

# 뇌 영상의 형태적 및 기능적 분석을 위한 의료 영상 데이터베이스

김 태 우†

## 요 약

본 논문에서는 시각화와 공간적, 속성, 혼합 쿼리를 수행할 수 있는 관계형 데이터베이스를 설계하고 구현하였다. 쿼리에 사용되는 데이터형은 슬라이스, MPR, 볼륨 렌더링으로 시각화할 수 있으며, 쿼리는 아틀라스를 이용하는 경우와 그렇지 않는 경우를 모두 고려하였다. 영상 데이터는 공간충진 곡선으로 공간적으로 클러스터링한 후 무손실 압축하여 데이터베이스에 저장된다. 본 논문은 저장 데이터의 양을 줄이기 위하여 관심영역의 크기에 따라 창 크기가 변하는 적응적 Hilbert 곡선을 제안하였으며, 실험에서 Hilbert 곡선의 적용한 데이터보다 약 1.15배 높은 압축율을 보였다. 또한 아틀라스에 대한 뇌 종양의 공간적 쿼리 결과를 통하여 본 의료 영상 데이터베이스의 유용성을 보였다.

## Medical Image Database for Morphometric and Functional Analysis of Brain Images

Tae-Woo Kim†

## ABSTRACT

In this paper, a relational database which can visualize and achieve spatial, attribute, and mixed query was designed and implemented. A data type for query was visualized in slice, MPR (Multi-Planner Reformat), and volume rendering. Query with or without atlas can be available. After image data are spatially clustered using space-filling curve, they are compressed and stored to the database without loss. This paper proposed adaptive Hilbert curve, where the window size varies with the size of region of interest (ROI) to reduce the data size for storing. In the experiment, adaptive Hilbert curve provided 1.15 times better compression rate than Hilbert curve. Also, the result of spatial query for a brain tumor with atlas showed the proposed medical image database is useful.

**키워드 :** 뇌 아틀라스(brain atlas), 의료 영상 데이터베이스(medical image database), 관계형 데이터베이스(relational database), 공간적 쿼리(spatial query)

### 1. 서 론

MRI, CT, PET, SPECT, fMRI 등과 같은 단층 의료영상을 이용하여 인간 뇌에 대한 형태적 기능적 연구는 최근 수년 동안 활발히 진행되어 왔다. 신경과학 연구자들은 뇌의 구조와 기능에 관한 데이터를 수집하고 분석하는 데에 심혈을 기울이고 있으며, 이러한 데이터들은 이미 출간된 보고서들에서 정의된 정위적 좌표계(stereotactic coordinate system) [1-4] 내에서 해부학적 구조와 생리학적 반응 위치를 도시하였다. 정위적 좌표계에서의 도시적 분석을 함으로써 신경 해부학적 레이블(label)과 직각 좌표계(Cartesian coordinate system) 사이의 상관성[1-4]을 정의할 수 있다.

인간의 뇌지도화(human brain mapping)에서는 다중 영상

양식(multi-modality) 지도화와 정량적 형태적 분석(quantitative morphometric analysis)이 Talairach과 Tournoux[4]의 인간 뇌 좌표계를 사용하였고, Tiede et al.[5]과 Steirimitz et al.[6]는 뇌 표면으로부터 깊은 부위까지 정확한 위치선정과 신경해부학적 명칭과 좌표계 사이의 관계를 지도(map)화하여 설정할 수 있게 되었다. 뇌 활동의 정확한 위치선정을 발견하여 해부학과 연관시키고 기능적 뇌 아틀라스(functional brain atlas)를 작성하는 것은 현재 진행되고 있는 연구에서 의학 연구 창시자들[7-8]의 주된 목표이다.

이러한 연구는 단층 영상(tomography)과 인간 뇌의 아틀라스(atlas)의 디지털 데이터를 사용함으로써 가능하였다. 또한 부족하기는 하지만 하나 혹은 여러 대상(subject)으로부터 데이터를 구성하는 데이터베이스(database)를 작성하였다. 뇌지도(brain map)는 뇌 정보의 결집이며 뇌에 대한 현재의 이해 정도를 표현한 것이므로 데이터베이스는 좀더

† 정 회 원 : 삼성종합기술원 의료전자팀  
논문접수 : 2000년 9월 6일, 심사완료 : 2001년 3월 20일

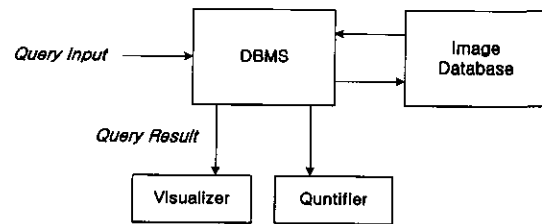
대화형으로 설계되어야 한다. 데이터베이스의 기능은 데이터 레코드(data record)를 구성하여 저장하며, 효율적이고 광범위한 쿼리 메카니즘(query mechanism)을 제공해야 한다. 현재의 디지털 아틀라스는 데이터베이스 기능을 도입하는 단계에 있다.

Bloom et al.[9]는 쥐의 뇌에 대한 Paxinos와 Watson[10]의 신경해부학적 아틀라스(atlas)로부터 디지털 버전을 최초로 만들었으며, 사용자가 구조적 그룹핑(grouping)과 뇌의 구조적 시스템에 대하여 정보를 요구할 수 있도록 하였다. Swanson[11]은 쥐의 뇌에 대하여 자신이 만든 아틀라스를 디지털 버전으로 만들었다. Felleman과 Van Essen [12]는 원숭이의 대뇌 피질의 연결을 데이터베이스로 만들었다. 인간 뇌의 지도화 분야에서는 Fox et al.[13], Fox와 Lancaster[14] 등이 만든 BrainMap이며, 뇌의 구조와 기능의 다양한 스터디(study)로부터 데이터를 저장할 수 있는 진정한 관계형 데이터베이스 구조를 도입하였다. 해부학적 구조는 Talairach 시스템에 기반하였고, 데이터베이스는 활성화 스터디, 방법, 참고문헌, 서로 관련된 데이터에 관한 정보를 포함하였으며, 보통 영상 데이터는 제외되고 경계정보만 보존된다. 반면 Manish Arya 등[15-16]은 QBISM (Query By Interactive, Spatial Multimedia)을 만들었는데, 가시화와 쿼리(query)를 지원할 수 있도록 하기 위하여 원본 영상 데이터를 데이터베이스에 포함되도록 하였다. 쿼리 모드는 원본 영상의 공간적 쿼리와 기존 해부학적 좌표계에 기반한 쿼리를 포함한 것이다.

본 논문에서는 시각화와 공간적, 속성, 혼합 쿼리를 포함하는 관계형 데이터베이스를 설계하고 구현한다. 쿼리에 사용되는 데이터형인 VOLUME형과 VOI형은 슬라이스(slice), MPR(Multi-Planner Reformat), 볼륨 렌더링(volume rendering)으로 각각 시각화하거나 두 형을 동시에 시각화할 수 있다. VOLUME형과 VOI형 데이터는 공간충전 곡선(space-filling curve)[17-18]으로 픽셀들을 공간적 클러스터링(clustering)한 후 무손실 압축하여 저장한다. 본 논문은 압축율을 높이기 위하여 공간충전 곡선인 적응적 Hilbert 곡선을 제안한다. 적응적 Hilbert 곡선은 관심영역에 대해서만 Hilbert 곡선을 적용하는 것으로서 클러스터링을 좋게 하며, 위치 정보를 저장하는 데 필요한 비트(bit) 수를 줄여준다. 쿼리는 VOI형으로 정의되는 관심영역(region of interest or volume of interest)에 대하여 아틀라스(atlas)를 이용하는 경우와 그렇지 않는 경우로 분리하여 할 수 있으며, 관심영역의 크기, 공간적 분포 등을 탐색할 수 있다. 기존의 Manish Arya 등의 QBISM[15-16]과는 달리 본 논문의 데이터베이스는 아틀라스를 이용하는 경우와 그렇지 않는 경우를 모두 고려하고, 데이터베이스에 데이터를 저장할 때 적응적 Hilbert 곡선을 이용하여 압축율을 높인다.

## 2. 영상 데이터베이스의 특성

단층 의료영상을 이용하여 인간 뇌의 형태학적 변화를 조사하기 위한 데이터베이스는 가시화 환경이 제공되는 컴퓨터에서 수많은 공간적 데이터들을 효과적이고 대화식으로 연구할 수 있어야 한다. 먼저 데이터베이스는 단층 의료영상을 다루므로 결과를 MPR, 볼륨렌더링 등 가시화 환경이 제공되어야 한다. 또 다양하고 많은 양의 공간적 데이터에 대한 다양한 쿼리에 대하여 효과적 탐색이 가능해야 한다. 방대한 영상 데이터를 데이터베이스에 효과적으로 저장하고 대화식 탐색이 가능하도록 해야 한다. (그림 1)에 단층 의료영상 데이터베이스의 쿼리 과정을 보여주는데, 쿼리의 결과는 정량적 값이거나 가시적 영상으로 나타난다.

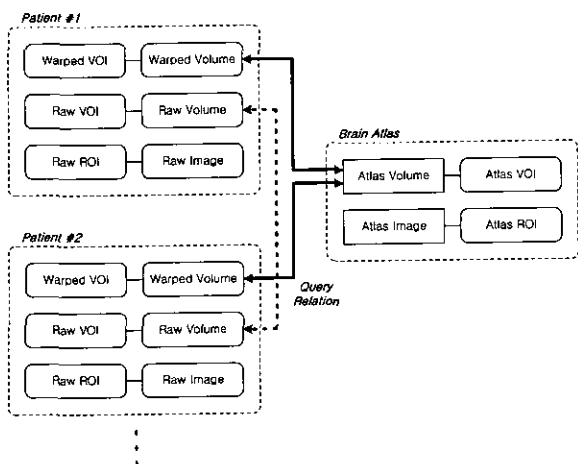


(그림 1) 단층 의료 영상 데이터베이스의 쿼리 과정

### 2.1 쿼리

영상 데이터베이스는 다중 영상 스터디(study) 간의 쿼리를 제공할 수 있어야 한다. 스터디는 단일 대상(single subject)에 대하여 어떤 목적을 위하여 수집된 영상 집합을 의미하며, 124장의 MRI 스터디, 88장의 CT 스터디 등이 그 예이다. 수집된 스터디 간의 쿼리는 관심영역에 대한 통계적 결과를 정량적으로 출력하고 다중 데이터 집합과 쿼리 결과를 가시화할 수 있게 한다. 쿼리는 가시화 환경이 제공되는 컴퓨터 상에서 방대한 영상 데이터베이스에서 탐색적이며 대화식의 반복적인 방법으로 수행된다. (그림 2)에서는 본 연구의 영상 데이터베이스의 쿼리 관계를 보여준다. 쿼리는 뇌의 아틀라스를 기준으로 하는 경우와 그렇지 않는 경우로 나뉘어진다. 아틀라스를 기준으로 하는 쿼리는 대상간의 동일한 좌표계에서 수행되는 것이며, 아틀라스를 기준으로 하지 않는 쿼리는 공간적 관계에 대한 것이 아니라 정량적 관계에 대한 쿼리이다.

쿼리의 분류는 공간적 쿼리(spatial query), 속성 쿼리(attribute query), 혼합 쿼리(mixed query), 데이터 마이닝(data mining)으로 나뉘어질 수 있다[15-16]. 공간적 쿼리는 “MRI 스터디의 주어진 쿼리 영역에서 밝기값을 보여라”와 같은 공간적 좌표로 정의되는 조건을 의미한다. 속성 쿼리는 “PET 스터디에서 밝기값이 높은 영역을 보여라”와 같은 값으로 정의되는 조건을 의미한다. 혼합 쿼리는 “우뇌 반구에서 높은 밝기값의 영역을 보여라”와 같은 공간적 조건과 속성



(그림 2) 의료 영상 데이터베이스의 쿼리 관계

조건을 동시에 요구하는 것이다. 데이터 마이닝은 "특정 신경학적 조건에 관계되는 PET 스터디 밝기값 패턴을 보여라"와 같은 패턴이나 관계룰(relational rule)을 찾는 쿼리이다. 본 연구의 데이터베이스는 공간적 쿼리, 속성 쿼리, 혼합 쿼리를 수행할 수 있도록 한다.

2.2 데이터 특성

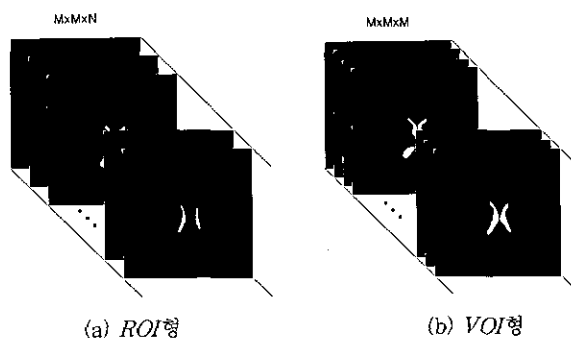
인간 뇌의 형태적 변화를 연구하기 위한 단층 의료영상 데이터베이스는 MRI 스터디, PET 스터디와 같이 정적 3차원 스칼라 필드(scalar field)의 집합과 해부학적 모델인 아틀라스의 집합으로 구성된다. 정적 3차원 스칼라 필드와 아틀라스에서 관심영역을 정의할 수 있는데, 관심영역은 기하학적 객체로 표현된다. (그림 2)에서 Raw Volume과 Warped Volume은 정적 3차원 스칼라 필드를 나타내며, Atlas Volume은 아틀라스를 나타낸다. 또 VOI는 관심영역을 정의하는 기하학적 객체를 나타낸다. 데이터 공간은 대상 공간(subject space)과 아틀라스 공간(atlas space)인 데이터 워핑(data warping) 공간[1-3]으로 구성된다.

쿼리를 수행하기 위한 데이터는 처리 시간이 짧아야 하며, 저장 공간을 작게 차지해야 한다. 공간적 쿼리의 수행 시간을 줄이기 위해서는 x, y, z 세 방향으로 해상도가 같은 N×N×N의 정방형 영상 공간 상에서 행해져야 한다. 저장 공간을 줄이기 위해서는 데이터의 손실이 없이 압축하는 과정이 필요하다. 3차원 공간적 데이터 세트에 대하여 쿼리를 효과적으로 수행하기 위한 논리적 및 물리적 데이터베이스를 설계해야 한다.

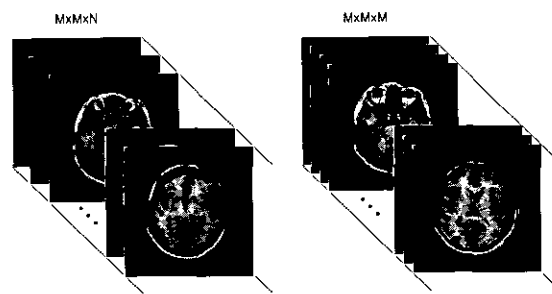
3. 데이터베이스의 논리적 구조

영상분석을 위한 의료영상 DBMS(database management system) 설계에 필요한 핵심요소는 데이터형(data type), 공간적 연산(spatial operation), 데이터베이스 스키마(database schema), 쿼리(query)이다.

본 연구에 정의하는 데이터형은 IMAGE형, ROI형, VOLUME형, VOI형이다. IMAGE형은 픽셀값  $f(x, y, z) \in \{0, 1, 2, \dots, 65535\}$ 이며 영상 크기는 (그림 4)와 같이  $M \times M \times N$ 이다. ROI형은 (그림 3)과 같이 픽셀값  $f(x, y, z) \in \{0, 1\}$ 이고 영상 크기는  $M \times M \times N$ 이다. VOLUME형은 (그림 4)와 같이 3차원 격자의 모든 점에 대하여 정의되는 픽셀값  $f(x, y, z) \in \{0, 1, 2, \dots, 255\}$ 이고 영상 크기는  $M \times M \times M$ 인 3차원 스칼라 필드의 값을 저장한다. VOI형은 (그림 3)과 같이 3차원 격자의 모든 점에 대하여 정의되는  $f(x, y, z) \in \{0, 1\}$ 이고 영상 크기는  $M \times M \times M$ 인 해부학적 구조나 관심영역 등 임의의 기하학적 형태의 공간적인 객체(object)를 저장한다. VOI형 데이터는 영상 분할을 한 후 슬라이스 간의 보간에 의하여 생성되며 VOLUME형 데이터는 원 영상에서 슬라이스 간의 보간을 한 후 픽셀당 8비트 영상으로 생성한다.



(a) ROI형 (b) VOI형  
(그림 3) 기하학적 객체의 데이터 표현



(a) IMAGE형 (b) VOLUME형  
(그림 4) 3차원 스칼라 필드의 데이터 표현

쿼리를 효율적으로 수행하려면 VOI형 데이터와 VOLUME형 데이터를 공간적으로 연산할 수 있는 연산자가 필요하다. 연산은 3가지[15-16]로 구성된다. 연산 INTERSECTION(VOI v1, VOI v2)은 v1과 v2의 공간적 교집합을 나타내는 VOI를 리턴하며, 연산 CONTAINS(VOI v1, VOI v2)은 v1이 공간적으로 v2에 속하는지를 0 또는 1의 형태로 리턴하고, 연산 EXTRACT\_DATA(VOLUME vol, VOI v)은 v에 해당하는 vol로부터 VOLUME을 리턴(return)한다.

데이터베이스 스키마는 (그림 2)와 같이 객체-관계(entity-relation)의 형태로 구성된다. 크게 Raw, Warped, Atlas 객

체로 구성되며, 각각 Volume과 VOI로 구성된다. Raw Volume은 객체의 특정 스테디에 속하는 정보를 나타내며, Warped Volume은 워핑된 스테디를 나타낸다. Atlas Volume은 특정 뇌지도 공간에서 주어진 구조물을 공간적으로 표현한다. Volume은 VOLUME형이며, VOI는 VOI형 데이터이다.

두 데이터형 VOI형과 VOLUME형은 공간충전곡선으로 재배열하여 부호화하여 저장된다. 저장시의 데이터 구조는 (그림 12)와 같이 header와 x, y, run(VOI형) 또는 x, y, pixel value, run(VOLUME형)으로 구성된다. header에는 데이터형, 영상의 크기, 영상의 위치 등의 정보를 나타내며, x, y는 연속하는 픽셀의 시작점이며, run은 연속하는 픽셀의 길이를 나타낸다.

4. 데이터베이스의 물리적 구조

처리하고자 하는 데이터는 앞에서 정의한 두 가지 데이터형(data type)인 VOLUME형과 VOI형으로 표현된다. (그림 4) (a)와 같은 원 영상에서 각각 VOI형과 VOLUME형 데이터를 생성하여 공간충전곡선으로 재배치하고 압축하여 저장된다. 데이터베이스에 저장할 데이터는 그 양이 크므로 공간적 자원을 절약하기 위하여 적절하게 압축하여 저장할 필요가 있다. 압축 방법은 공간충전 곡선(space filling curve) [17-18]과 가변길이 부호화(variable length coding)[19-20] 방법을 사용한다. 공간충전 곡선은 데이터의 클러스터링을 높이기 위하여 데이터를 재배치하는 순서를 나타내는 곡선이다.

4.1 데이터의 생성

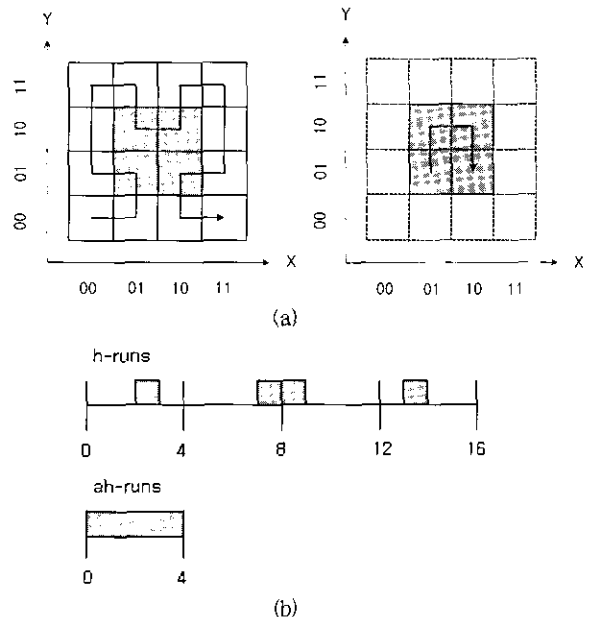
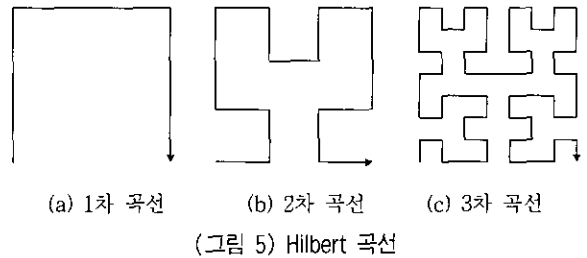
영상 데이터베이스에서 사용하는 데이터형은 VOI형과 VOLUME형 두 가지이다. VOI형은 (그림 3)과 같이 뇌 영상에서 관심영역을 정의하여 슬라이스간에 보간[21]을 하여 M×M×M의 정방형의 볼륨 데이터를 생성하는 것이다. VOLUME형은 (그림 4)와 같이 영상기에서 획득된 MR, PET 등의 영상을 픽셀 당 8비트로 표현하여 슬라이스간에 보간을 하여 M×M×M의 정방형의 볼륨 데이터를 만든다. 이때 VOI형의 픽셀은 1 비트(bit)로 표현 가능하며, VOLUME형은 1 바이트(byte)로 표현된다. 관심영역은 VOI형으로 표현되며, MR, PET, Talairach 뇌지도 등은 VOLUME형으로 표현된다. 이때 관심영역은 수동분할 및 자동분할 방법[22-27]을 사용하여 생성한다.

4.2 공간충전 곡선

공간충전 곡선은 데이터베이스에 저장할 때 데이터의 클러스터링(clustering)이 좋게 하기 위한 방법으로 (그림 5)와 같이 잘 정의된 순서로 영상의 격자에서 모든 픽셀을 지나는 곡선이며, (그림 6)과 같이 격자의 점들을 1차원 직선 상으로 변환시켜 준다. VOI형과 VOLUME형을 디스크에

저장하기 위한 방법으로 사용되는데, 일반적으로 런(run)의 개수가 상대적으로 적게 표현되어 공간적 클러스터링이 잘 되는 Hilbert 곡선(Hilbert curve)[17-18]을 사용하였다[15-16].

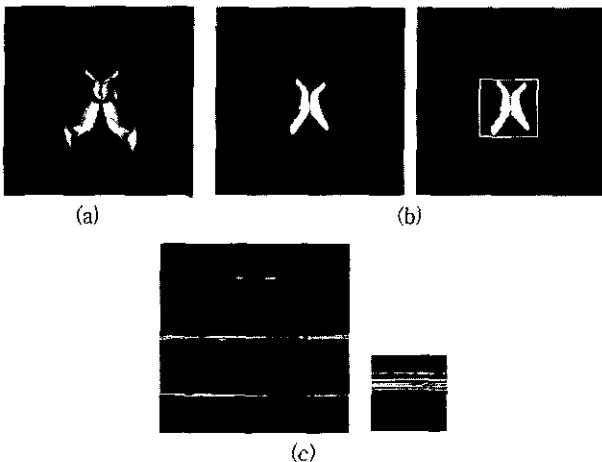
본 논문에서는 관심영역의 크기가 비교적 작은 것이 많으므로 적응적 Hilbert 곡선(adaptive Hilbert curve)을 제안한다. “적응적”이라는 것은 Hilbert 곡선을 적용할 때 영상 전체에 대한 것이 아니라 관심영역에 대해서만 적용하는 것을 의미한다. (그림 5)는 Hilbert 곡선을 보여주며, (그림 6) (a)는 중앙 어두운 부분이 픽셀값이 1인 4×4 크기의 영상 데이터에 대하여 Hilbert 곡선과 적응적 Hilbert 곡선의 적용 형태를 보여준다. (그림 6) (b)는 공간 충전 곡선을 적용했을 때의 런(run)의 개수를 보여준다. 적응적 Hilbert 곡선은 영상의 픽셀값이 존재하는 부분에 대해서만 고려하는 방법이므로 중앙의 2×2 크기의 영상에 대해서 Hilbert 곡선으로 공간충전을 한다. (그림 6) (b)에서 볼 수 있듯이 Hilbert 곡선보다 적응적 Hilbert 곡선이 런의 개수가 적게 나타나는 경우가 많다.



(그림 6) 4×4 데이터에 대한 공간충전 곡선의 예: (a) Hilbert 곡선(좌)과 적응적 Hilbert 곡선(우)의 충전 순서, (b) Hilbert 곡선 표현(h-runs)과 적응적 Hilbert 곡선 표현(ah-runs)

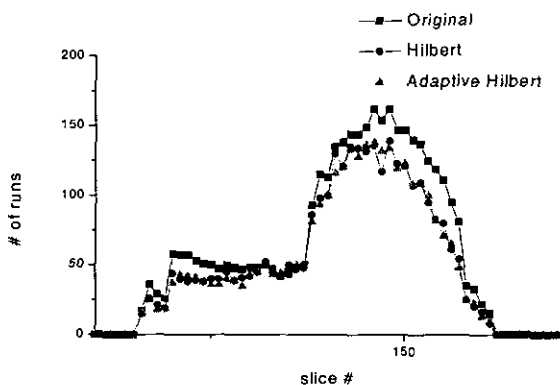
(그림 7)은 뇌실(ventricle)에 대하여 공간충전 곡선을 적

용한 예를 보여준다. 머리의 MRI 영상에 대하여 뇌실 부분을 분할하여 256×256×256 크기의 VOI형 데이터를 생성한 후 중간의 한 슬라이스에 대한 공간충전 곡선을 적용한 예를 보여준다. (그림 7) (a)는 뇌실의 VOI형 데이터를 볼륨 렌더링(volume rendering)의 형태로 보여주며, (그림 7) (b)는 뇌실의 한 슬라이스 영상이며, (그림 7) (c)는 Hilbert곡선과 적응적 Hilbert곡선을 적용한 결과이다. 적응적 Hilbert 곡선은 슬라이스 영상 전체에 대하여 적용하지 않고 (그림 7) (b)의 우측과 같이 관심영역에 대해서만 적용하므로 영상을 작은 영역으로 표현이 가능하며 클러스터링 효과를 높인다.

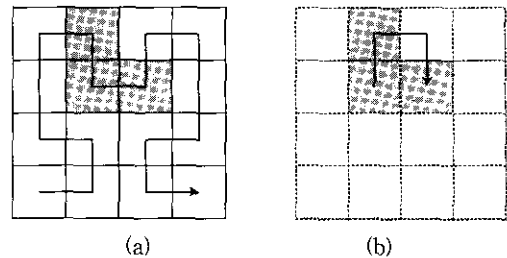


(그림 7) 뇌실에 대한 공간충전 곡선의 적용: (a) VOI형의 원 영상의 렌더링, (b) (a)에서 한 슬라이스 영상, (c) Hilbert 곡선과 적응적 Hilbert 곡선 표현

(그림 8)은 (그림 7) (a)의 뇌실의 VOI형 영상 데이터에 대하여 원 영상의 런의 개수와 Hilbert 곡선과 적응적 Hilbert 곡선을 적용했을 때의 런의 개수를 비교한 것이다. 원 영상 보다 공간충전 곡선을 적용했을 때가 런의 개수가 적어서 공간적 클러스터링이 잘됨을 보여주며, 적응적 Hilbert 곡선이 Hilbert 곡선보다 런의 개수가 적은 경우가 많다. 적응적 Hilbert 곡선이 Hilbert 곡선보다 런의 개수가 많은 경우도 있는데, 그러한 경우는 (그림 9)의 예와 같다.

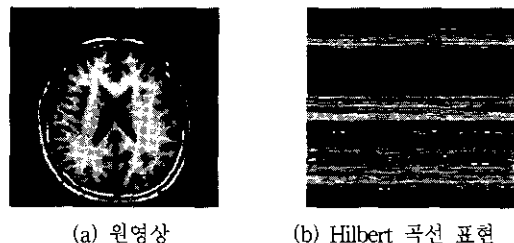


(그림 8) 뇌실에 대한 런의 개수



(그림 9) Hilbert 곡선(a) 보다 적응적 Hilbert 곡선(b)의 런의 개수가 더 많은 예

적응적 Hilbert 곡선으로 공간 충전을 할 경우에는 적용할 영역의 시작점과 영역의 크기를 저장하고 있어야 한다. 영역의 시작점과 크기는 VOI형과 VOLUME형의 헤더(header)에 저장하여 공간적 연산을 수행할 때 객체의 좌표값에 시작점을 더해준다. (그림 7)의 예에 대하여 원 영상의 런의 개수는 3718개, Hilbert 곡선을 이용했을 때는 런의 개수는 3088개, 적응적 Hilbert 곡선을 이용했을 때는 3047개로 적응적 Hilbert 곡선을 적용하면 런의 개수가 줄어든다. (그림 10)은 뇌실의 VOLUME형 데이터에 대한 Hilbert 곡선 표현의 예를 보이며, Hilbert 곡선으로 표현함으로써 영상 데이터의 클러스터링 정도를 높이는 효과가 있다. 공간적 비용을 줄이기 위하여 VOI형과 VOLUME형을 모두 적응적 Hilbert 곡선으로 표현한다.



(그림 10) VOLUME형 데이터의 공간충전 곡선의 적용

### 4.3 압축 방법

압축방법에는 크게 손실 압축(lossy compression)과 무손실 압축(lossless compression) 방법[19-20]이 있다. 변환 부호화(transform coding), 벡터 양자화(vector quantization)와 같은 손실 압축은 복원된 데이터가 원본과 정확히 일치하지 않기 때문에 데이터의 손실을 허용하지 않는 의료영상 분석에서는 적당하지 않는 방법이다. 무손실 압축방법에는 예측 부호화(prediction coding), 엔트로피 부호화(entropy coding) 등이 있는데 본 논문에서는 엔트로피 부호화 방법인 universal code인 Elias 부호(code)[28]를 사용한다. Elias 부호는 Huffman 부호와는 달리 소스 메시지의 정확한 확률 분포를 알 필요가 없고 확률적 랭킹만 알면 되며, 코드워드 집합이 고정되는 특징이 있다. VOI형과 VOLUME형은 적응적 Hilbert 곡선으로 재배치한 후 런의 시작과 길이를 압축하는 것이다. 런의 길이를 Elias 코드로 압축한다.

본 논문에서 사용하는 Elias 코드는 <표 1>의 예와 같이 랭킹의 순서대로 구분자인 접두어 0의 수를 증가시켜 생성한다. 랭킹은 런의 길이의 발생횟수가 큰 순서로 정해지며, 코드워드의 길이는 코드를 구분하기 위한 접두어 0의 수의 두 배보다 1이 크게 된다.

개수가  $L$ 인 메시지 집합  $A=\{a_i | a_i \neq a_j, i \neq j, 1 \leq i, j \leq L\}$  이고, 메시지  $a_i$ 의 발생 확률이  $P_i$ 일 때 엔트로피  $H$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$H = - \sum_{i=1}^L P_i \log_2 P_i \quad (1)$$

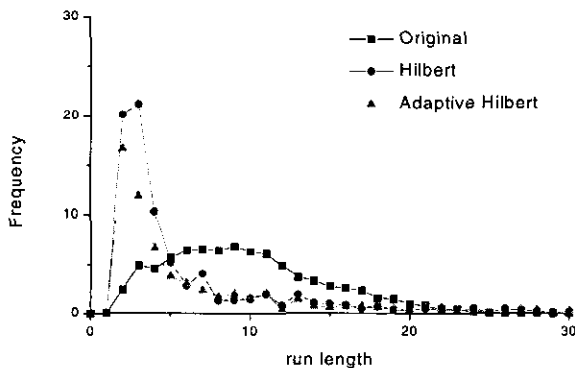
또  $\sum_{i=1}^L P_i = 1$ 이므로 엔트로피  $H$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$0 \leq H \leq \log_2 L \quad (2)$$

<표 1> Elias 부호의 예

ranking	codeword
1	1
2	010
3	011
4	00100
5	00101
6	00110
7	00111
8	0001000
16	00010000
17	00010001
32	00000100000

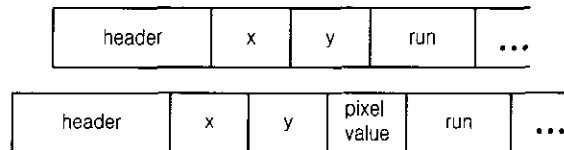
엔트로피  $H$ 는 메시지가 가지는 정보의 평균량을 나타내며, 이론적으로 메시지를 부호화하는 데 필요한 최소의 평균 비트율이다[19-20]. (그림 8)의 런에 대한 히스토그램은 (그림 11)에 보여준다. (그림 11)에 대하여 원 영상, Hilbert 곡선, 적응적 Hilbert 곡선의 엔트로피는 각각 3.57, 3.5, 3.47로 적응적 Hilbert 곡선을 적용했을 때 엔트로피가 가장 낮다.



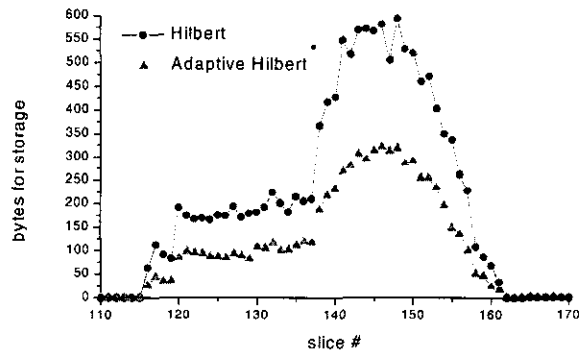
(그림 11) 뇌실에 대한 런의 히스토그램

VOI형 데이터와 VOLUME형 데이터를 저장할 때의 데이터 구조는 (그림 12)와 같다. 런의 시작점과 런의 길이를 저장하는데, 적응적 Hilbert 방법은 런의 시작점을 나타낼

때 <표 2>와 같이 관심영역의 크기가 작을수록 필요한 비트 수가 줄어든다. 런의 길이는 <표 1>의 Elias 부호를 사용한다. 뇌실에 대하여 Hilbert 곡선과 적응적 Hilbert 곡선으로 적용했을 때의 저장에 필요한 바이트 수를 비교한 예가 (그림 13)과 같다. (그림 7)의 뇌실 전체에 대하여 압축하지 않고 저장하면 2097408 바이트, Hilbert 곡선으로 공간충전을 한 후 압축하면 15777 바이트, 적응적 Hilbert 곡선으로 공간충전을 한 후 압축하면 9549 바이트가 소요되었다. 적응적 Hilbert 곡선의 적용은 Hilbert 곡선의 적용의 절반 정도의 저장 용량으로 저장할 수 있다. (그림 7)의 뇌실에 대하여 압축하지 않는 경우에 비하여 Hilbert 곡선을 사용한 경우 약 133배, 적응적 Hilbert 곡선을 사용한 경우 220배의 압축율을 보였다.



(그림 12) VOI형(위)과 VOLUME형(아래) 데이터의 데이터베이스 저장시의 구조



(그림 13) 뇌실 데이터의 저장에 필요한 바이트 수

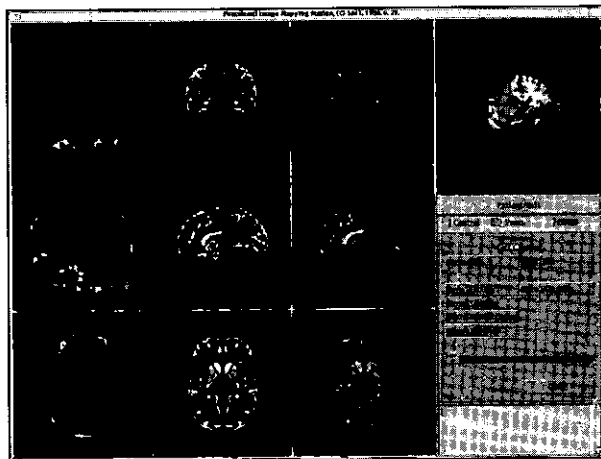
<표 2> 256×256 크기의 영상에 대한 x,y의 표현에 필요한 비트 수

window size	bits to represent x and y	
	Hilbert	Adaptive Hilbert
256×256	16(8+8)	16(8+8)
128×128	16(8+8)	14(7+7)
64×64	16(8+8)	12(6+6)
32×32	16(8+8)	10(5+5)
16×16	16(8+8)	8(4+4)
8×8	16(8+8)	6(3+3)
4×4	16(8+8)	4(2+2)
2×2	16(8+8)	2(1+1)
1×1	16(8+8)	0(0+0)

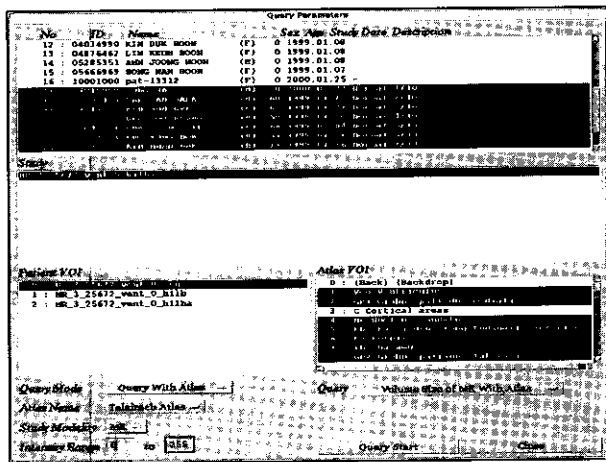
### 5. 실험 및 고찰

본 논문의 영상 데이터베이스는 SUN Ultra 60의 UNIX 환경에서 C언어와 Motif, IAP[29] 라이브러리를 이용하여

구현하였다. Motif와 IAP는 사용자 인터페이스와 가시화 환경을 제공한다. (그림 14)는 본 논문의 의료영상 DBMS를 보여준다. (그림 14) (a)에서와 같이 스터디와 아틀라스를 MPR과 볼륨 렌더링으로 가시화 할 수 있도록 하였다. 또 스터디와 아틀라스 간의 비교를 할 수 있도록 MPR로 중첩하여 가시화할 수 있도록 하였다. 쿼리를 하기 위하여 (그림 14) (b)와 같이 쿼리 파라미터를 설정할 수 있는 쿼리 창을 만들었다. 쿼리 창은 쿼리를 적용시킬 환자를 선택(첫번째 창)하고 선택된 환자의 스터디명을 선택(두번째 창)하며, 환자 와 아틀라스의 관심영역(세번째와 네번째 창)을 선택한다. 이 때 쿼리에 포함시킬 환자 혹은 관심영역의 범위를 복수로 선택할 수 있게 하였다. 아틀라스를 사용할 것인지를 선택하는 쿼리 모드(Query Mode), 아틀라스 이름(Atlas Name), 스터디 관심 영상양식(Study Modality), 픽셀값의 범위(Intensity Range), 쿼리(Query)를 선택할 수 있게 하였다. 쿼리의 결과는 (그림 14) (a)와 같이 가시화 창에 보여주며, 정량적 측정치는 (그림 14) (a)의 우측아래의 창에 나타나도록 하였다.



(a) 가시화 창



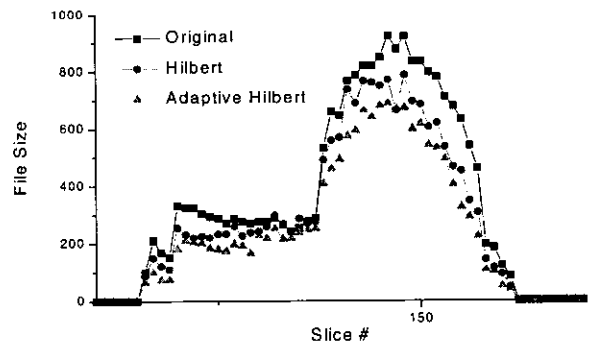
(b) 쿼리 파라미터 창

(그림 14) 의료 영상 DBMS

실험에 사용된 영상 데이터는 Talairach 아틀라스와 정상인

의 MR 영상 10 세트와 PET 영상은 2 세트이다. Talairach 아틀라스는 256×256 크기의 27장의 축방향(axial) 슬라이스를 이용하였고, MR 영상은 1.5 T GE Signa 스캐너로 획득한 256×256 크기의 124장의 TE = 5ms, TR = 24ms인 SPGR(Spoiled Gradient) 영상, PET 영상은 GE Advance PET scanner로 획득한 128×128 크기의 35장의 FDG(<sup>18</sup>F fluorodeoxyglucose) 영상을 사용하였다. VOLUME형 데이터는 각각 원 영상으로부터 혹은 선형적 워핑과 비선형적 워핑[1-3]을 통하여 생성하였으며, VOI형 데이터는 영상으로부터 자동 분할 방법과 수동 분할 방법[22-27]을 모두 사용하여 생성하였다.

공간충전 곡선이 데이터 압축율에 미치는 영향을 보기 위하여 뇌실에 대하여 원 영상, Hilbert 곡선 적용, 적응적 Hilbert 곡선 적용한 후 모두에 대하여 같은 압축방법을 사용하여 비교하였다. 압축은 런의 시작점에 2바이트, 런의 길이에 2바이트를 할당하는 고정길이 부호화(fixed-length coding) 방법을 사용하였다. (그림 15)에 보이는 바와 같이 원 영상 압축한 파일보다 Hilbert 곡선을 적용하여 압축한 파일이 파일 크기가 작으며, Hilbert 곡선보다 적응적 Hilbert 곡선을 적용하면 파일크기가 더욱 작아짐을 볼 수 있다. (그림 15)에 대하여 원영상 : Hilbert 곡선 : 적응적 Hilbert 곡선의 평균 파일 크기는 462 : 382 : 324이며, 비율로는 1 : 0.83 : 0.70이다. 적응적 Hilbert 곡선을 적용할 때 관심영역의 크기에 따라 압축율을 알아 보기 위하여 수십 개의 데이터를 뽑아서 Hilbert 곡선과 적응적 Hilbert 곡선을 각각 적용한 후 평균치를 <표 3>과 같이 작성하였다. 적응적 Hilbert 곡선의 압축율은 관심영역의 크기가 작을 수록 더 높아짐을 알 수 있다.

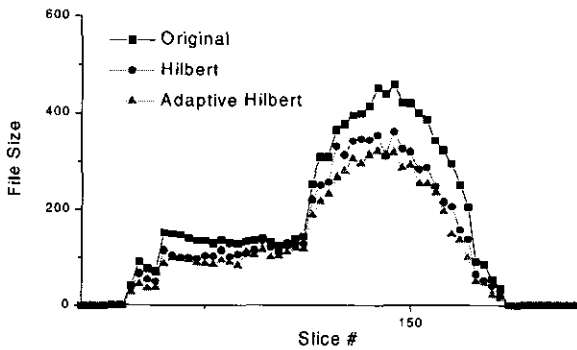


(그림 15) 공간충전 곡선의 클러스터링 효과

<표 3> 적응적 Hilbert 곡선의 적용에서 관심영역의 창 크기에 따른 압축율

Window Size	Hilbert(H)	Adaptive Hilbert(AH)	Ratio(AH/H)
32×32	43.7	29.7	0.68
64×64	123.6	95.8	0.78
128×128	202.9	180.9	0.89
256×256	1689.1	1682.0	1.00

Elias 부호화가 압축율에 미치는 영향을 보기 위하여 원 영상, Hilbert 곡선 적용, 적응적 Hilbert 곡선 적용한 후 고정길이 부호화 방법과 비교하였다. (그림 16)은 뇌실에 대하여 Elias 부호화를 적용했을 때의 파일 크기를 비교하였다. 적응적 Hilbert 곡선을 적용하여 Elias 부호화했을 때가 가장 압축율이 높았다. 평균 파일의 크기는 222 : 174 : 152이며, 비율로는 1 : 0.78 : 0.68이다. 또 고정길이 부호화 방법과 Elias 부호화 방법과의 파일 크기의 비율은 0.48 : 0.46이며, Elias 부호화 방법은 공간충전 곡선에 거의 영향을 받지 않음을 볼 수 있다.



(그림 16) Elias 부호화의 압축효과

“선택된 종양 환자에 대하여 종양과 아틀라스 사이의 볼륨 크기에 대한 상관성을 보여라”와 같은 공간적 쿼리를 적용하였다. <표 4>와 같이 상관성이 있는 아틀라스의 뇌 구조물들의 번호, 이름, 볼륨 크기와 종양이 아틀라스에 공간적으로 포함되는 영역의 크기, 비율 등을 보여준다. 실행 시간은 한 환자 당 1초 이내에 쿼리를 수행하였다.

<표 4> 뇌 종양에 대한 쿼리 결과(종양의 크기 48291 voxels)

Brain Structure of Atlas	Volume Size of Atlas (VSA, Voxels)	Volume Size of Tumor Belong to Atlas (VSTBA, Voxels)	Ratio (VSTBA/Tumor)	Ratio (VSTBA/VSA)
3.Cortical areas	558837	715	1.48%	0.13%
5.Fasciculus longitudinalis	5560	4351	9.01%	78.26%
9.Fasciculus occipito front	5999	1352	2.80%	22.54%
43.Gyrus precentralis	11332	7413	15.35%	65.42%

### 6. 결 론

본 논문에서는 시각화와 공간적, 속성, 혼합 쿼리를 수행할 수 있는 관계형 데이터베이스를 설계하고 구현하였다. 쿼리는 전처리, 후처리, 보간 등 부가적인 처리가 필요치 않는 VOLUME형과 VOI형의 두 가지 데이터형을 이용하며, 이들 데이터들은 슬라이스, MPR, 볼륨 렌더링으로 시

각화할 수 있다. 쿼리는 아틀라스를 이용하는 경우와 그렇지 않는 경우를 모두 고려하였다. 영상 데이터는 공간충전 곡선으로 공간적으로 클러스터링한 후 무손실 압축을 하여 데이터베이스에 저장하도록 하였다. 제안한 적응적 Hilbert 곡선은 관심영역의 크기에 따라 창 크기가 변하므로 저장 데이터의 양을 줄일 수 있었으며, Elias 부호화 또한 압축율을 높이는 데 기여하였다. 실험에서 Hilbert 곡선을 적용한 데이터보다 약 1.15배의 높은 압축율을 보였다.

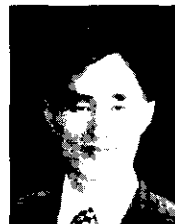
본 논문의 의료 영상 데이터베이스는 신경 해부학적 레이블링, 뇌 지도화 등 뇌의 형태적 및 기능적 연구에서 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] Christos Davatzikos and R. Nick Bryan, "Using a Deformable Surface Model to Obtain a Shape Representation of the Cortex," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol.15, pp.785-795, 1996.
- [2] Christos Davatzikos, "Spatial Normalization of 3D Brain Images Using Deformable Models," Journal of Computer Assisted Tomography, Vol.20, pp.656-665, 1996.
- [3] Christos Davatzikos, Jerry L. Prince, and R. Nick Bryan, "Image Registration Based on Boundary Mapping," IEEE Trans. Medical Imaging, Vol.15, pp.112-115, 1996.
- [4] Jean Talairach and Pierre Tournoux, 'Co-Planar Stereotaxic Atlas of the Human Brain—3-Dimensional Proportional System: An Approach to Cerebral Imaging', Georg Thieme Verlag Stuttgart, New York, 1988.
- [5] Tiede U., Hohne K. H., Pommert A., Riemer M., Schiemann Th., Schubert R. W., "A computerized three-dimensional atlas of the human skull and brain," Lierse Am. J. Neuroradiol., Vol.14, pp.551-559, 1993.
- [6] Steinmetz H., Furst G., Freund H. -J., "Cerebral cortical localization : application and validation of the proportional grid system in MR imaging," J. Comput. Assist. Tomog., Vol.13, pp.10-19, 1989.
- [7] Pechura C. M., Martin J. B., 'Mapping the brain and its function', Washington, DC : National Academy Press, 1991.
- [8] Mazziota J. C., Toga A. W., Evans A. C., Fox P. Lancaster J., "A probabilistic atlas of the human brain : theory and rationale for tis development," Neuroimaging, Vol.2, pp. 89-101, 1995.
- [9] Bloom F. E., Young W. G., Kim Y. M., 'Brain Browser Hypercard application for the Macintosh', San Diego : Academic Press, 1995.
- [10] Paxinos G., Watson C., 'The rat brain in stereotaxic coordinates', Sydney : Academic Press, 1986.



- [11] Swanson L. W., 'Computer graphics file', Version 1.0, Amsterdam : Elsevier, 1992.
- [12] Felleman D., Van Essen D., "Distributed hierarchical processing in the primate cerebral cortex," *Cerebral Cortex*, Vol.1, pp.1-47, 1991.
- [13] Fox P., Mikitn S., Davis G., Lancaster J., "Brain map : a database of human functional brain mapping," *Functional Neuroimaging*, San Diego : Academic Press, pp.95-105, 1994.
- [14] Fox P. T., Lancaster J. L., "Neuroscience on the Net," *Science*, 266 : 994-996, 1994.
- [15] Arya M., Cody W., Faloutsos C., Richardson J., Toga A., "QBISM : extending a DBMS to support 3D medical images," *Proc. of the 10th International Conference on Data Engineering*, IEEE Computer Society Press, February, pp. 314-325, 1994.
- [16] Manish Arya, William Cody, Christos Faloutsos, Joel Richrdson and Arthur Toga, "A 3D Medical Image Database Management System," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, Vol.20, pp.269-284, 1996.
- [17] Faloutsos C., Roseman S., "Fractals for secondary key retrieval," Eighth ACM SIGACT-SIGMOD-SIGART Symposium Principles of Database System (PODS), Philadelphia, PA, pp.247-252, 29-31 March, 1989.
- [18] Bially T., "Space-filling curves : their generation and their to bandwidth reduction," *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-15, pp.658-664, 1969.
- [19] Jae S. Lim, 'Two-Dimensional Signal and Image Processing', P T R Prentice Hall, Inc., 1990.
- [20] William K. Pratt, 'Digital Image Processing', John Wiley & Sons, Inc., 1991.
- [21] R. G. Keys, "Cubic Convolution Interpolation for Digital Image Processing," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, AASP-29, 6, pp.1153-1160, 1981.
- [22] B. Johnston, M. S. Atkins, B. Mackiewich, and M. Anderson, "Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity corrected multispectral MRI," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.15, pp.154-169, 1996.
- [23] G. B. Aboutanos and B. M. Dawant, "Automatic brain segmentation and validation : Image-based versus atlas-based deformable models," *Proc. SPIE-Medical Imaging 1997*, Vol.3034, pp.299-310, 1997.
- [24] Marijn E. Brummer, Russell M. Mersereau, Robert L. Eisner, and Richard R. J. Lewine, "Automatic Detection of Brain Contours in MRI Data Sets," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.12, pp.153-166, 1993.
- [25] M. Stella Atkins and Blair T. Mackiewich, "Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.17, pp.98-107, 1998.
- [26] J. W. Snell, M. B. Merickel, J. M. Ortega, J. C. Goble, J. R. Brookeman, and N. F. Kassell, "Segmentation of the brain from 3D MRI using a hierarchical active surface template," *Proc. SPIE*, Vol.2167, pp.2-9, 1994.
- [27] Alex P. Zijdenbos, Benoit M. Dawant, Richard A. Margolin, and Andrew C. Palmer, "Morphometric Analysis of White Matter Lesions in MR Images : Method and Validation," *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.13, pp.716-724, 1994.
- [28] Elias P., "Universal codeword sets and representations of integers," *IEEE Trans. Inform. Theory* IT-21 : 194-203, 1975.
- [29] [http : //www.isgtec.com](http://www.isgtec.com).



김 태 우

e-mail : twkim2@samsung.co.kr

1990년 한양대학교 전자통신공학과 졸업 (학사)

1992년 한양대학교 대학원 전자통신공학과 (공학석사)

1995년 한양대학교 대학원 전자통신공학과 (공학박사)

1995년~1997년 한양대학교 산업과학연구소 선임연구원

1997년~현재 삼성종합기술원 의료전자랩 선임연구원

관심분야 : 의료 영상처리, 생체 신호처리, 영상 데이터베이스, 영상복합화, 뇌지도화 등