

# 所見情報を利用する PET 画像 DB の構築と検索による診断支援手法

Design of PET Image Database with  
Finding Information and Introduction of  
Diagnostic Support using Retrieval

石江 哲也<sup>▼</sup> 砂子 一徳<sup>◆</sup>  
富井 尚志<sup>▲</sup>

Tetsuya ISHIE Kazunori SUNAKO  
Takashi TOMII

近年、全身 PET(Positron Emission Tomography)画像診断がガンの有効な診断方法として注目されている。本研究では、DBを利用した PET 画像診断支援を目的とする。本稿では、読影時に抽出した臓器や集積領域を明示的に示し、医学知識と画像データを関連付けて蓄積、検索可能な、「知識」-「読影時の概念的存在」-「画像データ」の3層によって表現されるスキーマを導入する。また、DBMS 上に実装し、実際に検索を行うことで提案スキーマの有用性と本システムの実用性を示した。

In recent years, diagnosis by whole body PET (Positron Emission Tomography) images is considered as an effective method of finding cancer. The aim of our research is to introduce diagnostic support method using DB. In this paper, we design a schema which can associate medical knowledge and image data, all of those can be stored and retrieved by the schema, that is expressed by 3 layers - "knowledge", "notional existence at the time of interpretation of radiogram", and "image data". Moreover, we have implemented the database on practical DBMS - the usefulness is actually shown by inquiring the database.

## 1. はじめに

近年、全身 PET(Positron Emission Tomography : 陽電子放射断層撮影)画像によるガン診断は、ガンを数ミリオーダーの初期の段階から発見できることや、ガン腫瘍の悪性・良性の判別が可能であるといったことから注目されている[1]。しかし、PET 画像は従来の医用画像である CT や MR とは本質的に異なる情報を画像に写しこむ為、読影診断を行う医師に要求する知識やスキルが高く、読影の負担が大きいことが問題となっている。MR や CT が身体の中を形態的に観測するのに対し、PET は放射性薬剤の集積という生理的状況を観

測するので、生理的・病的な知識を同時に要求し、画像から疾病を読み取ることは容易ではない。加えて1回の検査で約300枚のスライス画像を生成する。このため読影診断を行う医師には、医学の広範な知識と専門的な経験に基づき、大量の画像を読影診断することが求められる。こうした現状から、コンピュータによる診断支援が強く望まれている。

従来のPET読影診断において、医師は、臓器の位置や生理的集積といった医学知識と、画像のコントラストを基に視覚で抽出した画素データ群とを、3次元的に結びつけ、診断を行っていると考えられる。その際、画像データと、対応する診断情報は分離して記録される。この過程で、画像データ中のどの画素を抽出し、人体のどの部位に対応させたかという関連付けは、医師の頭の中でのみ行われているため明示的に記録されていない。この為、読影時の医師の診断情報を共有したり、再利用したりすることが困難な状況にあるといえる。逆に、関連付けを明示的に蓄積しておくことで、再利用性が向上し、診断支援が可能となり得る。すなわち、豊富な読影経験をもつ医師の過去の診断データを効果的に利用して、次回以降の診断に役立てることができる。

本研究では、画像データと所見データを統合管理するためのデータベースシステムの構築を目指す。システムでは、医学知識とPET画像データを関連付け、1つの関連の固まりとして扱う。それを1つの所見の事実と対応させることで、診断情報として蓄積し、検索を可能にする。すでに提案されている医用画像システムとして、医用画像に対して、カルテから得られる患者情報や疾病情報を統合する機能を提供する、専門知識を所与とした知識モデルベース(Conceptual data model)を導入する試みがある[2][3]。しかし、従来の形態データではなく生理的状況を観測したPET画像を対象とした有効な手法ははまだ提案されていないのが現状である。

そこで本稿では、読影時に抽出した臓器や集積領域を明示的に示し、医学知識と画像データを関連付けて蓄積、検索可能な、「知識」「読影時の概念的存在」「画像データ」の3層によって表現されるスキーマを導入する。また、DBMS 上に実装し、実際に検索を行うことで提案スキーマの有用性と本システムの実用性を示す。以下、本稿で提案するデータベースシステムを PET 画像データベースシステムと呼び、そのシステムの概観を図1に、また PET 画像例を図2に示す。

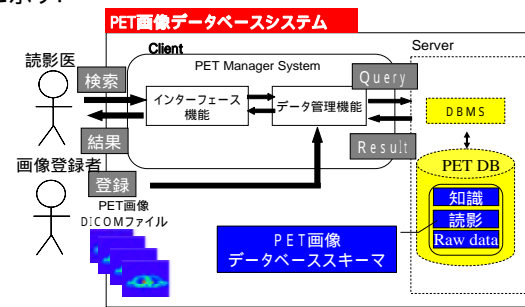


図1. PET 画像データベースの概観

Fig.1 the Overview of PET Image Database System.



図2. PET 画像例(肝臓ガン)

Fig.2 An example of PET Image (liver cancer).

<sup>▼</sup> 学生会員 横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻博士課程前期 [d03hc006@ynu.ac.jp](mailto:d03hc006@ynu.ac.jp)

<sup>◆</sup> 学生会員 横浜国立大学大学院環境情報学府情報メディア環境学専攻博士課程前期 [d03hc006@ynu.ac.jp](mailto:d03hc006@ynu.ac.jp)

<sup>▲</sup> 正会員 横浜国立大学大学院環境情報学府研究院 [tommy@ynu.ac.jp](mailto:tommy@ynu.ac.jp)

## 2. PET 画像データベースを用いた診断支援

### 2.1 現行の読影作業と読影診断

横浜市立大学医学部放射線科に協力してもらい、実際読影作業の様子を詳細に記録し、医師の診断の手順を調査した。PETが従来の医用画像と決定的に異なる点は、MRやCTが身体の中を形態的(形)に表示するのにに対し、PETは人体の生理的な状況を表示する点である。この点を考慮し、読影診断時において特徴的な事項は以下のとおりである。

( ) 生理的集積を持つ臓器(腎臓・膀胱・肝臓など)に対応する画像中の領域(画素群)を、体内のランドマークとして、画像の大体の「位置関係を把握する」。

( ) 経験(あるいは文献)に基づいた、臓器ごとの標準的なSUV値と照らし合わせながら、それと著しく外れるSUV値の集積領域を「(異常)集積として抽出する」。その際、集積にROI(Region of Interest:関心領域)[4]を設定してSUV値の最大値、平均値を算出する等を行い、ガンの可能性を示す定量的根拠があるか判別する。

読影の際は主に(ii)を「個々の所見」として所見レポートに記録してゆく。ここで、「位置関係の把握」や「(異常)集積の抽出」には、視覚情報(画像のコントラストの差)、画像情報(連続する前後のスライス画像との比較)、解剖学情報(人体の臓器の位置関係)、生理学情報(生理的集積が生じる臓器)、患者情報(病歴、別の検査結果)といった多様な情報を用いている。

しかしながら、これらの情報は全身PET画像検査自体がまだ新しいことに加えて、従来は医師個人のノウハウ・経験と捉えられていたため、明示的なデータとして蓄積されていないのが現状である。また、SUV値には個人差があるため、しきい値による画一的なフィルタを用いるような単純な画像処理では異常を正確に診断することは困難である。従って、効果的な診断を行うためには、読影診断過程で得られるデータを利用可能な状態で蓄積し、次回以降の診断でいかに有効な情報として活用するかが重要な役割を担うといえる。

### 2.2 データベースを用いた診断支援方法

2.1節での調査に基づいて、読影医が本データベースシステムを利用する際、読影診断過程のデータを蓄積する為に行う操作を次のように想定する。

#### Process-1 PET画像データの登録

読影医(あるいは画像登録者)がデータベースにPET画像をスキーマに基づいて蓄積する。

#### Process-2 臓器、集積領域の抽出

Process-1の画像データに対し読影医(あるいは自動診断プログラム)が読影を行い、抽出領域(集積や臓器)をインタフェース上で明示的に示す(あるいは領域抽出データを渡す)。

#### Process-3 抽出領域に対して診断

読影医(あるいは自動診断プログラム)が、抽出領域をどの部位と対応させたか、その集積は異常かどうか診断情報を示す。

#### Process-4 診断情報の蓄積

読影医(あるいは自動診断プログラム)が、Process-2、-3で示した診断データを、個々の所見情報として、スキーマに基づいて、画像データと関連付けデータベースに蓄積する。

以上の操作により、読影医は従来の読影診断のプロセスを変えることなく、診断記録を画像データに関連付けて蓄積することが可能である。上述のプロセスを通して、正確な臨床デ

ータが蓄積され、多くの事実として蓄積してくると、「肺における SUV 値の平均値は 1.5 程度で、それより大きい値を持つ患者は肺ガンの可能性が高い」という医科学的法則が確立するだろう。これを「臨床の知識」として診断時に利用できれば効果的な診断支援が行えると考える。そこで本稿では、この診断情報記録プロセスと、その際に生じるデータをモデル化し、スキーマ設計を試みる。「臨床の知識」を利用する方法として、データベースに対する「検索」を用いる。

## 3. 読影診断における情報のモデリング

「知識」-「読影時の概念的存在」-「raw data」の3層によって表現されるスキーマについて述べる。以下の3層により表現される概念スキーマを示す(図3)。

### 【医学知識(知識層)】

読影を行う際に必要な解剖学や生理学といった医学知識を知識層(臓器定義:臓器の種類,集積定義:集積の種類)に記述する。実際の医学知識はより複雑な構造を持ち、医療分野のオントロジ構築を目的としたプロジェクト[5]も存在するが、詳細なオントロジ作成は今後の課題とし、本稿では必要最小限の医学知識をスキーマとして表すこととした。

### 【画像データ(raw data 層)】

検査時に得られる一次データ、すなわち患者、検査、画像のデータを蓄積する。患者、検査データは DICOM[6]ファイルのタグ部分から読み取り、画像データとは分離する。

医用画像では、一般的に1画素の値ごとに意味がある[7]。本稿では画像データを1画素単位で扱うという単純なデータモデルを用いた。各スライス画像の画素を格子点データとして3次元ブロック状に蓄積する。PET画像の解像度は128\*128(Pixel)とCTやMRに比べて大変小さいため画素単位で蓄積、操作が可能である。画像データをいかに扱うか(蓄積と操作の効率化)に関して、3次元画像に特徴的なQueryを考慮したデータモデルの提案[8]もあるが、本研究では今後の課題とする。

### 【抽出された臓器、集積(読影層)】

前述の2層を関連付ける中間子として「読影時の概念的存在エンティティ」を導入する。属性値として、個別の画像内における特定領域を表すPixel群(raw data層における画像中での位置)、読影医が対応付けた特定の臓器や集積(知識層における医学知識での分類)、領域内のSUV値の最大値や平均値(診断時の固有な値)を持たせることができる。具体的には、どの臓器か、画像内のどのPixel群に対応するかを示すパスを張ることにより、固有情報と医学知識、一次データ(PET画像)との対応関係を明示的に記述できる。また、特定の臓器と集積の間にパスをはることで、「肺(領域1)にふくまれる異常集積(集積a)」のような関連を示す。すなわち、この要素は、読影時の医師による個々の所見情報(Finding)の最小要素を表すエンティティである。

### 【3層間の関連】

3層によって表現される関連の1つの固まりは、所見レポート(読影診断後に医師が記述する報告のためのレポート)における「右肺門部に結節状の異常な集積を認める。」といった所見の記述の1つに相当する。読影医は、個々の所見の集まりから総合的な判断を行い、今後の治療方針の方向性を定める「総合所見」を作成する。本DBで支援するのはこの総合所見を導出する為の過去のデータとの関連付けと個々の所見の管理である。

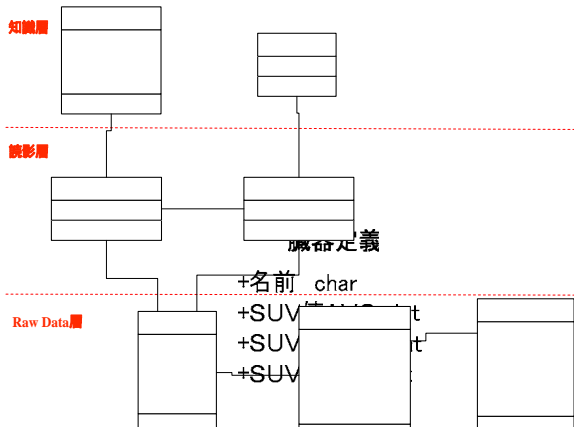


図 3. PET 画像データベースの概念スキーマ

Fig.3 the Conceptual Schema of PET Image Database.

### 4. 実験と考察

#### 4.1 実験環境

##### [計算機環境]

DBserver : Dell Computer 製 Dell Precision 530\*(Xeon2.4GHz デュアル構成, 実装メモリ 1GB), DBMS : Microsoft 社製 SQL Server 2000 C..\*

##### [システムの実装]

システムを評価するにあたって、一般的な機能を持つ DBMS であれば、本データベースシステムの中核をなす DB サーバーの役割を実現できると考え、RDBMS を用いた。図 3 の概念スキーマを関係データベーススキーマに変換し、RDBMS 上に実装した(図 4)。知識層: 臓器定義と集積定義を表 1 に示す。Raw Data 層: 1 次データ(PET 画像)として横浜市立大学医学部放射線科から提供された断層画像 10 名分を蓄積した。10 名分の患者とその診断情報(表 1 に示す(表 2 より DB-1, 2, 3 において, 正常な人: 80%, 肝臓に異常集積のある人: 20% の割合で含まれている)。読影層: データベース設計者が、医師の読影記録を基に、臓器、集積に対応する領域を画面上でマウスを用いて手動で抽出、入力した。領域抽出にかかる入力コストは、GUI を用いたインタフェース画面上で行うことにより軽減されている。領域自動抽出の研究[9]も行われており、さらなるインタフェースの開発は今後の課題とする。

##### [検索対象データ]

実験データとして患者の PET 画像と診断データが 10, 50, 100 人分ずつ蓄積された 3 種類のデータベース(DB-1, DB-2, DB-3)を用意した。DB-1 では表 2 のデータを利用した。DB-2, DB-3 のデータは表 2 のデータの患者 ID, 検査 ID, 領域抽出したデータの ID を新しく振り直すことで、模擬の診断データを作成し、蓄積した。本実験では、データ規模が増加したときの検索を検証することが目的なので、模擬データに対して検索を行った結果により実用性を示すことが可能であると考えた。

#### 4.2 実験: クエリーの実現可能性と実行時間

Query(SQL による検索文は DB 設計者が作成)により、本システムの実現可能性と実行時間を検証した。

##### [実験方法]

- 1-1,2: RegionID: 'R004200201290001' の SUV 値の最大値・平均値
- 2-1,2: PatientID: '0001' の肝臓の SUV 値の最大値・平均値

- 3-1,2: 肝臓領域の SUV 値の患者ごとの最大値・平均値
- 4-1,2: 正常例の肝臓の患者ごとの SUV 値の最大値・平均値
- 4-3,4: 肝臓に異常集積がある患者の肝臓の患者ごとの SUV 値の最大値・平均値

実行時のクライアントのインタフェースを図 5 に示す。図の上部が Query, 下部が Result である。また、実行時間として、DB サーバー上で Query を実行してから、Result が得られるまでの時間を計測し、結果を表 3 に示す。

##### [実験考察]

**集積定義** 図 5 より、3 次元空間領域(読影時に医師が「肝臓」として画像から抽出した)の画素値に対して集約演算を用いた検索結果(最大値, 最小値, 平均値)が求められた。この結果から、個人差を考慮しても、正常例の SUV 値は臓器ごとにある範囲に決まってくると言え、その範囲は定量的に表現される。従って、データベースによる集約演算を用いた検索が有効といえる。さらに条件を満たす複数の診断記録に対し横断的に検索可能である。具体的には、同一患者の治療効果の確認や、再発診断で、患者 ID を条件に検査時間順に画像を検索する。臓器に対応する領域により、画像における集積の位置情報が明示的に蓄積されているので、同一個人の間での経時的差分が計算可能である。この結果より、集積の大きさ・範囲・集積の度合いの変化を定量的に知ることができるため、これまでより効率的な比較・検討が可能となる。また、同一臓器や症例をキーとした患者数の統計や、それらを組み合わせた複雑な検索を実現できる。また、読影診断過程のデータの蓄積により、読影環境の再現が可能となる。具体的には、診断情報の検索結果を画像化して、画像データに(患者情報)を重ねて表示することで、読影研修医の学習が可能となる。検査 Query の実行時間の検証を行った。結果、実際に使用することを考えると高々 100 件のデータで最大 134 秒と、検査結果は実用にはまだ遠い。この原因として 1 人あたり画像 300 枚を画素単位で操作する長い flat データモデルが直接影響していると考えられる。また、実際に用いた SQL を見ると JOIN が多用されている。よってチューニングによる高速化の余地があると考えられる。将来的に想定されるデータ量は、2004 年夏稼働予定の新横浜 PET センターで年間約 7 万人に検査を実施する計画である。将来の実用を視野に入れた際には、スケーラビリティを考慮する必要がある。

表 1. 知識層のインスタンス例

Table.1 An example of the Knowledge Layer's Instance.

臓器	ID	臓器名	集積	ID	種類
	R000	未定義		A000	未定義
	R001	脳		A001	生理的集積
	R002	右肺		A002	異常集積
	R003	左肺			
	R004	肝臓			
	R005	右腎臓			
	R006	左腎臓			
	R007	膀胱			

表 2. 検索対象診断データ

Table.2 Diagnostic Data for Reference.

患者ID	患者名	読影の結果
0	A	正常
1	B	肝臓に異常集積
2	C	右肺に異常集積
3	D	正常
4	E	正常
5	F	正常
6	G	正常
7	H	正常
8	I	左肺に異常集積
9	J	右肺、肝臓に異常集積

表 3. Query1 ~ 4 の検索実行時間  
Table.3 the Retrieval Execution Time of Query 1 to 4.

対象データベース	DB-1(10件) [sec]	DB-2(50件) [sec]	DB-3(100件) [sec]
Query1-1(MAX)	3	8	18
Query1-2(AVG)	3	8	18
Query2-1(MAX)	15	20	24
Query2-2(AVG)	15	20	24
Query3-1(MAX)	19	68	141
Query3-2(AVG)	19	70	143
Query4-1(MAX)	17	58	129
Query4-2(AVG)	18	52	123
Query4-3(MAX)	7	17	35
Query4-4(AVG)	7	17	35

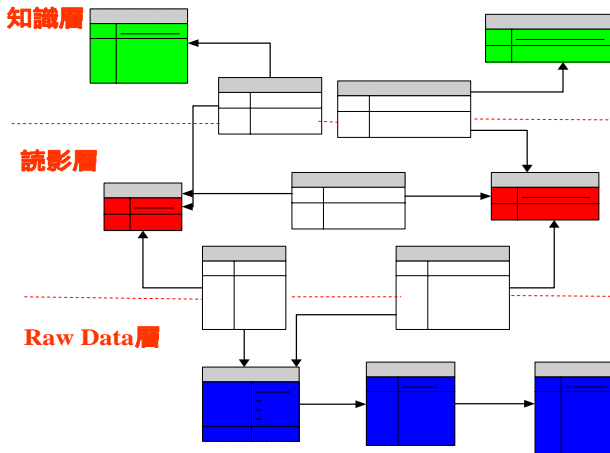


図 4. 関係データベーススキーマ  
Fig.4 the Relational Database Schema of PET Image Database.

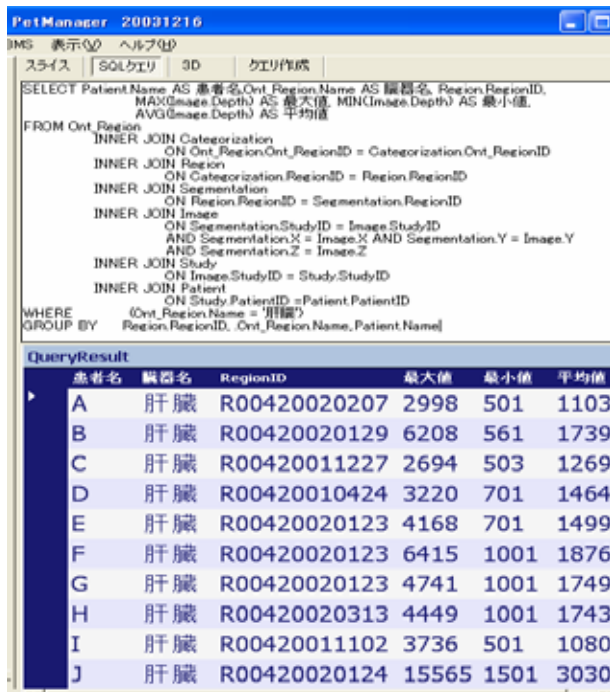


図 5. 検索インターフェース画面  
Fig.5 the Interface of Retrieval.

5. まとめと今後の課題

本稿では、DB を利用した診断支援を目的とし、「知識」 -

「読影時の概念的存在」 「画像データ」の3層によって表現されるスキーマの設計を行った。また、DBMS 上に実装し、実際に検索を行った。その結果よりスキーマの有効性と本システムの実現可能性を示した。

今後の課題としては、スキーマの拡張：読影診断後の確定診断により異常とされた集積が本当に悪性腫瘍だったかどうかまでをトレースしてデータベースに蓄積する、検索インタフェースの強化:SQL を知らない医師でも検索を行えるようにする、検索結果の出力方法：検索結果を表形式のみでなく、DICOM ファイル、CG 等で出力し、直感性を高める等があげられる。

【謝辞】

研究遂行にあたり横浜市立大学医学部放射線医学教室の井上登美夫教授ならびに横浜国立大学環境情報研究院の多くのスタッフの方々の協力を得た。ここに記して謝意を表する。尚、本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金(課題番号 14780197)の支援による。

【文献】

- [1] 社団法人日本アイソトープ協会 HP  
<http://www.jrias.or.jp/jrias/>
- [2] W. W. Chu, I. T. Jeong, and R. K. Taira, "A Semantic Modeling Approach for Image Retrieval by Content", VLDB J, 3:445-477, 1994.
- [3] Daniel Keysers, Jorg Dahmen, Hermann Ney, Berthold B. Wein, Thomas M. Lehmann, "Statistical framework for model-based image retrieval in medical applications," Journal of Electronic Imaging 12(1), pp59-68, January 2003.
- [4] [山口慶一郎, 鷲野谷利幸, 伊藤正敏, "正常画像と生理的変動", 画像診断, Vol. 23, No. 10, pp. 1129 - 1141, October 2003.
- [5] Unified Medical Language System(UMLS) Ont\_AccumulationID Type  
<http://www.nlm.nih.gov/research/umls/>
- [6] JIRA/DICOM 委員会 HP  
<http://www.jfcr.jp/dicom/index.html>
- [7] 山内真樹, 若谷彰良, "興味領域を考慮した医用画像可逆圧縮法", 信学論, Vol. 27, No.1 pp.1-8, 2000
- [8] Tianqiu Wang, Simone Santini, Amarnath Gupta, "An Interpolated Volume Model for Database", ER2003, LNCS 2813, pp335-348, 2003.
- [9] Yuta Nakano, Tomoharu Nagao, "3D-Medical Image Construction of Treestructural Image Accumulation", IWAIT'2004, Singapore, pp. 329-333, 2004.

石江 哲也 Tetsuya ISHIE

横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期在学中 .2003 横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業 . PET 画像データベースシステムの研究・開発に従事 . 日本データベース学会学生会員 .

砂子 一徳 Kazunori ISHIZAKO

横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期在学中 .2004 横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業 . PET 画像データベースシステムの研究・開発に従事 . 日本データベース学会学生会員 .

富井 尚志 Takashi TOMII

横浜国立大学大学院環境情報研究院講師 .1999 横浜国立大学大学院工学研究科修士 . 博士(工学) . 医用マルチメディアデータベースの時間空間データベースの研究に従事 . 情報処理学会, 電子情報通信学会, 映像情報メディア学会, 日本データベース学会正会員 .

PK	FK	X	StudyID
PK	FK	Y	RegionID
PK	FK	Z	AccumulationID
PK	FK	Z	Image
PK	FK	Z	Thickness
PK	FK	Z	Width
PK	FK	Z	Height
PK	FK	Z	Age
PK	FK	Z	Sex
PK	FK	Z	Birthdate
PK	FK	Z	Name