트리의 경우 차원이 증가하면 각 MBR(Minimum Bounding Rectangle)에 필요한 공간이 증가되어 R-트리의 높이가 증가하고 이에 따라 속도가 저하된다. R-트리는 20-30차원에 적합한 것으로 알려져 있다. 차원의 저주 문제를 극복하기 위해 TV-트리, TV+-트리, SS+-트리 등의 새로운 고차원 인덱스 구조가 개발중이나 이러한 인덱스들은 한정된 일부 응용 도메인에 대한 특정 연산에만 적합한 상황이다[15]. QBIC의 경우 3차원으로 표현 가능한 평균 칼라값이나 텍스처 등의 저차원 특징에 대해 R*-트리를 사용하고 있다. 20차원 모우멘트-기반 모양 특징 벡터와 같은 고

차원 특징의 경우 K-L 변환을 이용해 차원을 낮추고 있다[6]. Chabot에서는 Postgres의 인덱스 구조를 활용하고 있다.

3. 신경과학 이미지의 특성

3.1 신경과학 이미지 데이터

AD의 징후로 환자의 뇌에서는 아말로이드 플라크(amyloid plaque)와 신경섬유 탱글(neurofibrillary tangle)이라는 두 가지의 비정상적 구조(반점)가 발견된다. AD에서 플라크는 기억과 기타 인지 기능을 담당하는 뇌 영역에서 먼저 생성된다. 플라크는 베타-아말로이드의 대형 불용성 침전물로 뉴론들의 일부와 비-신경 세포들과 뒤섞여 있다. AD의 두 번째 징후는 신경 세포 내부에서 발견되는 꼬인 가닥들의 비정상적인 모임들이다. 이러한 탱글의 주요 성분은 타우(tau)라고 불리는 단백질의 한 형태이다[1]. 그림 1(a)에서 커다란 갈색 버블들은 플라크이고, 작은 흑색 버블들은 탱글이다. 그림 1(b)는 CellVision을 통해 인식된 객체들을 보이고 있으며, 플라크는 청색으로, 탱글은 적색으로 그 모양을 표시하고 있다.



(a) 예제 이미지



(b) 인식된 객체들

그림 1 신경과학 이미지의 예.

3.2 내용 기반 이미지 검색을 위한 요구 사항

NERD 이미지 데이터베이스에 대해 다음과 같은 보다 강화된 질의의 지원이 새로이 요구되고 있다.

- Q1 크기가 작은 확산형 플라크의 수가 많은 케이스를 검색하라.
- Q2 대부분의 플라크가 신경형(neuritic) 서브타입인 케이스를 검색하라.
- Q3 고르게 분포되지 않은 플라크(또는 탱글)의 클러스터를 보여라.
- Q4 아말로이드 병리(pathology)의 레벨이 신경형 병리 레벨보다 상대적으로 높은 신경병리 케이스를 검색하라.
- Q5 반점의 포함율이 동일한 이미지들 중에서 플라크(또는 탱글)의 평균 크기가 1 SD(Standard Deviation) 만큼 큰(또는 작은) 이미지를 검색하라.
- Q6 개별 환자에 대한 모든 가능한 이미지들로부터 그 환자의 증상을 전체적으로 요약하여 다차원 점들로 표현하라.

신경과학 데이터베이스에 대해 이러한 유형의 질의를 지원하기 위해서는 다음과 같은 특성들이 지원되어야 한다.

- **퍼지 개념** : Q1을 지원하기 위해서는 '큰(large)', '작은(small)'과 같은 퍼지 개념을 표현하고 처리할 필요가 있다.
- **객체와 이미지의 개념적 분류** : Q1과 Q2를 지원하기 위해서는 각 객체들을 수퍼타입/서브타입 계층에 따라 분류할 필요가 있다. 예를 들어, 반점을 플라크와 탱글로 세분화할 수 있다. Q3 유형의 질의를 지원하기 위해서는 이미지를 그 내부에 포함된 객체들의 밀도나 분포 등에 따라 분류할 필요가 있다.
- **공간 및 통계 연산** : 그림 1(b)에 보여진 것과 같은 객체들에 대한 저수준 연산을 처리하기 위해서는 공간 데이터베이스 연산이 필요하다. Q4와 Q5를 위해서는 카디날리티, 평균, 표준 편차 등의 통계 연산의 지원이 필요하다.
- **다양한 클러스터링 기준** : 대부분의 질의가 이미지 수준에서 이루어지므로 객체들을 이미지별로 클러스터링하거나 그룹핑할 필요가 있다. 또한, 이미지들을 슬라이드나 케이스별로 클러스터링할 필요도 있다. 이보다 높은 수준에서는 이미지를 종족, 성별, 나이 등으로 그룹핑할 필요도 있다. Q5를 지원하기 위해서는 이미지를 반점의 포함율에 따라 그룹핑할

필요가 있다.

- **계층적 요약 및 시각적 요약** : Q6을 지원하기 위해서는 특정 환자에 대한 객체들과 이미지들의 특성을 전체적으로 요약할 필요가 있다. 이러한 요약을 시각화해서 보여주는 일도 필요하다.

3.3 NERD-IDB 구조

신경과학 데이터베이스에 대한 내용 기반 이미지 질의를 지원하기 위해서는 NERD 시스템을 확장할 필요가 있다. 이러한 강화된 기능을 지원하기 위한 새로운 시스템인 NERD-IDB(NERD-Image DataBase)의 목표 구조는 그림 2와 같다. 기반이 되는 개발 플랫폼으로는 관계, 객체관계, 객체지향 DBMS가 모두 가능하나, 객체 기술을 지원하는 DBMS를 이용하는 것이 보다 구현이 용이하다[17]. 각 모듈의 주요 기능은 다음과 같다.

- **특징 추출기(Feature Extractor)** : IBAD에서 관리하는 이미지 데이터에 대한 특징 추출 도구로 개발된 CellVision은 베이스인 분류를 이용하여 이미지에 포함된 객체들과 그들의 특징들을 추출한다. 이 모듈은 각 객체에 대해 RGB 칼라 공간에서의 평균값, 중심 위치, 객체 크기, 둥근 정도, 텍스처 변이값, 편심률, 푸리에 모양 기술자 등의 세부 정보를 제공한다. NERD-IDB에서는 특징 추출을 위해 CellVision이 추출한 데이터를 이용한다.
- **객체/이미지 분류기(Object/Image Classifier)** : 이 모듈은 개념 지식 계층이라고 하는 미리 정의된 시스템 슈퍼타입/서브타입 계층에 따라 각 객체와 이미지를 분류한다.
- **검색/매칭 연산(Searching/Matching Operations)** : 이 모듈은 객체 레벨과 이미지 레벨에서의 특징 매칭을 지원한다. 또한, 수십만개의 이미지와 객체 데이터를 검색하기 위해서도 사용된다. 3차원 RGB 칼라값과 같은 대표적인 저수준 특징값에 대한 내용 기반 검색을 위해서는 질의 조건과 유사한 칼라를 가지는 객체들을 신속하게 검색하기 위해 3차원 R-트리 등의 인덱스 구조를 활용할 수 있다.
- **공간/통계 연산(Spatial/Statistical Operations)** : 이 모듈은 중복(overlap)이나 교차(intersect)와 같은 기본적인 공간 연산과 평균, 표준 편차와 같은 기본적인 통계 연산을 지원한다. 이 모듈은 객체지향이나 객체관계 플랫폼에서 Spatial Extender, Spatial DataBlade, Statistical DataBlade, Spatial Catridge와 같이 공간/통계 프러미티브 연산을 제공하는 특수 패키지를 이용할 경우 보다 용이하게 구현할 수 있다.

- **통계 및 시각적 요약기(Statistical and Visual Summarizer)** : 주어진 이미지에 포함된 모든 객체들에 대한 요약(예를 들어, 주어진 이미지내의 플라크와 탱글의 수나 평균 크기 등), 주어진 슬라이드에서 캡처된 모든 이미지들에 대한 요약, 주어진 케이스에 대한 모든 슬라이드들에 대한 요약 등의 정보를 생성한다. 객체 플랫폼의 경우 이러한 계층적 요약 데이터는 각 관련 클래스에 정의되어 오버로드되는 요약 연산을 이용하여 동적으로 구할 수 있다. 시각적 요약기는 이러한 계층적 요약 정보를 시각적 형태로 디스플레이하기 위해 사용된다.

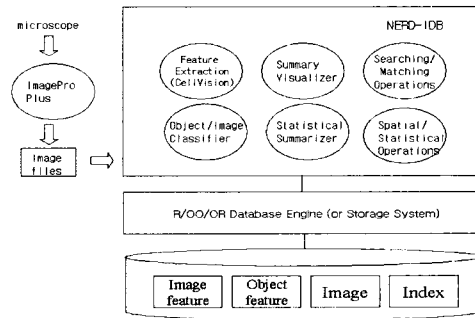


그림 2 NERD-IDB 시스템 구조

4. 데이터와 이미지 내용 모델링

데이터베이스 분야에서 데이터 모델링은 실세계를 모델링하기 위해 사용되어 왔다. 3.2절에서 제시한 새로운 유형의 질의를 지원하기 위해서는 데이터 모델링 기법을 이미지 내용(image contents) 자체에 대해서 적용할 필요가 있다. 이를 여기서는 이미지 내용 모델링(image content modeling)이라 부르기로 한다.

4.1 데이터 모델링

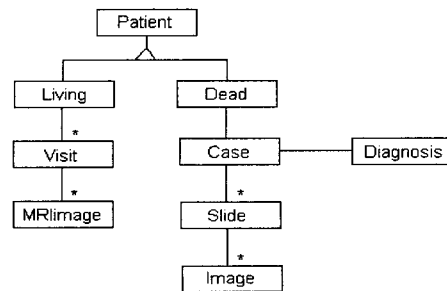


그림 3 일반 클래스들

제안된 시스템을 위한 클래스와 클래스간의 관계는 그림 3과 같다. Living Patient와 Dead Patient는 Patient 클래스에 대해 IS-A 관계를 가진다. Dead Patient와 Autopsy Case는 1:1 HAS-A 관계를 가진다. Case와 병리학자의 Diagnosis간에도 1:1 HAS-A 관계가 성립한다. 하나의 Case에 대해 3-6개의 슬라이드가 만들어지고, 각 3개의 슬라이드가 특정 뇌 영역에 해당한다. 하나의 Slide에 대해 ImagePro Plus를 이용해 3개의 이미지를 만든다.

각 클래스의 전형적인 속성들은 다음과 같다. 각 속성의 세부적인 의미는 [2]에 설명되어 있다.

- Patient : patient number, name, birth date, sex, race, eye color, country
- Living : telephone, address
- Visit : visit number, visit date, MMSE
- Dead : death date, death age, last MMSE
- Case : case number, autopsy date, PMI, Braak Stage, A β Hippo, A β Frontal, PHF Hippo, PHF Frontal
- Diagnosis : Neuropath Dx, Auxillary
- Slide : slide number, created date, creator name, pretreatment, stains, brain region, location, box, comment
- Image : image number, A β load, PHF load, image features

4.2 이미지 내용 모델링

내용 기반 검색의 경우 이미지 의미와 객체 의미에 대한 세부적인 정보가 필요하다. 여기서는 이미지 레벨 의미와 객체 레벨 의미를 표현하는 특징 정보를 구분하기로 한다. 전자는 전역적 특징(global feature), 후자는 지역적 특징(local feature)이라 부르기로 한다. 대표적인 지역적 특징(객체 특징)은 type, color, shape(size, roundness, hole ratio, eccentricity), location 등이다. 대표적인 전역적 특징(이미지 특징)은 load density(A β loads and PHF loads), distribution styles, number of objects, average object size 등이다. 일부 특징은 미리 계산되어 객체 상태 내부에 저장되며, distribution styles, number of objects, average object sizes와 같은 특징들은 5절에 기술한 연산들을 이용해 동적으로 계산된다.

이러한 지역적 특징과 전역적 특징을 표현하기 위한 관련 클래스들은 그림 4와 같다. 지역적 특징은 대부분 Object 클래스 내부에 저장되는데 반해, 전역적 특징들은 Image 클래스와 그 슈퍼클래스인 ObjectSet에 정의

된 연산들을 이용해 동적으로 계산된다. ImageSet 클래스는 주어진 이미지의 집합에 대한 동적인 요약을 위해 사용된다. 세부적인 클래스 구조는 5절에서 설명한다.

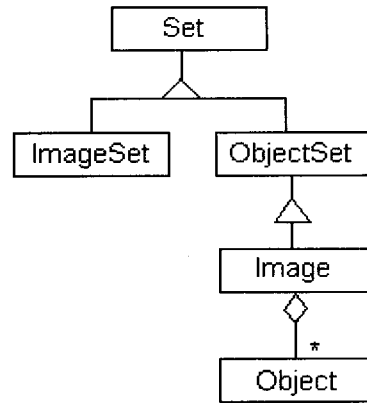


그림 4 이미지 내용과 관련된 클래스들

4.3 개념 지식 모델링

개념 지식 레벨에서는 하나의 대상 클래스가 여러 개념들에 의해 분류되며 이러한 개념적 범주들은 데이터(또는 메타데이터)에 대한 클래스 계층과 유사한 개념 지식 계층(conceptual knowledge hierarchy)이라고 하는 계층을 이용해 표현한다. 하나의 개념은 타입(type)과 값(value)으로 표현된다. 예를 들어, 개념 'Small Size'에서 'Size'는 개념 타입(concept type)이고 'Small'은 개념값(concept value)이다. 개념 지식 계층에 대한 표기법은 클래스 계층과 유사하다. 그러나, 클래스와 개념을 연결하는 삼각형 모양 위에는 'conceptType'이라는 키워드를 레이블로 표시한다. 또한, 개념 지식 계층에서 사각형은 개념 타입을 표현하고 모서리가 둥근 사각형은 개념값(또는 단순히 개념)을 의미한다.

그림 5는 반점 객체들에 대한 개념 지식 계층을 보이고 있다. Object는 개념 타입 'Type'에 따라 Plaque와 Tangle로 분류된다. 또한, Plaque와 Tangle은 그림 5에서 보인 것처럼 더 세분화될 수 있다. Plaque에는 3가지 유형이 있다. "Diffuse" 플라크는 크기가 크고 밝은 갈색이며 경계선(edge)이 희미하다. "Primitive" 플라크는 크기가 중간 크기부터 큰 크기까지이고 보통의 질은 갈색이다. "Neuritic" 플라크는 크기가 작은 크기부터 중간 크기까지이고 질은 갈색이며 내부에 PHF-1 섬유(탱글)를 포함한다. Tangle도 3가지 서브타입으로 분류될 수 있다. "Intracellular" 탱글은 뉴런 세포 내부

에 존재하는 PHF-1 반점들이고 "Extracellular" 탱글은 세포의 외부에 존재하는 반점들이다. "Ghost" 탱글은 모양이 모호한(흐릿한) 반점들이다. 이 외에도 반점 객체들은 Color("Dark Brown", "Light Brown", "Dark" 등)와 Size("Small", "Very Small", "Large", "Very Large" 등)와 같은 추가적인 개념들에 의해 더 분류될 수 있다.

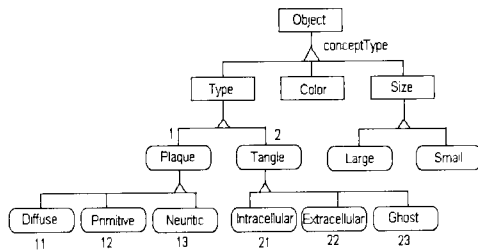


그림 5 Object에 대한 개념 지식 계층

하나의 개념 타입내에서 유일한 계층 개념 번호(HCN: Hierarchical Concept Number)를 각 개념들에 대해서 각 레벨에서 왼쪽에서 오른쪽으로 순차적인 순서를 접합한 번호 형태로 정의할 수 있다. 예를 들어, 그림 5에 보인 것처럼, 개념들 'Plaque', 'Tangle', 'Diffuse', 'Primitive', 'Neuritic', 'Intracellular', 'Extracellular', 'Ghost'에 대한 HCN값은 각각 1, 2, 11, 12, 13, 21, 22, 23이 된다. 주어진 한 레벨에 속한 개념의 수가 많은 경우에는 이 스키를 확장하며 도트 표기법(dotted notation)을 이용할 수 있다. 예를 들어, '21' 대신에 '2.1'로 표기할 수 있다. 이 HCN값은 주어진 범주에 속한 객체들의 부분집합을 찾는데 효율적으로 활용될 수 있다. 예를 들어, 플라크만을 검색하기 위해서는 HCN의 첫 번째 자리가 '1'인 객체들을 찾으려 된다. 또한, 확산형 플라크만을 검색하려면 HCN값의 처음 두 자리가 '11'인 객체를 찾으려 된다.

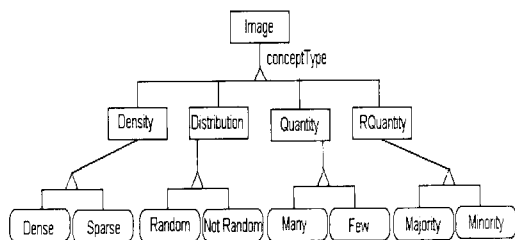


그림 6 Image에 대한 개념 지식 계층

이미지들의 경우도, 그림 6에 보인 것처럼 Density("Dense", "Sparse"), Distribution("Random", "Not Random"), Quantity("Many", "LotsOf", "Little", "Few"), Relative Quantity("Majority", "Minority")와 같은 개념들에 의해 분류할 수 있다.

이러한 개념 지식 계층은 이미지 내용 검색(다음 절 참조)에 대한 연산을 표현하는데 중요한 역할을 한다. Color와 Size와 같은 일부 개념들은 해당 값의 범위를 지정해 구현할 수 있다. 물론 정확한 경계값(cutoff value)을 결정하기 위해서는 도메인 전문가로부터의 피드백이 필요하다. 다른 개념들의 분류는 조금 더 어렵다. 이러한 개념 분류를 구현하기 위한 주요 스키는 5.4 절에 기술되어 있다.

5. 연산 의미의 객체 지향적 표현

이 절에서는 신경과학 이미지 데이터에 대한 내용 검색을 위한 연산을 표현하는 방법을 설명한다. 이러한 연산은 그림 2에서 보인 객체/이미지 분류기, 검색/매칭, 요약기 모듈의 핵심 연산으로 3.2절에서 제시한 새로운 유형의 질의를 지원하기 위한 프리미티브로 사용된다.

클래스 정의문은 멀티미디어 복합 객체를 지원하는 ORM(Object Relationship Model)[20]과 객체 기술을 위한 플랫폼 독립적인 메타 언어인 Object-IDL (Object-Intermediate Description Language)[21]을 혼합하여 단순화시킨 버전을 사용한다. 여기서, '[' 표시는 튜플 구성자를 의미하며 복합 클래스가 직접 지원되지 않는 플랫폼에서는 별도의 독립된 클래스로 구현될 수 있다. '{}' 표시는 집합 구성자를 의미하며 '<>' 표시는 시퀀스 구성자를 의미한다. Smalltalk과 같은 순수한 객체지향 패러다임을 기반으로 하므로 객체와 OID는 구분하지 않는다. 그러므로, ODMG 기반 시스템에서 빈번하게 사용되는 REF 구성자나 ref(), deref() 연산은 사용하지 않는다. 행위 의미(behavioral semantics)를 표현하기 위해 연속 메시지(cascaded message)를 의미하는 메시지 경로식(message path expression)을 사용한다. 그러므로, 경로식 "o.a.b.c"는 연속적인 메시지 전달 "(((o a) b) c)"를 의미한다. 여기서, o는 임의의 객체를 의미한다.

5.1 객체에 대한 연산

클래스 Object의 구조와 행위는 다음과 같다.

```

Class Object { // class for object features
attribute:
containedBy: Image // represents PART-OF
    
```

relationship

```

objectNumber: Numeric // optional in object platform
type: Decimal(2,0) // HCN values. 1x = Plaque,
2x = Tangle
color: [rMean: Float, gMean: Float, bMean: Float]
shape: [size: Integer, roundness: Float,
holeAreaRatio: Float, Eccentricity: Float]
textureVariance: Integer
location: [centerX: Float, centerY: Float]
fourierDescriptor: <Float>
method:
conceptType.meet(concept) returns Boolean //
conceptType = {type, color, size, ...}
isPlaque( ) returns Boolean // same with type.
meet("Plaque")
isTangle( ) returns Boolean // same with type.
meet("Tangle")
}

```

주어진 하나의 객체가 객체 크기(small, very small, large, very large)나 칼라(dark brown, light brown) 등의 퍼지 개념을 만족시키는 지를 결정할 필요가 있다. 특수한 도트 메소드(dotted method)인 conceptType.meet(concept) 연산은 불리언값을 리턴하며 다양한 퍼지 개념을 포함하는 내용 기반 검색을 지원하기 위해 사용된다. 이러한 유형의 도트 연산은 구현 플랫폼에 따라 meet<conceptType>(concept)와 같은 매개변수화된 메소드(parameterized method)나 typeMeet(), colorMeet(), sizeMeet()과 같은 다중 메소드로 구현할 수 있다. 이 연산은 클래스 Object에 저장되어 있는 다양한 특징값들을 활용하게 된다. 이 연산의 용도를 보이는 대표적인 예들은 다음과 같다.

- **o.type.meet("Neuritic")**은 주어진 객체 o가 'Neuritic' 타입이나 그 서브타입에 속하면 참값을 리턴한다.
- **o.color.meet("Dark Brown")**은 주어진 객체 o의 속성 'color'의 값이 'Dark Brown'이라는 기준을 만족시키면 참값을 리턴한다.
- **o.size.meet("Small")**은 주어진 객체 o의 속성 'size'의 값이 'Small'이라는 기준을 만족시키면 참값을 리턴한다.

이러한 연산이 만족되는 구체적인 기준값은 구현에 따라 종속된다. 이와 관련된 세부 사항은 5.4절에서 논의된다.

5.2 이미지에 대한 연산

이미지를 표현하기 위한 클래스들의 구조와 행위는 다음과 같다.

```

Class Set {
attribute:
elements: {Element}
method:
cardinality() returns the number of elements
}

```

```

Class ObjectSet super: Set { // class for features of
set of objects

```

```

attribute:
objects: {Object} // represents the inverse of
PART-OF relationship
method:
objects() returns the set of stain objects
subset(subsetCriteria) returns the subset satisfying
given criteria

```

```

conceptType.meet(concept) returns Boolean //
conceptType = {density,distribution,quantity, ...}
averageSize() returns the average size of each
elements

```

```

majority() returns the object type of major elements
minority() returns the object type of minor elements
isMajority(targetObjectExpression) returns true if
the given object type is majority
isMinority(targetObjectExpression) returns true if
the given object type is minority
load() calculates and returns load values on current
elements

```

```

private method:
makeCluster() returns the number of clusters
}

```

```

Class Image super: ObjectSet { // class for image
features

```

```

attribute:
imageNumber: Numeric // optional in object platform
AbLoad: Float
PHIFLoad: Float
relationship:
relatedWith: Slide // represents HAS-A relationship

```



```

method:
  plaques() returns the subset of plaque objects // an
optional method for convenience
  tangles() returns the subset of tangle objects // an
optional method for convenience
}
    
```

하나의 주어진 이미지 안에서 객체들의 범위를 지정할 필요가 있다. 다음의 경로식들은 이러한 범위를 지정하기 위해 사용된다. 여기서, *i*는 하나의 이미지를 표현하는 변수이다.

- **i.objects**는 해당 이미지에 속한 모든 객체들을 의미한다.
- **i.objects.subset(o.type.meet(concept))**은 주어진 이미지에서 특정 타입에 속한 모든 객체들을 의미한다. 예를 들어, **i.objects.subset(o.type.meet("Plaque"))**는 주어진 이미지 내의 모든 플라크 객체들을 의미한다.
- **i.plaques**는 **i.objects.subset(o.type.meet("Plaque"))**와 동일하다.
- **i.tangles**는 **i.objects.subset(o.type.meet("Tangle"))**와 동일하다.

신경과학 데이터베이스에서 객체의 밀도나 분포 유형을 결정하기 위한 연산은 통계적 집계 연산과 더불어 필수적이다. 주어진 이미지가 Quantity(many, lots of, little, few), Relative Quantity(majority, minority) 등의 퍼지 개념을 만족시키는 지를 결정하는 일이 필요하다. **conceptType.meet(concept)** 연산은 불리언값을 리턴하며 다양한 퍼지 개념을 포함한 내용 기반 매칭에 사용된다. 이 연산의 용도를 보이는 대표적인 예들은 다음과 같다.

- **i.density.meet("Dense")**는 주어진 이미지 내부에서 객체들의 밀도가 높으면 참값을 리턴한다.
- **i.plaques.density.meet("Dense")**는 주어진 이미지 내부에서 플라크 객체들의 밀도가 높으면 참값을 리턴한다. 이는 **i.objects.subset(o.type.meet("Plaque")).density.meet("Dense")**와 동일하다.
- **i.plaques.subset(o.size.meet("Small")).quantity.meet("Many")**는 주어진 이미지 안에서 작은 플라크들의 수가 많으면 참값을 리턴한다. 이는 **i.objects.subset(o.type.meet("Plaque")).subset(o.size.meet("Small")).quantity.meet("Many")**와 동일하다. 이와 동일하지만 보다 효율적인 표현은 **i.objects.subset(o.type.meet("Plaque")) and o.size.**

meet("Small")).quantity.meet("Many") 이다.

- **i.objects.subset(o.type.meet("Diffuse")) and o.size.meet("Small").quantity.meet("Many")**는 주어진 이미지 내에서 크기가 작은 확산형 플라크의 수가 많을 경우에 참값을 리턴한다.
- **i.distribution.meet("Random")**은 주어진 이미지 내에서 객체들이 균등하게 분포되어 있을 경우에 참값을 리턴한다.

majority() 연산은 상대적으로 수가 많은 요소를 리턴하며 **minority()** 연산은 상대적으로 수가 적은 요소를 리턴한다. **isMajority()**와 **isMinority()** 연산은 매개변수로 주어진 객체가 주어진 이미지 내부에서 다수(또는 소수)인지를 결정하기 위해 사용된다. 사용 예는 다음과 같다.

- **i.objects.subset(o1.type.meet("Plaque")).isMajority(o2.type.meet("Neuritic"))**은 주어진 이미지 내부에서 플라크의 대다수가 신경형 서브타입일 경우에 참값을 리턴한다.

5.3 요약을 위한 연산

주어진 이미지에 속한 모든 객체들에 대해 평균 AbLoad, 평균 PHFLoad, 플라크의 수, 탱글의 수, 플라크의 평균 크기, 탱글의 평균 크기 등을 요약하는 일이 필요하다. 클래스 **ObjectSet**과 클래스 **Image**의 메소드들을 이용하여 이러한 값들을 다음과 같이 구할 수 있다.

- **i.plaques.load**는 이미지의 평균 AB load값을 리턴한다.
- **i.plaques.cardinality**는 주어진 이미지의 플라크의 수를 리턴한다.
- **i.plaques.averageSize**는 이미지 내의 플라크의 평균 크기를 리턴한다.

평균 AbLoad, 평균 PHFLoad, 플라크의 평균 개수, 플라크의 평균 크기, 탱글의 평균 크기와 같은 요약 정보를 특정 슬라이드에 속한 모든 이미지들에 대해 구하는 일도 필요하다. 이는 클래스 **ImageSet**에 유사한 메소드들을 추가해 용이하게 지원할 수 있다. 이러한 방식으로 특정 케이스나 특정 환자에 속한 모든 슬라이드에 대한 요약을 구할 수 있다. 환자의 집합에 대한 요약 정보도 마찬가지로 구할 수 있다. 이러한 요약 정보는 수치 데이터값으로 제시될 수 있으나, 요약 이미지를 합성해 시각적 형태로 보여주는 것이 더 좋을 것이다. 그러므로, **summary()**와 **visualSummary()** 연산을 클래스 **PatientSet**, **Patient**, **Case**, **Slide**, **ImageSet**에 추가하여야 한다. 여기서, 클래스 **Patient**, **Case**, **Slide**는

ImageSet 클래스의 서브클래스로 표현할 수 있다. 그러므로, 클래스 ImageSet은 다음과 같이 정의된다.

```

Class ImageSet super: Set {
  attribute:
  images: {Image}
  method:
  summary( ) returns summary data over all images
  visualSummary( ) returns visually synthesized
  summary image
  private method:
  summarize( ) calculates summary over all images
}

```

5.4 구현 스킴

Size나 Color와 같은 객체 레벨의 개념들에 대한 연산은 값의 범위를 지정해 구현할 수 있다. 타입을 기반으로 한 객체 분류는 다음과 같이 저수준 특징들을 이용하거나 공간 데이터베이스 연산을 이용해서 구현할 수 있다.

- **객체의 분류** : 칼라값 정보를 이용해 플라크와 탱글을 구분할 수 있으므로 o.type.meet("Plaque")와 o.type.meet("Tangle") 연산들의 구현에 이용할 수 있다. 플라크의 칼라는 갈색이고 탱글의 칼라는 흑색이나 청색이다. 이 기능은 그림 2에 보인 CellVision 내부에 이미 구현되어 있다.
- **플라크의 분류** : 칼라(bright, dark)와 모양(size, boundary, intersect) 정보를 이용해 플라크의 3가지 서브타입을 구분할 수 있다. 예를 들어, o.type.meet("Neuritic")의 경우 플라크와 탱글의 공간 조인 연산을 이용해 플라크와 탱글의 쌍이 서로 가까운 거리에 있거나 중복되어 있는 지를 결정할 수 있다.

보다 세부적인 분류는 도메인 전문가로부터의 도움이 필요하다. 객체를 세부적인 서브타입으로 완전히 자동 분류하는 일은 주요한 향후 도전 과제의 하나이다 (6절 참조). 이미지 분류는 밀도, 분포, 양과 같은 고수준 개념을 기반으로 다음과 같이 구현할 수 있다.

- **포함률 이용** : 이 정보는 dense한 이미지와 sparse한 이미지를 구분하기 위해 사용될 수 있으며, 따라서 i.density.meet("Dense")와 i.density.meet("Sparse") 연산의 구현에 활용될 수 있다. 특정 이미지에 포함된 모든 객체의 크기의 합(객체들이 차지하는 면적)을 이미지의 전체 면적으로 나누고, 이

비율이 고정된 임계치(예를 들어, 20 - 30%) 보다 높으면 그 이미지의 밀도를 dense한 것으로 간주할 수 있다. 이러한 유형의 연산에서 정확한 임계치의 결정은 도메인 전문가의 피드백을 필요로 한다.

- **객체 분포 이용** : 이 정보는 균등 분포와 비균등 분포 이미지를 구분하기 위해 사용될 수 있으며, 따라서 i.distribution.meet("Random")과 i.distribution.meet("Not Random") 연산의 구현에 활용될 수 있다. 세부 구현 방법의 하나로 고정 반경의 원들을 임의로 선정된 위치에서 그려서 그 원 안에 포함된 객체의 수를 세어, 각 원에 속한 객체의 수가 모두 유사하면 그 이미지를 균등 분포로 판정할 수 있다. 대안적으로, 클러스터링 알고리즘을 적용하여 결과 클러스터의 수가 적으면(최적은 1) 그 이미지를 균등 분포로 판정할 수 있다.
- **객체의 수 이용** : 이 정보는 이미지에 포함된 객체의 수가 많거나 적음을 구분하는데 사용 가능하며, 따라서 i.quantity.meet("Many")와 i.quantity.meet("Few") 연산의 구현에 활용할 수 있다.

6. 결론

본 논문에서는 전통적인 특징들을 이용한 유사도-기반 이미지 내용 검색이 별로 의미가 없는 신경과학 데이터베이스에 대한 새로운 내용 기반 이미지 검색, 즉 의미 기반 검색을 위하여 이미지 내용과 이에 관련된 개념들을 효율적으로 표현하는 방법을 제안하였다. 또한, 이미지 내용과 개념들을 표현하는 객체들을 처리하기 위한 연산 의미를 기술하여 신경과학 이미지에 대해 보다 실용적인 내용 기반 검색을 실현하는 방안을 제시하였다. 본 연구에서 제안한 개념 지식과 연산 의미는 향후 추진될 NERD-IDB의 개발을 위한 기초로 사용될 예정이다. 여기서 제시한 표현 스킴은 플랫폼 독립적이므로 Gemstone이나 ObjectStore와 같은 대부분의 객체 지향 데이터베이스, 객체 관계 데이터베이스, 현재 많은 관심을 받고 있는 계층 경로 기반 XML-관련 데이터베이스 플랫폼 등에서 용이하게 구현될 수 있을 것이다.

제시한 스킴은 유연하고 확장 가능하므로 보다 강화된 내용 검색을 위해 이미지 내용에 대한 보다 많은 의미를 점진적으로 추가해갈 수 있다. 제시한 이미지 내용 및 개념 지식 모델링 기법과 연산 의미의 표현 방법은 생물학, 의학, 천문학, 위성 사진 분석 등의 다양한 분야에 적용되어 현미경이나 망원경으로 캡처된 이미지들에 대한 내용 기반 검색 시스템을 개발하는데 활용될 수 있다.

제안된 내용 표현 스킴을 다른 응용 도메인에 적용하고 여러 상이한 도메인으로부터 공통점을 추출하여 이러한 의미 기반 이미지 관리를 위한 좀 더 일반화된 프레임워크(generic framework)를 개발할 필요가 있다. 현재는 신경과학 이미지에 대해 적용된 기법을 암 이미지(cancer image)와 분자생물학의 세포 이미지(cellular image)에 대해 확대 적용하는 방안을 모색중이며, 여기서 공통점을 도출하여 보다 일반화된 프레임워크로 확대해 나갈 예정이다. 이 외에도 향후 연구가 필요한 주제들은 다음과 같다.

- **XML 기술의 적용** : 현재의 목표 데이터베이스는 기관 자체의 데이터만을 유지하고 있다. 미국 전역에 유사한 연구소들이 존재하므로 이러한 연구 관련 데이터와 이미지가 AD 관련 연구소와 대학 병원 간에 교환, 공유, 누적될 수 있다면 큰 도움이 될 것이다. 이러한 기관간의 이미지와 특징 데이터 교환을 위해 XML 기술을 고려해 볼 수 있다.
- **데이터 마이닝 기법의 적용** : MMSE, age, sex와 같은 정형 데이터와 내용 모델링을 통해 얻은 이미지 및 객체들의 내용 정보간에는 밀접한 연관성이 있는 것으로 보인다. 통합된 신경과학 데이터베이스에 대해 데이터 마이닝의 연관 규칙, 순차 패턴, 또는 이의 변형 기법들을 적용한다면 보다 유용한 정보를 얻을 수 있을 것으로 보인다.
- **완전 자동 객체 분류** : 각 퍼지 개념에 해당하는 정확한 예제 객체들이나 각 퍼지 개념에 대한 세부적 특성에 관한 도메인 전문가의 지식을 얻을 수 있다면, 데이터 마이닝의 분류 기법이나 의사 결정 트리 방법 등을 적용해 공통 특징을 추출하고 주어진 객체에 대한 자동 분류를 시도할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] ____, 2000 Progress Report on Alzheimer's Disease: Taking the Next Steps, National Institute on Aging and National Institute of Health.

[2] <http://www.alz.uci.edu/nerdplus>.

[3] Yinagaki, Y., CellVision Plug-In Version 2 for Image-Pro Plus User's Manual, April 10, 2002, BME Laboratory, University of California, Irvine.

[4] Bohmer, R.M., Johnson, K.I., and Bianchi, D.W., "Differential Effects of Interleukin-3 on Fetal and Adult Erythroid Cells in Culture: Implications for the Isolation of Fetal Cells from Maternal Blood", Prenat Diagn., August 2000, 20(8), pp.640-7.

[5] Wachtel, S.S., Shulman L.P., and Sammons, D., "Fetal Cells in Maternal Blood," Clin Genet., Feb 2001, 59(2), pp.74-9.

[6] Flickner, M. et al., "Query by Image and Video Content: The QBIC System," IEEE Computer, Sept. 1995, pp.23-32. (<http://www.qbic.ibm.almaden.com>)

[7] Ogle, V.E. and Stonebraker, M., "Chabot: Retrieval from a Relational Database of Images," IEEE Computer, Sept. 1995, pp.40-48.

[8] Wang, J.Z., Li, J., and Wiederhold, G., "SIMPLIcity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries," IEEE TKDE, 23(9), 2001. (<http://www-db.stanford.edu/IMAGE/>)

[9] Chu, W.W., leong, I.T., and Taira, R.K., "A Semantic Modeling Approach for Image Retrieval by Content," VLDB Journal, 3, 1994, pp.445-477.

[10] Chu, W.W., Hsu, C.-C., Cardenas, A. F., and Taira, R. K., "Knowledge-Based Image Retrieval with Spatial and Temporal Constructs," IEEE TKDE, 10(6), 1998, pp.872-888.

[11] Lew, M.S., "Next Generation Web Searches for Visual Content," IEEE Computer, Nov. 2000, pp.46-53.

[12] Iqbal, Q. and Aggarwal, J.K., "Lower-level and Higher-level Approaches to Content-based Image Retrieval," in Proc. of the IEEE South West Symposium on Image Analysis and Interpretation, April 2000, pp.197-201.

[13] Lee, B. and Nah, Y., "A Color Ratio based Image Retrieval for e-Catalog Image Databases," Proceedings of SPIE: Internet Multimedia Management Systems II, Vol. 4519, August 2001, pp.97-105.

[14] Hong, S., Lee, C., and Nah, Y., "An Intelligent Web Image Retrieval System," Proceedings of SPIE: Internet Multimedia Management Systems II, Vol. 4519, August 2001, pp.106-115.

[15] Eakins, J.P. and Graham, M.E., "Content-based Image Retrieval A report to the JISC Technology Applications Programme," Jan 1999. (<http://www.unn.ac.uk/iidr/research/cbir/report.html>)

[16] Wang, T., Sheu, P. C-Y, Cummings, B., and Cotman, C., "An Object Relational Database for Brain Aging Research," in Proc. Symposium on Reliable Distributed Systems, 1998.

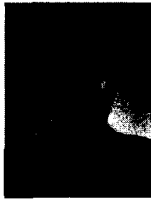
[17] Sheu, P. C-Y, et al., "An Object Relational Approach to Biomedical Database," in Proc. BIBE 2000, pp.91-98.

[18] Ahn, C., Nah, Y., Park, S., and Kim, J., "An Integrated Medical Information System using XML," in Proc. Int'l Conf. on Human Society and Internet(HSI 2001), July 2001, Seoul, Korea.

[19] Nah, Y. and Sheu, P., "Searching Image Data

bases by Content," in KSEA-SC Symposium, Fullerton, California, Feb. 2002.

- [20] Nah, Y. and Lee, S., "Object-Relationship Model for Conceptual Modeling of Multimedia Data," Advanced Database Research and Development Series, Vol.3, World Scientific, 1992, pp.125-132.
- [21] Nah, Y. and Jeon, S., "Object-IDL: A Meta Language for Object Description," J. of Dankook University, Vol. 34, Dankook University Press, Feb. 1999, pp.647-659.



나 연 목

1986년 서울대학교 컴퓨터공학과 공학사.
 1988년 서울대학교 대학원 컴퓨터공학과
 공학석사. 1993년 서울대학교 대학원 컴
 퓨터공학과 공학박사. 1991년 IBM T. J.
 Watson 연구소 객원연구원. 2001년~200
 2년 University of California, Irvine 객
 원교수. 1993년~현재 단국대학교 전기전자컴퓨터공학부 전
 기전자컴퓨터공학 전공 부교수. 관심 분야는 데이터베이스,
 데이터 모델링, 객체지향 데이터베이스, 멀티미디어 데이터
 베이스, 멀티미디어 정보 검색