

所見情報を利用するPET画像DB システムの実装と評価

Implementation and Evaluation of PET Image Database with Finding Information

砂子 一徳[▼] 石江 哲也[▲]
富井 尚志[▲]

Kazunori SUNAKO Tetsuya ISHIE
Takashi TOMII

陽電子放射断層撮影 (Positron Emission Tomography : PET) は、近年注目されているがん診断のための撮影方法である。しかし、PET画像はCTやMRの画像と異なり、身体機能に注目した画像であるため、その読影にはPET固有の医学的知識が必要とされる。そのため、同じ検査画像に対しても読影医によって所見が異なることもあり、読影は複数の読影医で行うことが勧められている。このような現状から、複数の読影医で所見データを共有可能とすることで、読影診断の支援が可能であると考えられる。我々はこのような診断支援の方法として、所見データと画像とを関連付けて蓄積するPET画像データベースモデルを提案している。本稿では、そのモデルの評価を行うために、計算機上にプロトタイプシステムを実装し、10~2,000件分の検査データの登録を行った。さらに、読影支援に有効な検索を実行し、その結果と実行時間についての評価を行った。

PET (Positron Emission Tomography) is an imaging modality for cancer diagnosis, which draws attention as an effective method. But its image focuses on organ functions, unlike in CT image or MRI. Therefore, special knowledge is needed for its interpretation. Moreover, different findings can be shown by another doctor in a same PET image. Our approach to support diagnosis is to share finding information and PET image, and we've proposed the PET Image Database to achieve them. In this paper, we've implemented the database to show its effectiveness, and have evaluated performance of retrieval from the data of 10 ~ 2,000 studies on the database.

1. はじめに

PET(Positron Emission Tomography : 陽電子放射断層撮影)は近年注目されているがん診断のための撮影手法であるが、CTやMRと異なり、身体機能に注目した画像が撮影されるため、読影にはPET固有の医学的知識が必要とされる。我々はこのような医学的知識を蓄積・共有可能とすることで読影医の診断の支援が出来ると考え、検索による診断支援の

手法を提案している[1]。この手法では、PET画像を読影する際に医師が注目した領域と、その領域に対して医師がどのような判断を下したかを関連付けて蓄積するためのデータベーススキーマを提案している。

本稿では、PET情報スキーマをRDBへ実装し、データベース利用インタフェースも含めたプロトタイプシステムの実装を行った。また、このスキーマによって、どのように検索による診断支援が可能になるかを示す。また、その検索に要する時間についての評価を行った。

2. PET情報モデル

PET画像はFDG(フルオロデオキシグルコース)という薬剤の体内分布を撮影したもので、一般に、FDGが多く集積している部分のがんの疑いがある。このFDGの集積の度合いを表す定量値をSUV (Standardized Uptake Value)と呼ぶ[2]。PET画像はSUVを画素値とし、そのコントラストを表示したものである。SUVが高い部分のがんの疑いがあるが、臓器によっては、がんでない場合でも生理的にFDGを消費するため、SUVが高くなる。例えば膀胱などは、FDGは尿として体外に排出されるため、がんでない場合でも高いSUVを示す。そのため、医師はSUVの高さと臓器との対応を考慮に入れながら、画像中の集積が異常であるのか生理的なものであるのかを判断していく。

我々はこの医師の読影プロセスをデータベースへ蓄積するために、図1の様な概念モデル(以下、PET情報モデル)を提案している[1]。PET情報スキーマによって、読影時に生じる医師の判断を多くの読影医によって共有することが可能となる。また、取得されたPET画像データは、医用画像を扱うための一般的な形式であるDICOM形式[3]のファイルとして出力することができる。1検査あたり295枚の断層画像が出力され、1枚の断層画像は128×128pixelの16bitグレースケール画像である。

PET情報モデルは、高度コミュニティ空間で提案されている3層構造のモデル[4]をもとに、知識層・読影層・Raw Data層の3層からなる。Raw Data層へはDICOMファイルから取得される検査データをそのまま蓄積する。知識層へはPET画像一般に見られる臓器・集積の種類を蓄積する。このように、Raw Dataと一般的なPET画像に関する知識を切り離して管理することで、「右肺」や「異常集積」といった、読影時に生じる概念をキーとした検索が可能となる。また、一般的なPET画像に関する知識と個々の検査画像中の領域を関連付けるために、読影層を導入している。読影層のエンティティは個々の検査画像中の一部を表し、知識層のエンティティとRaw Data層のエンティティを関連付ける役割を果たす。

3. プロトタイプシステム

3.1 データベーススキーマ

概念モデルに基づいて、関係データベースモデルを設計した(図2)。概念モデル中の型をテーブルとし、エンティティIDをタブルの属性値として割り当てた。また、エンティティ間の関連はエンティティIDの外部参照とした。

検査テーブルと臓器・集積テーブルの間には、概念モデルにはない関連を追加した。これは、例えば「異常集積が認められた検査は?」といった検索の際に、検査テーブルと集積テーブルの関連が必要となるためである。概念モデルでは検査・画素・集積の3つのエンティティの関連によって表現されている。現状のPETの解像度は、CTやMR画像に比べ

▼ 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 d04hc027@ynu.ac.jp

▲ 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

▲ 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

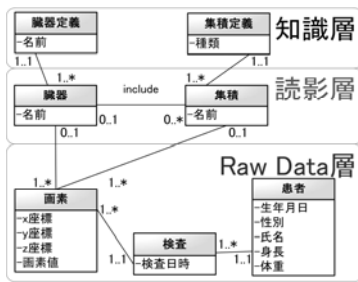


図1 概念スキーマ

Fig.1 the Conceptual Schema

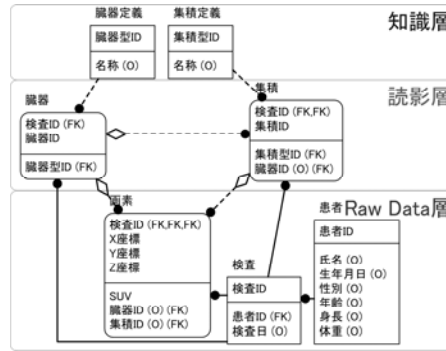


図2 論理モデル

Fig.2 the Logical Model

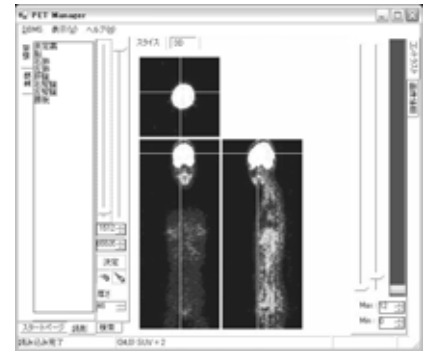


図3 PET Manager による読影画面

Fig.3 a Screenshot of PET Manager

高精細ではない。しかし一方で、PET が身体の機能を表す画像であるため、数画素レベルで有意な所見を表すことがある。例えば、読影やデータ解析の際に、注目された領域(ROI: Region of Interest)内における画素の最大値とその位置を求めたり、微小な集積領域の体積を求めるなどの利用形態がある。このため、概念モデルでは画素をエンティティとした。しかし、画素エンティティのインスタンスをひとつのタプルとすると、1 検査あたり $128[\text{pixel}] \times 128[\text{pixel}] \times 295[\text{slice}] = 4,833,280[\text{tuple}]$ の量になる。そこで、実装モデルでは大量のタプルを持つ画素テーブルとの Join を避けるため、検査テーブルと臓器・集積テーブルの間に新たな関連を追加した。また、各テーブルのタプルを一意に識別するためのキー属性として、以下の ID を追加した。

- 患者 ID ... DICOM ファイルに含まれる患者 ID をそのまま使用する。患者テーブルの主キーとなる。
- 検査 ID ... 検査が登録されたときに一意になるように振る ID。同じ患者が複数回の検査を受けている場合は、それぞれの検査に対して ID を振る。検査 ID は、特定のひとつの検査を表す ID である。検査テーブルの主キーとなる。
- 臓器型 ID・集積型 ID ... 臓器型 ID は「右肺」「肝臓」など、臓器の種類を表す型を一意に表す ID である。同様に、集積型 ID は「生理的集積」「異常集積」など、集積の種類を表す型を一意に表す ID である。それぞれ臓器定義テーブル・集積定義テーブルの主キーとなる。
- 臓器 ID・集積 ID ... 検査画像中のひとつの領域を表す ID。ひとつの領域は複数の画素からなり、ひとつの臓器型(領域が集積を表す場合は集積型)と関連を持つ。これらの ID は検査 ID の従属キーである。

3.2 ユーザインタフェース

PET 画像データベースへデータの登録は、医学的知識の登録 Raw Data(PET 画像)登録、および 読影領域登録の 3 種類に分けられる。これらはそれぞれ知識層、Raw Data 層、読影層へのタプルの挿入に対応している。このうち、登録を行うツールが備えているべき機能は、以下のようであると考えられる。

- Raw Data の登録 ... Raw Data 層へは、DICOM 形式で得られた検査結果を、そのまま Raw Data 層へ登録する。そのため、登録ツールは DICOM 形式のファイルを読み込み、Raw Data 層の画素テーブル、検査テーブル、および患者テーブルへ Insert クエリを発行する機能を備えている必要がある。
- 読影領域登録 ... 現行の読影では、計算機の画面上で注目した領域に ROI を設定し、その領域の最大 SUV や平

均 SUV を測定して診断の裏づけとしている。登録ツールも同様の操作感で、マウスで領域を選択し、一覧から臓器名・集積名を選択することで読影データを登録できることが望ましい。これにより、現行の読影と同様の操作で、読影層へ読影データを登録することが可能となる。

これらの機能を備える PET 画像データベース操作 GUI: PET Manager を実装した。図 3 は PET Manager で脳を選択している様子である。実装には C#.NET を利用した。

4. 検索実験

4.1 検査データの登録

本システムへ実際の PET 画像と読影データを登録し、検索結果と、検索に要した時間の評価を行った。登録したデータは以下のとおりである。

- Raw Data 層 ... 横浜市立大学医学部放射線科から提供された 10 検査分(患者 9 名分。うち 1 名は 2 回検査を受けている)の PET 画像の登録を行った。
- 知識層 ... PET 画像中に見られる臓器・集積の種類を、ひとつずつ値を指定してデータベースへ登録した。臓器定義テーブル・集積定義テーブルへ挿入したタプルを表 1 に示す。
- 読影層 ... Raw Data 層に登録した 10 検査それぞれに対して、臓器領域・集積領域を PET Manager 上でマウスを使って領域選択をすることで、手動で臓器・集積を登録した。所見データは実際の読影医による所見情報に基づく。各検査の読影データを表 2 に示す。

4.2 検索の評価

PET 画像データモデルの有用性を示すために、以下に挙げる Query1 ~ Query7 の検索を行った。Query2 ~ Query7 の検索結果を表 3 に示す。データベースサーバの実装環境は以下のとおりである。

- ハードウェア: Dell Precision 530
- CPU: Intel Xeon 2.4GHz (DUAL 構成)
- Memory: 1GByte
- OS: Microsoft Windows Server 2003
- DBMS: Microsoft SQL Server 2000

(I) 検査の検索

計算機上のインタフェースで読影を行う際には、フィルムによる読影では不可能な、多視点からの表示や ROI の設定、SUV の測定が可能である。このような機能を提供するためには、インタフェースが 1 検査分の画像データをまとめて取得できるようにしなければならない。PET 画像データベースから 1 検査分の画像をすべて取得するには、以下のような検索で可能である。

表1 知識層のインスタンス
Table.1 the Instance in Knowledge Layer

(a) 臓器定義		(b) 集積定義	
臓器型ID	名称	集積型ID	名称
0	未定義	0	未定義
1	脳	1	生理的集積
2	右肺	2	異常集積
3	左肺		
4	肝臓		
5	右腎臓		
6	左腎臓		

表2 Raw Data 層と読影層のインスタンス
Table.2 the Instance in Raw Data Layer and Interpretation Layer

患者ID	患者氏名	検査ID	異常部位のID 臓器ID 集積ID	読影の結果
0	A	0	-	正常
1	B	1	4 10	肝臓に異常集積
2	C	2	2 10	右肺に異常集積
3	D	3	-	正常
4	E	4	-	正常
5	F	5	-	正常
6	G	6	-	正常
7	H	7	-	正常
8	I	8	-	正常
8	I	9	2,4 10,11	右肺, 肝臓に異常集積

Query1 任意の検査の画像取得

この検索では、画素テーブルから指定した検査 ID を持つ画素をすべて取得する。この際 PET 画像データベースからは 128[pixel] × 128[pixel] × 295[slice] = 4,833,280[pixel] の画素が返される。これは、同数のタプルとしてデータベースから取得できる。このタプルを順に並べて画像化すれば、1 検査分の画像データとして表示することができる。

Query1 は読影済みかどうかに関わらず検査画像を取得する。一方、読影済みの検査に対しては、以下のような検索が可能である。

Query2 異常の見られた検査の一覧取得

本モデルにおいて異常の見られた検査とは、集積定義の“異常集積”と関連付けられたすべての検査を指す。例えば検査 ID = 9 の検査では、右肺と肝臓に異常集積が認められたことが示されている。

(II) 読影時の検索

読影の際に、生理的集積なのか異常集積なのか判断し難い集積が認められる場合がある。これは、PET 画像は人体の機能に注目した画像であるため、集積がはっきりと異常であると決められない場合があるためである。また、読影医によって判断が異なることもあるため、複数の読影医で読影を行うことが勧められている[5]。

本データベースでは、過去の所見の画像、集積の SUV 最大値、サイズなどを検索により提示することで、読影時に読影医を支援する。例えば、読影医が読影時に右肺部に SUV の比較的小さな集積を発見し、異常かどうか判断しかねる場合に、本データベースで異常な肺の SUV のリストを検索することで、判断の助けとすることが可能である。

このような症例に基づく検索の例として、右肺の異常集積を対象とした以下の2つの検索を考えた。

Query3 右肺の異常集積のサイズの一覧取得

Query4 右肺の異常集積の最大 SUV の一覧取得

検索結果は、領域を表す検査IDと集積IDの組と、その領域のサイズ/最大SUVから成る。集積のサイズは、集積の画素数と対応しているため、画素の数の合計からおおよその集積のサイズを知ることが出来る。PET画像がおおよそ 3mm間隔で撮影されることから、1 画素の体積を $0.3^3=0.027\text{cm}^3$ として体積の概算値を算出した。

これらの検索によって、現在読影を行っている画像に見ら

表3 検索結果
Table.3 the Retrieval Results

Query2

検査ID	患者ID	検査日	異常部位
1	1	2002/1/29	肝臓
2	2	2001/12/27	右肺
9	9	2002/1/24	右肺
9	9	2002/1/24	肝臓

Query3

サイズ(cm ³)	検査ID	集積ID
58.077210	2	10
9.126910	9	10

Query4

最大SUV	検査ID	集積ID
6786	2	10
9325	9	10

Query5

患者ID	正常時の検査ID	正常時の検査日	異常時の検査ID	異常時の検査日	異常部位
8	8	2001/11/2	9	2002/1/24	右肺
8	8	2001/11/2	9	2002/1/24	肝臓

Query6

平均SUV	集積名
3203	異常集積
349	生理的集積

Query7

X	Y	Z
57	67	137

れる集積の SUV と比較して、過去にその SUV で異常と診断された集積があるかどうかを調べたり、集積のサイズが過去に読影されたものと比べて大きいかどうかを調べたりすることが可能である。また、検査 ID と集積 ID の組から PET Manager で画像を表示することによって、過去の集積の画像を見て SUV の分布を調べることも出来る。

症例からの検索のもうひとつの例として、以下の検索を行った。この検索は、患者ごとの複数の検査にまたがった検索である。

Query5 正常例から、後の検査で異常例になった検査

この検索は、異常集積が見られた検査の中から、それより以前の検査日をもち、かつ異常集積が見られなかった検査を検索することで実行した。この結果から、異常集積になる前の集積と画像や SUV の比較をすることも可能である。

(III) 統計的な立場からの検索

統計的な立場から、臓器ごとに SUV の値の傾向や集積のサイズなどを調べたい場合、症例ごとに多くの検査データの統計を取る必要がある。本データベースでは読影医の注目した領域をそのまま蓄積しておくため、読影領域に対する統計的なデータを検索で求めることが出来る。このような検索の例として以下の検索を行った。

Query6 右肺の生理的集積と異常集積の平均 SUV 比較

Query7 肝臓の重心座標

Query6 は、SUV の傾向を調べる検索で、右肺における異常集積の平均 SUV が 3.203 程度であるのに対し、生理的集積は 0.349 であることが分かる。このような結果は、PET 画像に関する研究に利用できると思われる。一方、Query7 の結果は PET 画像の計算機による自動処理の研究などで、臓器の位置の傾向を知ることに関与すると考えられる。

4.3 検索時間の評価

登録検査数が増加したときの検索時間の変化を調べるため、登録した 10 件の検査データを患者 ID ・検査 ID を振りかえてコピーをし、250 件分(検査数 250 件, 患者数 225 人) ~ 2,000 件分(検査数 2,000 件, 患者数 1,800 人)の検査データを持つ模擬データベースを用意した。それぞれのデータベースのディスク上のサイズは表 4 のようになる。これらのデータベースへ、前述した 7 つの検索を実行し、データベースに登録された全検査数と検索時間の関係調べた。その結果を図 4 に示す。

表4 データベースのサイズ
Table.4 the Size of the Databases

DB名	登録検査数	異常検査数	DBサイズ
DB10	10件	3件	3GByte
DB250	250件	75件	75GByte
DB500	500件	150件	151GByte
DB750	750件	225件	228GByte
DB1000	1000件	300件	310GByte
DB1250	1250件	375件	364GByte
DB1500	1500件	450件	437GByte
DB1750	1750件	525件	510GByte
DB2000	2000件	600件	583GByte

Query1 はひとつの検査を検索対象としているため、データベースの規模に関わらず検索時間は一定となった。また、画素テーブルのデータを使わずに検索を行う Query2 は、データベースの規模が大きくなっても、すぐに結果を返せることが分かる。一方、Query3~Query4 は集約演算を含み、また、右肺に異常集積をもつ検査がデータベースの規模に比例して増加するため、検索時間も比例的に増加した。Query6, Query7 は正常例も含む、全ての検査に渡る集約演算となるため、他の Query と比べてより多くの時間を要したが、傾向としてはインスタンス数に比例した。しかし、このような検索は主に研究者が研究目的で行う検索であり、読影時に毎回実行される検索ではない。このことから、この検索時間でも十分実用に耐えうると考えられる。また、画素をエンティティとした概念モデルが有意な検索を実行できるうえ、実用上も無理のないモデルであることを示した。

今回の実験では、全登録データのうち 30% で有意な所見(異常を示唆する所見)が見られる、精密検査のデータを利用した。今回の実験では、精密検査のデータのように、有意な所見が見られる可能性が高い検査データが、データベースに蓄積されていることを想定した。

一方、健康診断のデータを本データベースで扱うことを想定すると、2004 年夏から稼動し始めた新横浜ゆうあいクリニックでは、年間 7 万人の検査が目標とされている。健康診断では、精密検査と比べて大量の検査データが発生するが、有意な所見が認められるのは検査のうち 1~3% と言われていて[5], 精密検査の場合と比べて有意な所見が見られる割合は低い。したがって、明らかに正常な検査は本データベースでは扱わないこととすると、7 万件の健康診断のデータを対象としても、取り扱うデータは 700 件~2100 件程度になると予想される。自動で正常例を切り捨て、医師に提示する自動診断システムの研究[6]も行われており、本データベースは、このような自動診断システムや、読影医の読影後に、有意な所見を持つ検査データを検索可能な形で蓄積することを目的としている。

以上により、医師間の情報共有が実現でき、効果的にデータを利用できることを示した。また、本実験結果から、本研究で提案したモデル化手法が、有効な検索を実現でき、そのパフォーマンスも実用可能な範囲であることが示された。

5. まとめと今後の課題

所見データを蓄積し、検索によって所見データを共有することができる PET 情報モデルの評価を行うために、計算機上に PET 画像データベースシステムの実装を行った。また、このデータベースを利用するための GUI の実装も行い、Raw

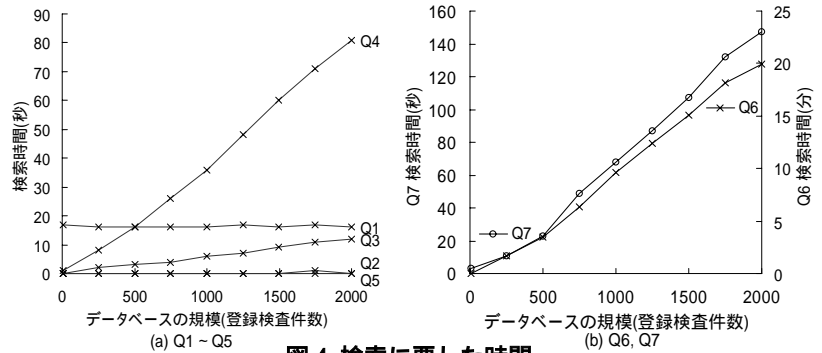


図4 検索に要した時間
Fig.4 the Retrieval Time

Data や読影領域の登録を行えるようにした。さらに、この GUI を利用して PET 画像データベースへ実際の PET 画像データを登録し、PET 情報モデルで可能となる検索と、それに要する時間の評価を行った。

今後の課題としては、複雑な所見のモデル化、知識層へのインスタンス登録インタフェースの実装などが挙げられる。

【謝辞】

本研究を行うにあたり、横浜市立大学医学部放射線医学教室の井上登美夫教授、鈴木昌子医師、他多くの方々のご協力を得た。ここに深く感謝の意を表す。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 16200004 および 14780197)の支援による。

【文献】

- [1] 石江 哲也, 砂子 一徳, 富井 尚志, “ 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,” DBSJ Letters, vol.3, no.1, 2004.
- [2] 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.
- [3] JIRA/DICOM 委員会, <http://www.jfcr.or.jp/DICOM/>
- [4] 富井尚志, “高度コミュニティ空間の構成方式,” 信学技報, vol.103, no.191, pp.1-6, July 2003.
- [5] 中本裕士, “腫瘍 PET: 入門から PET/CT まで,” 日本医学放射線学会雑誌, vol.63, no.6, pp.285-293, July 2003
- [6] 橋本麗, 荒井淳, 有澤博, 田村直良, 鈴木昌子, 井上登美夫, “ PET 画像を用いたガン自動診断システムにおける医学知識のルール化,” 信学技報, vol.103, no.356, pp.7-12, October 2003.

砂子 一徳 Kazunori SUNAKO

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。

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。

富井 尚志 Takashi TOMII

横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期在学中。1999 横浜国立大学大学院工学研究科修了。博士(工学)。マルチメディアデータベース、時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。