

所見情報を利用する PET 画像 DB システムの実装と評価

砂子 一徳[†] 石江 哲也[†] 富井 尚志[‡]

[†] 横浜国立大学大学院環境情報学府 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

[‡] 横浜国立大学大学院環境情報研究院 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

E-mail: [†] {d04hc027, d03hc006}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

あらまし 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、10~1000 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。

キーワード 陽電子放射断層撮影, PET, 診断支援, 医用画像データベース, ユーザインタフェース

Implementation and Evaluation of PET Image Database with Finding Information

Kazunori SUNAKO[†] Tetsuya ISHIE[†] and Takashi TOMII[‡]

[†] Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University 79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

[‡] Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University 79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

E-mail: [†] {d04hc027, d03hc006}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

Abstract 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 ~ 1,000 studies on the database.

Keyword Positron Emission Tomography, PET, Diagnosis Support, Medical Database, User Interface

1. はじめに

近年、医療機器の進歩により画像診断の方法は多様化している。陽電子放射断層撮影 (Positron Emission Tomography : PET) による診断もそのひとつで、がんを数ミリオーダーの初期の段階で発見できることや、がん腫瘍の悪性・良性の判別が

可能であり、有効な画像診断として注目されている[1].

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。また、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[2].

本研究では所見データと画像データとを関連付けて蓄積することにより、複数の読影医が所見データを検査画像と共に共有可能とし、読影の支援を行うことを目的としている。このような読影支援の方法として、我々はPET画像データベースモデルを提案している[3]。画像に対して索引付けを行うCBIR[4]や、医用画像に対して知識モデルベースを導入する試み[5][6]があるが、身体機能を撮影するPET画像を対象とした有効な手法はいまだ提案されていないといえる。

本稿ではPET画像データベースモデルの有用性を示すために、プロトタイプシステムの実装を行った。また、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。

2. 全身PET画像の読影

2.1. FDG-PET

PETによる検査は、放射性フッ素(F-18)で標識したFDG(フルオロデオキシグルコース)を患者に注射で投与し、その体内分布を撮影することによって行われる。がん細胞はブドウ糖を好む性質があり、またFDGはブドウ糖に似た性質をもつため、がん細胞が存在する部位に多く集積する。

FDGの分布の度合いを示す定量値としてSUV(Standardized uptake value)という値が用いられる[7]。SUVは、撮影画像では画素値の濃淡として現れる。したがって、撮影画像のコントラストの濃淡を読み取ることで集積の有無を判断することができる。

PET画像は、CT画像やMRIが身体を形態的(形)に見る画像であるのに対し、高いSUVを示している領域(集積)を機能的に見る画像である。そのため、形態的な画像からは得られない病理的特長に注目することができ、遠隔転移の診断、治療効果および再発の診断に有効である[1]。

2.2. PET画像の読影とデータの活用

PETによる診断ですべてのがんを発見できるわけではない。投与されたFDGは腎臓を経て尿として排泄されるため、腎臓・膀胱などの部位にはがんがない場合でも集積が見られる。このような集積を生理的集積と呼ぶが、膀胱など生理的集積の強い部分の診断はPETでは困難である。

さらに、炎症が起きている部位などにも生理的集積が見られ、その結果正常な患者の画像にも多

くの集積が現れる。したがってPETの読影には、画像中に見られる多くの集積を生理的なものとそうでないものに区別・判断する知識が要求される。

しかし、このような知識は医師個人の経験に基づいているが、その経験は明示的なデータとしては蓄積されていない。また、SUVには個人差があるため、きわめて複雑な知識体系に基づいて診断が行われている。そのため、読影診断を効率的に行うためには、すでに得られたデータをいかに有効に活用し次回以降の診断で利用可能な状態で蓄積しておくかが重要だと考えられる。

3. 読影のモデル化

我々は、検索によるPET読影診断の支援方法として、PET画像データベースモデルを提案している[3]。本モデルは、複雑な医学的知識と検査画像データを結び付けて表現するために、すでに提案されている「高度コミュニティ空間」の3層スキーマ[8]をPET画像診断に特化させ、「知識層」「読影層」「Raw Data層」という三つの論理層から構成されている。本モデルをUMLクラス図で表記したものを図1に示す。

Raw Data層

Raw Data層には、検査から得られるデータをそのままの形で蓄積する。検査結果は1スライス128×128 pixelの16bitグレースケールイメージからなる295スライスの断層画像として得られる。画像データはDICOM形式[9]のファイルとして得られるため、DICOMファイル中の患者データと検査データをそれぞれエンティティとした。画像データは画素単位で領域を表現できるよう、画素をエンティティとした。これは、PET画像が体内の機能を測定した画像であり、画像中の細かい部位もまた有意な情報を含んでいる為である。なおこれは、PET画像の解像度が128×128 pixelと、CTやMRの画像と比べて小さいために可能である。Raw Data層のインスタンスは、検査が行われた時点で検査技師が登録することとする。

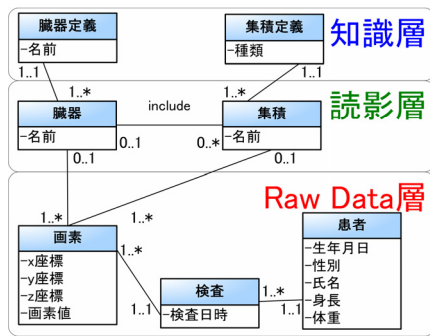


図1 概念モデル

知識層

知識層のエンティティによって、読影医の医学的知識を表現する。本モデルにおける医学的知識とは、個々の検査に関わらず、およそPET画像を読影する際に用いられる一般的な医学的知識を指す。読影医がPET画像中に見られる臓器と集積に注目していることから、医学的知識を表すエンティティとして、人体に存在する臓器に関する一般的な医学的知識を表現する「臓器定義」エンティティと、PET画像中に見られる集積の種類を表す「集積定義」エンティティを導入した。

しかし、実際の医学的知識はより複雑な構造を持ち、それらが互いに関連しあっている。そこで、オントロジと呼ばれる概念[10]を導入することで、より詳細かつ更新可能な状態で知識情報を管理することができる。医療分野において独自のオントロジを構築することを目的としたプロジェクト[11]や、オントロジをベースにしたモデル化[12]を行っている研究も存在するが、詳細なオントロジ作成は今後の課題とし、今回必要最小限の医学的知識をスキーマとして表すこととした。より複雑な構造を持った医学的知識を表現できるよう、本モデルではRaw Data層と知識層を分離した。知識層のインスタンスは、PET画像の読影に関して十分な知識を持つ読影医(エキスパート医師)があらかじめ登録することとする。

読影層

PET画像中のある部分領域が、どのような臓器、あるいは集積として読影されたのかを表現するために、読影層を導入した。読影層は検査画像の一部と臓器定義のインスタンスとの関連を表す「臓器」エンティティと、検査画像の一部と集積定義のインスタンスとの関連を表す「集積」エンティティからなる。知識層が個々の検査画像に依らない

一般的な読影の知識をインスタンスとするのに対し、Raw Data層は個々の検査画像をインスタンスとしている。読影層の二つのエンティティは、知識層とRaw Data層をつなぐ中間子で、読影時に読影医によってインスタンスが登録される。

所見の表現

本モデルで、「右肺に異常集積があると読影された検査」を表現したものを図2に示す。本モデルでは、所見レポート(読影医が読影の結果を記述したもの)中に見られる、「右肺に異常集積を認める」「膀胱に生理的集積を認める」といったひとつひとつの所見記述を、知識層-読影層-Raw Data層の3層間の関連で表現する。図2の例では、「右肺に異常集積を認める」という所見を、臓器定義-臓器-画素のインスタンスの関連と、集積定義-集積-画素のインスタンスの関連で表している。

このようにすることで、所見レポート中に見られるような医学用語・医学的知識に基づいて、実際の検査画像を検索することが可能である。本モデルでは、このような画像と所見の関連をデータとして扱うことで、読影医の読影プロセスを共有可能とし、検索によって読影を支援することを目的としている。

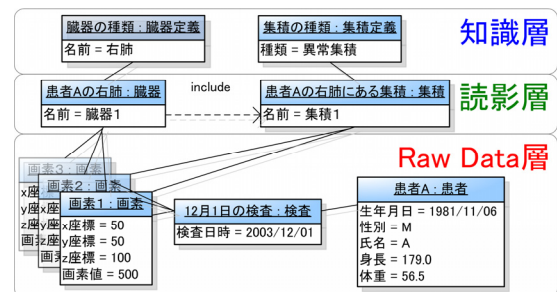


図2 「患者Aの検査中の右肺にある異常集積」の表現

4. プロトタイプシステムの設計と実装

4.1. 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3)。概念モデル中のエンティティをテーブルとし、エンティティ間の関連は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。このような関連は、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が、画素エンティティのインスタンスは1検査あたり

128[pixel]×128[pixel]×295[slice] = 4,833,280[pixel]もの量になる。そこで、実装モデルでは大量のテーブ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、各テーブルのテーブ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「患者Aが2004年7月1日に受けた検査」のような、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。

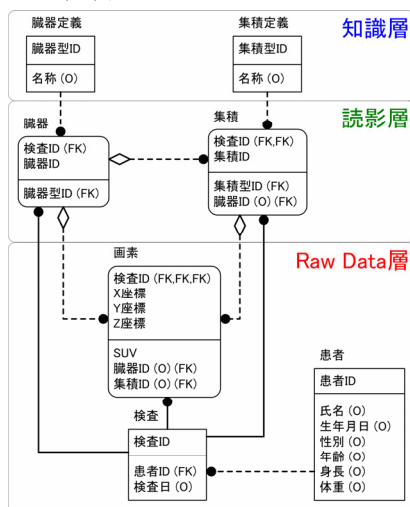


図3 論理モデル

4.2. ユーザインタフェース

PET 画像データベースヘデータの登録は、①医学的知識の登録②Raw Data(PET 画像)登録、および③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、読影層へのテーブルの挿入に対応している。このうち②、③の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 (Region Of Interest) 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 4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。

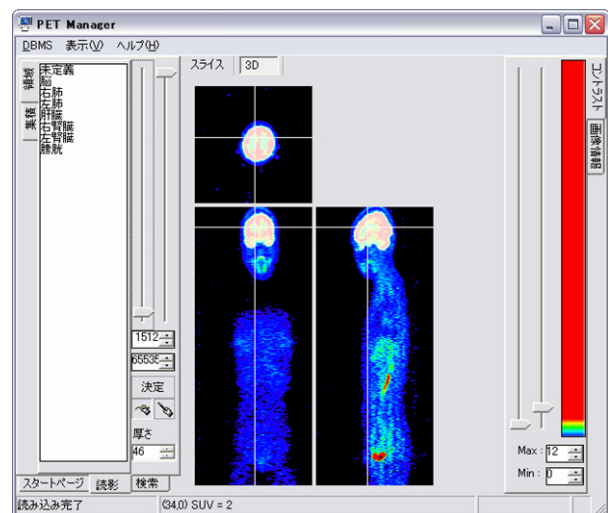


図4 PET Manager による読影画面

PET Manager は Raw Data と読影領域の登録機能のほか、検査画像の3面表示や表示コントラストの調節など、現在読影に使われているコンソール

が備えている機能や、PET 画像データベースへ定型検索を行う機能も備える。また、検査 ID を一覧から選ぶことで 1 検査分の画像を表示することや、検査 ID と臓器 ID、または検査 ID と集積 ID を指定することでその読影領域の画像を表示することが出来る。

5. 所見に基づく検索

5.1. 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。

表1 知識層のインスタンス

(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		
7	膀胱		

表2 Raw Data 層と読影層のインスタンス

患者 ID	患者 氏名	検査 ID	異常部位の ID		読影の結果
			臓器ID	集積ID	
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
		9	2, 4	10, 11	右肺, 肝臓に異常集積

5.2. 検索の評価

PET 画像データモデルの有用性を示すために、

計算機上に PET 画像データベースの実装を行った。データベース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 2.1GHz (DUAL 構成)
- Memory : 1GByte
- OS : Microsoft Windows 2003 Server
- DBMS : Microsoft SQL Server 2000

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、以下のような検索が可能である。

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 は読影が行われている・いないに関わらず検査画像を取得する。一方、既に読影が行われた検査に対しては、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

この検索の結果を表 3 に示す。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。

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。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少なくない。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[2]。

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兼ねる場合に、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つの検索を行った。

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

これらの検索の結果を表4、表5に示す。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持ち、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。

研究的な立場からの検索

研究的な立場から、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

検索の結果を表7、表8に示す。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考えられる。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役立つと考えられる。

表3 Query2:異常の見られた検査の一覧

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

表4 Query3:右肺の異常集積のサイズの一覧

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

表5 Query4:右肺の異常集積の最大SUVの一覧

最大SUV	検査ID	集積ID
6786	2	10
9325	9	10

表6 Query5:正常例から、後の検査で異常例になった検査

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

表7 Query6:右肺の生理的集積と異常集積の平均SUV比較

平均SUV	集積名
3203	異常集積
349	生理的集積

表8 Query7:肝臓の重心座標

X	Y	Z
57	67	137

5.3. 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), 500件分(検査数500件, 患者数450人), 750件分(検査数750件, 患者数675人), 1000件分(検査数1000件, 患者数900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9のようになる。また、1000件分のデータベースは、RAID-0構成のディスク上に配置した。

表9 データベースのサイズ

データベース名	登録検査数	異常が認められた検査の数	データベースサイズ
DB10	10件	4件	3Gbyte
DB250	250件	100件	75Gbyte
DB500	500件	200件	151Gbyte
DB750	750件	300件	228Gbyte
DB1000(RAID-0)	1000件	400件	310Gbyte

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を調べた。

まず、Query1~Query5の測定結果を図5に示す。これらの検索は読影時に定型的に行われる検索である。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。また、Query4はDB1000における検索時間がDB750とほぼ同等となった。これは、DB1000がストライピング構成であるためだと考えられる。SUVの集約演算を高速化するためには、高速なディスクI/O処理が重要であると言える。

次にQuery6, Query7の測定結果を図6に示す。これらの検索は正常例も含む、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がかかった。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。

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年夏に稼動予定の新横浜PETセンターでは、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[2], 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て、医師に提示する自動診断システムの研究[13]も行われていて、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。

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。

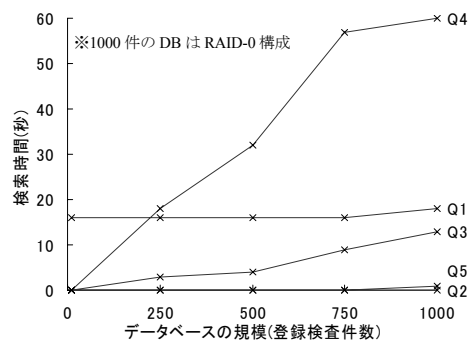


図5 検索に要した時間

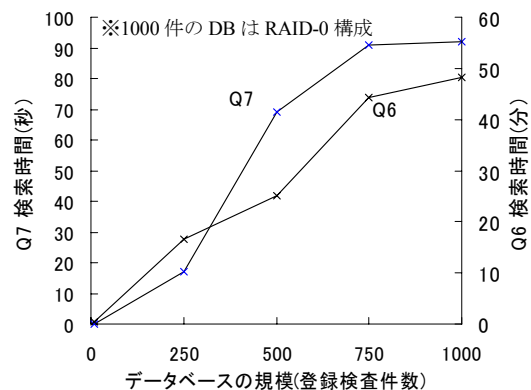


図6 統計検索に要する時間

6. まとめ

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 画像データベース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 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 画像データベース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、PET 画像データのご提供に加えて、多くのアドバイスを頂いた横浜市立大学医学部放射線医学教室の井上登美夫教授、読影方法の調査に何度もご協力頂いた鈴木昌子医師、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 10092636 および 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/index.cfm/17,0,117,html>
- [2] 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
- [3] 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. (掲載予定)
- [4] Bjorn Johansson, “A Survey on: Content Based Search in Image Databases,” <http://www.isy.liu.se/cvl/Projects/VISIT-bjojo/>
- [5] W.W.Chu, I.T.Ieong, and R.K.Taira, “A Semantic Modeling Approach for Image Retrieval by Content,” VLDB Journal, vol.3, no.4, pp.445-477, October 1994.
- [6] Daniel Keysers, Jorg Dahmen, Hermann Ney, Berthold B. Wein, and Thomas M. Lehmann, “Statistical framework for model-based image retrieval in medical applications,” Journal of Electronic Imaging , vol.12, no.1, pp.59-68, 2003.
- [7] 山口慶一郎, 鷺野谷利幸, 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.
- [8] 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.
- [9] JIRA/DICOM 委員会, <http://www.jfcr.or.jp/DICOM/>
- [10] JOHN F. SOWA, “Knowledge Representation: Logical, Philosophical, and Computational Foundations,” Brooks Cole Publishing Co, 1999.
- [11] Unified Medical Language System (UMLS) , <http://www.nlm.nih.gov/research/umls/>
- [12] 廣瀬康行, 矢嶋研一, 森本徳明, 佐々木好幸, 成澤英明, 尾藤茂, “歯科所見の ontology 的なモデル分析に基づく XML Schema の構築,” 医療情報学, vol.23, no.1, pp.33-43, April 2003.
- [13] 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.