

関心領域情報付き画像所見を蓄積する WB-PET DB の構築と検索による診断支援

石江 哲也[†], 砂子 一徳[†] 富井 尚志^{††}

近年, FDG (2-[fluorin18]fluoro-2-deoxy-D-glucose) を用いた WB-PET (Whole Body-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。その読影は, 1. 関心領域 (Region Of Interest: ROI) を設定し, 2. その意味づけを行い, 3. 画像所見を記載する, というプロセスによる。すなわち, 読影は画像内の領域を意味づけすることである。しかし, PET は身体機能に注目した画像であるため, 読影には PET 固有な知識を要求されるうえ, 大量の画像を操作しながらの読影は負担が大きい。一方, 今日では WB-PET が健康診断に適用され, 大量に画像が生成されるため, データ活用の観点から適切な情報を統合して検索できるように編成することが有効である。本研究では, WB-PET 診断を「DB による画像所見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点からの支援を提案している。本稿では, ROI を定性的, 定量的に記述するための PET 固有の知識の抽出, 関心領域情報付き画像所見を蓄積・検索するための PET 情報モデルの導入, およびプロトタイプシステムの実装を行った。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。

Design of WB-PET DB Storing Image Findings with ROI and Diagnostic Support by Retrieval

TETSUYA ISHIE,[†] KAZUNORI SUNAKO[†] and TAKASHI TOMI^{††}

In recent years, diagnosis by whole-body PET (Positron Emission Tomography) images are considered as an effective method of finding cancer. Interpretation of PET consists of three processes, 1. setting ROI (Region Of Interest), 2. giving its semantics to the ROI, and 3. describing them into finding reports. In this study, we propose the WB-PET database system which supports WB-PET diagnostic imaging from a viewpoint of "management of findings by database" and "practical use of findings by retrieval". In this paper, we extract knowledge peculiar to PET for describing ROI qualitatively and quantitatively, and also we introduce the PET information model for associating finding data and image data. Finally, all data are stored into the PET DB, and can be retrieved from the DB. For the purpose of evaluation, we implemented a prototype system on practical DBMS. By using the prototype, effective queries in diagnostic support are performed and the execution times are examined.

1. はじめに

近年, ガンの有効な診断方法として FDG (2-[fluorin18]fluoro-2-deoxy-D-glucose) を用いた WB-PET (Whole Body-Positron Emission Tomogra-

phy) 画像診断が, ガンを数ミリオーダ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)~3)}。PET の画像データそれだけでは 2 次元配列上におかれた画素値の集まりにとどまるため, 画像に写る陰影から病変を読み取り医学的根拠に基づき診断する, いわゆる読影, が必須である。この読影を専門的に行う医師を読影医と呼ぶ。PET の読影は, 1. 関心領域 (Region Of Interest: ROI) を抽出し, 2. その意味づけを行い, 3. 画像所見を記載する, というプロセスによる。すなわち, 読影は画像内の領域を意味づけすることであるといえる。しかし, 従来の MR や CT が身体の「形態」を観測するのにに対し, PET は放射性薬剤の集積の度合いにより身体の「機能」を観測する

[†] 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
Department of Information Media and Environment
Sciences, Graduate School of Environment and Informa-
tion Sciences, Yokohama National University

^{††} 横浜国立大学大学院環境情報研究院
Faculty of Environment and Information Sciences,
Yokohama National University
現在, 株式会社電通国際情報サービス
Presently with Information Services International-
Dentsu., LTD

ため、画像データの持つ意味が本質的に異なる。このため、PET 画像診断において、データ活用の観点から適切な情報を統合して検索できるように編成することが診断支援に有効であるといえる。

従来提案されている医用画像 DB は CT や MR といった「形態」情報を対象としているものが多く、PET のような「機能」情報を対象とした手法ははまだ提案されていないのが現状である。本研究では、WB-PET 診断を、「DB による画像所見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点から支援する WB-PET DB を提案する。本 DB では医学知識と画像データを関連づけるために中間層（「読影層」と呼ぶ）を導入することで、「関心領域情報付き画像所見」を蓄積し、検索を可能にする。

WB-PET 画像診断に特化した関連づけの蓄積を行う部分においては、現状の読影手順を大きく変更することなく画像所見を蓄積することを旨とした。これは、医療現場での実際の利用を目的とした本研究では、医療情報システムの分野において、すでに確立されている診断手順を大きく変更する必要があるものは医師に受け入れてもらうことが困難であると考えたためである。

本稿では、ROI を定性的に記述するための PET 固有の知識の抽出、関心領域情報付き画像所見を蓄積・検索するための PET 情報モデルの導入、プロトタイプシステムの実装を行った。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。

2. WB-PET 画像診断

2.1 18F-FDG PET (陽電子放射断層撮影)

PET は放射線フッ素 (F-18) で標識した FDG (2-[fluorin18]fluoro-2-deoxy-D-glucose:フルオロデオキシグルコース) というブドウ糖によく似た放射性的薬剤を注射で患者の体内に投入し、その体内分布を撮影する。PET でガンが判別できるのは、ガン細胞は正常細胞と比較して 3~7 倍も糖代謝がさかんなため、ガン腫瘍がある部位には FDG がより多く集まる。この原理に基づいて PET 画像からガンを判別する¹⁾。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³⁾。

計算機上で PET データを取り扱う場合には DICOM 形式⁴⁾を用いる。医用画像における標準記述形式は DICOM である。WB-PET 画像診断における DICOM の画素値は SUV に対応する。したがって、画像中で



図 1 PET 画像例

Fig.1 An example of PET image (liver cancer).

は SUV の分布はコントラストの差となって表示される。図 1 に PET データを画像化した例を示す。

PET が従来の医用画像と決定的に異なる点は、

- CT や MR は身体の「形態」を観測する、
- PET は身体の「機能」を観測する、

ことである。このため、ガン診断に限っていえば、遠隔転移の診断、治療効果および再発の診断において CT や MRI より優れているといわれている。しかし現状の FDG-PET の短所として、以下の 2 点があげられている^{3),5)}。

- (1) 正常な臓器にも生理的に集積する。

炎症が起きている部位や生理的に FDG をより多く取り込んでしまう臓器・組織 (e.g., 腎臓・膀胱・肝臓など) はガンがない場合でも画像では濃く表示される。これを生理的集積と呼び、異常とは区別する。このため PET の読影医には解剖学、生理学や病理学といった基礎医学の広範にわたる知識はもちろん、PET 診断に固有な知識を要求される。

- (2) 空間分解能が悪い。

機器の特性上、現在利用できる PET の解像度は 128×128 (Pixel) で階調は 16 bit グレースケールであり、空間分解能が悪く、そのため正常臓器の解剖学的位置関係がわかりにくい。

2.2 WB-PET の読影

本節では読影で用いられている PET 固有の医学用語と読影手順について述べる。読影医の協力を得て、実際の PET 読影作業の様子を詳細に記録し、読影手順の調査・分析を行い、PET 固有の知識の抽出を行った。WB-PET の読影手順を図 2 に示す。

PET 固有の医学用語

- 集積 (uptake): 画像中で周囲と比較して薬剤が多く集まっていて、ガン腫瘍の可能性のある領域。画像中では濃い陰影として写る。
- バックグラウンド集積 (background uptake): 集積に注目したとき、集積以外の画像中の領域を背景ととらえる。そのとき臓器・部位に対応して FDG が集まっている領域。集積とバックグラウ

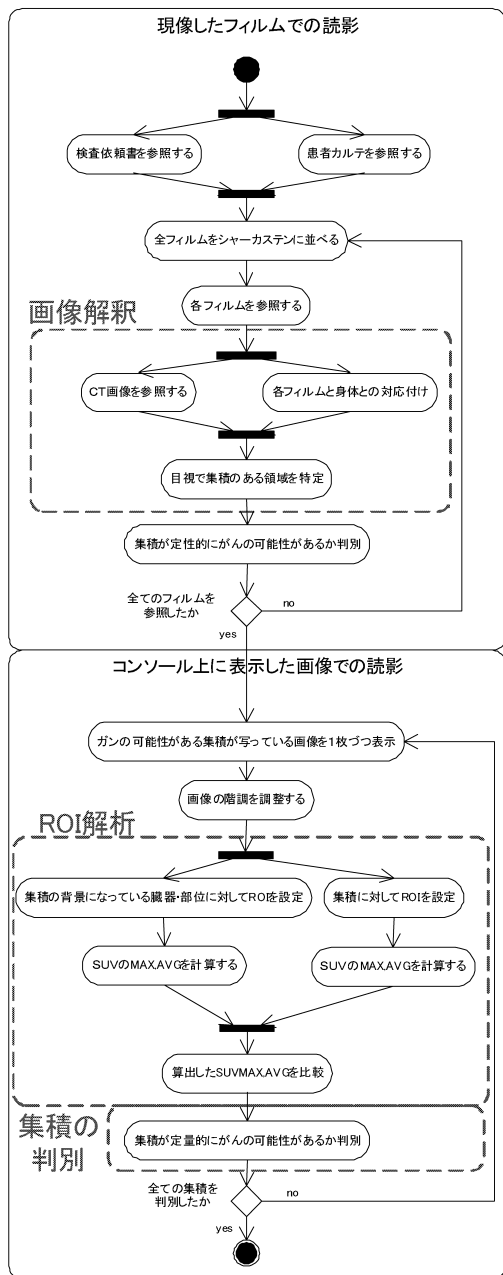


図 2 PET 画像診断の読影手順
Fig. 2 Steps of interpretation of PET.

ンド集積の空間的位置関係は排他関係である .

PET の読影手順 (図 2)

- (1) 画像解釈：現像したフィルムを順次確認しながら、生理的に FDG が集積する臓器 (e.g. , 腎臓・膀胱・肝臓など) に対応する領域をランドマークとして、画像と人体の位置関係を把握し、集積を特定する . 位置関係の把握や集積の特定

により読影医は頭の中で画像の構造化を行っている . そして、特定した集積が「定性的に」ガンの可能性があるかどうかを判別する .

- (2) ROI 解析：次にコンソールと呼ばれるワークステーション上で画像を表示しながら、(1) で特定した集積に対し、画面上で領域を設定して SUV の最大値 (SUV_{MAX}) を算出する . 設定された領域を関心領域 (Region Of Interest: ROI) と呼ぶ . そして、集積以外の正常部分の SUV や経験・文献に基づいた臓器ごとの標準的な SUV と比較しながら、「定量的に」ガンの可能性があるか解析する .
- (3) 集積の判別：画像解釈で抽出した集積に対して、ROI 解析での定量的根拠、その他の検査結果などを総合的に判断して、ガンの可能性があるかどうかを判別する . 判別した結果を「画像所見」として所見レポートに記述する .

PET が「機能」を観測する医用画像であることを考慮し、最も重要なプロセスは、関心領域の意味づけにあるといえる .

3. WB-PET DB と検索による診断支援

3.1 WB-PET DB を用いた診断支援

従来の読影における問題点として次の 3 つがあげられる . (i) 読影医が画像中のどこに関心領域を設定し、人体のどの部位に対応させたか明示的に記録されていない . (ii) 1 回の検査で生成される全身分約 300 枚もの大量の断層画像を操作しながらの読影は負担が大きい . (iii) WB-PET 検査が健康診断にも適用され、検査数自体も大幅に増加し、より大量に画像が生成される .

こうした現状から、我々は WB-PET 診断を「DB による画像所見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点で有用な診断支援が行えると考えた . これまでに我々は画像データと所見データを統合管理するための DB の構築と検索による診断支援を提案している^(6),7) . 本研究では自動診断や、データマイニングによる法則発見的な診断支援を目的とせず、次節で導入する PET 情報モデルに従って画像所見を蓄積する . 本 DB では次のような検索による診断支援が可能である .

- 検査画像取得のための検索
- 臨床での集積の判別支援のための検索
- 画像所見分析のための検索

具体的な検索例は 5 章で述べる . なお、図 3 に本 DB の概観を示す .

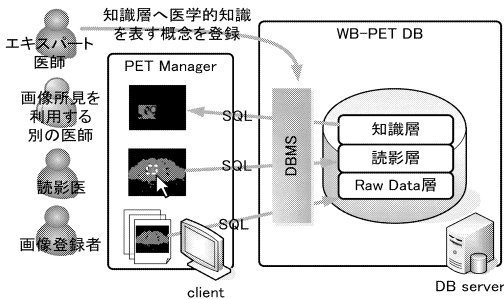


図 3 WB-PET DB の概観

Fig. 3 Overview of WB-PET database system.

3.2 PET 情報モデル

本研究では WB-PET DB の構築において概念モデリングが最も重要であると考えた。これは、PET の画像データは CT, MR に代表される従来の医用画像のように身体の「形態」を観測するのではなく、「機能」を観測するため、CT や MR とはデータの持つ意味が本質的に異なるからである。そこで、本稿では概念モデリングを行い WB-PET 画像診断の読影とその所見において何がプリミティブであるかを特定し、それをエンティティとして抽出した。

モデリングを行う際の指針として次の 3 つに留意した。

- (1) 現状の診断手順を大きく変更せずに画像所見を獲得する。
- (2) PET の読影に固有の知識・概念に注目する。
- (3) 画像データと所見データの関連づけに注目する。

上の指針に従って、医学知識と画像データとを対応づけて画像所見を DB に蓄積し、検索するための「PET 情報モデル」を導入する。本モデルは「知識層—読影層—Raw data 層」の 3 層からなる。医学知識と PET データを関連づけるために中間層（「読影層」と呼ぶ）を導入し、中間層におけるインスタンスを 1 つの所見の事実と対応させることで、「関心領域情報付き画像所見」として蓄積する。概念モデルを図 4 に示す。以下各層について述べる。

Raw Data 層 Raw data 層はモデリング指針 (1) 「現状の読影手順を大きく変更せずに画像所見を獲得する」の一部を実現する。

Raw data 層では、検査時に DICOM 形式で得られる一次データを蓄積するために患者、検査、Voxel をエンティティとした。患者、検査のデータは DICOM ファイルのヘッダから、Voxel のデータは画像データ部分から取得する。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。本モデルでは各断層画像の画素を 3 次元グリッド上に

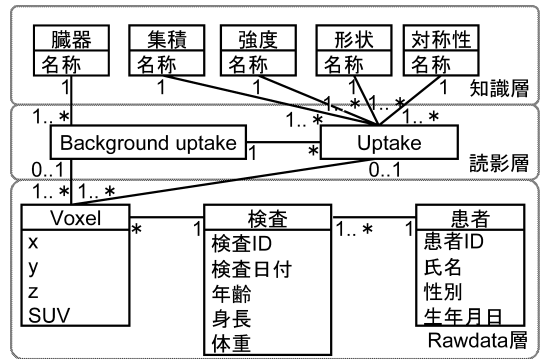


図 4 PET 情報モデルの概念モデル

Fig. 4 Conceptual model of PET information model.

配置し、Voxel データとして 1 画素単位で扱うシンプルなデータモデルを用いた。KMeD⁸⁾ でも画素単位で扱うというアプローチが採用されている。PET の解像度が CT や MR に比べて大変小さいとしても、1 検査あたり $128 [\text{pixel}] \times 128 [\text{pixel}] \times 295 [\text{slice}] = 4,833,280 [\text{voxel}]$ ものデータ量になる。画像のようにサイズの大きなデータを扱うためのデータモデルとして配列型、商用 DBMS に実装されている BLOB (Binary Large Object) 型もあるが、PET は身体の機能情報を表す画像であり、数画素単位で有意な異常集積を表すことがあるため画素単位での操作、検索が重要である。

知識層 知識層はモデリング指針 (2) 「PET の読影に固有の知識・概念に注目する」を実現する。一般的に医師が診断に用いる知識は広範かつ複雑なものと考えられるが、本研究で対象とする知識は診断結果である「画像所見」を表現するのに必要な範囲とした。画像所見は、検査を依頼した医師に検査結果を伝えることを目的として記述されるため、「なに」が「どこに」あったのか、もしある場合は「どんな」状態なのかということが記述される。具体的には「なに」の部分に集積の種類 (e.g., 生理的集積) が、「どこに」の部分に臓器・部位名 (e.g., 肝) が、「どんな」の部分に定性的 (e.g., 強度や形状など) や定量的 (e.g., SUV_{MAX} , SUV_{AVG}) な記述が行われる。そこで知識層では、集積や臓器・部位といった医学知識上のプリミティブな概念を表現するエンティティとして「医学知識エンティティ」を定義した。また画像の特徴量として定性的な記述を行うための「定性的記述子」を定義した。「定量的記述子」については後述するように算出値として扱うため知識層に直接格納しないこととした。知識層を図 5 に示す。知識層の要素についてより詳細な説明を以下に述べる。

臓器	集積	強度	対称性	形状
{脳, 右肺, 左肺, 肝臓, 右腎臓, 左腎臓, 膀胱}	{未判別, 悪性腫瘍, 良性腫瘍, 炎症性集積, 生理的集積}	{弱い, 中程度, 強い}	{両側対称性, 非対称性, 片側性}	{SPOT状, 腫瘤状, 結節状, ドーナツ状, びまん性, 散在, 線状}

図 5 知識層

Fig. 5 Knowledge layer.

- 医学知識エンティティ

医学知識エンティティは医学知識上のプリミティブな概念を表現する。読影では、医学知識上の概念に基づき画像に写る陰影に意味づけすることで診断を行っていると考えられることから、エンティティとして「集積」と「臓器」を定義した。インスタンスを以下に示す。

集積 { 未判別, 悪性腫瘍, 良性腫瘍, 炎症性集積, 生理的集積 }

臓器 { 脳, 右肺, 左肺, 肝臓, 右腎臓, 左腎臓, 膀胱 }

2.2 節で述べた関心領域と画像所見の関係を考えると、集積領域は「なに」に対応し、バックグラウンド集積領域は「どこに」に対応していると考えられる。このことから画像中の集積領域は「集積」エンティティによって意味づけられ、バックグラウンド集積領域は「臓器」エンティティによって意味づけられるといえる。インスタンスは PET の集積パターンについて書かれた文献⁵⁾と横浜市大から提供された実際の所見レポート 20 件を分析した結果に基づいて決定した。

現状の読影では、画像の空間分解能の悪さから、判別が容易な臓器を主に読影し、それ以外の臓器・部位は異常がある場合のみ所見として記述される。本稿ではプロトタイプシステムとしての有用性の確認のために必要最小限の臓器のみインスタンスとした。5 章で実際に検索を行い、これだけの定義でも有用な検索が可能であることを示す。

- 定性的記述子

定性的記述子とは集積の定性的評価を表現する。定性的評価とは、読影医が画像中の陰影の様子から集積程度を視覚的に判定することである。「機能」を観測する PET では個人差が大きいことから数値による絶対的評価が困難な場合が多い。このため、定性的評価は診断を動機づける重要な要素であると考え、PET に固有の診断の知識として抽出した。PET の集積パターンについて書かれた文献⁵⁾と横浜市大から提供された実際の所見

レポート 20 件を分析した結果に基づいて、記述子の種類を形状 (shape), 対称性 (symmetry), 強度 (intensity) とし、各記述子の値を図 5 のように決定した。強度はバックグラウンド集積との相対的な比較により決まる。

- 定量的記述子

PET 情報モデルでは、関心領域の定量的記述子として SUV_{MAX} , SUV_{AVG} を定義する。これは、WB-PET 画像診断では集積判別の定量的根拠として SUV の値が用いられるためである。SUV の値は撮影装置から出力される PET データの画素値と直接対応している、つまり画素値 = SUV である。したがって、関心領域が設定されると、その領域内の画素値から SUV_{MAX} , SUV_{AVG} を算出できる。

PET 情報モデルでは後述する読影層における Uptake エンティティ, Background uptake エンティティと Rawdata 層の Voxel エンティティを関連づけて蓄積していることから関心領域の SUV_{MAX} , SUV_{AVG} が算出できる。このことから、本稿では定量的記述子を WB-PET DB には直接格納せず、検索実行時に算出することとする。

PET 情報モデルにおいて、知識層への新しい知識の挿入や知識間の関連の整理は、WB-PET 画像診断に関して豊富な知識と経験を持つエキスパート医師が行うこととする。

実際の医学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と考えられる。本稿で定義した知識層のエンティティだけでは表現できない画像所見 (e.g., 右肺門部に集積を認める, 肝の S6 に集積を認める) や、エンティティ間の関係の記述 (e.g., 生理的集積の起こる臓器) などがある。そこで、医学知識をオントロジとして記述しておけば、詳細かつ更新可能な状態で管理できると考えられる。

医療分野のオントロジとしては NLM (米国医学図書館) が作成している UMLS (Unified Medical Language System⁹⁾) が医学用語や概念の幅広い領域をカバーしている。また、NCI (米国立癌研究所) が作成したガンのオントロジである National Cancer Institute's Ontology of Cancer がインターネット上の DAML Ontology Library¹⁰⁾ で公開されている。これらのオントロジを利用することも可能である。知識層へのオントロジの導入は今後の課題とする。

読影層 読影層はモデリング指針 (3) 「画像データと所見データの関連づけに注目する」を実現する。

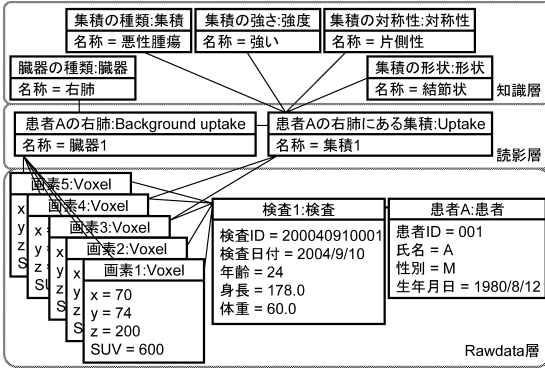


図 6 「患者 A の右肺にある集積」の表現例

Fig. 6 Example of representation for "Uptake in right lung of patient: A".

知識層が個々の検査画像によ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。前述の 2 層を関連づける中間層として読影層を導入する。

読影において判別、解析の対象となる画像の領域を関心領域と呼ぶが、PET の読影における関心領域は集積、バックグラウンド集積に大別できる。読影層には、集積、バックグラウンド集積に対応する「Uptake」エンティティと「Background uptake」エンティティを定義する。この 2 つのエンティティは、(i) Raw data 層の画像データに対する関心領域、(ii) 読影時の「意味づけ」によって知識層の医学知識上の概念との対応づけ（アクセス・パス）、(iii) 画像から読み取れる定性的評価の記述子や SUV_{MAX} 、 SUV_{AVG} といった定量的な特徴量を属性値として持つ。これらによって、読影医が実際の PET 画像から抽出した「有意な」領域について明示化された所見情報として DB に蓄積することが可能となる。

図 6 において、「右肺に片側性の強い結節状悪性腫瘍を認める」という所見を本モデルで表現した例を示す。読影層内における Uptake エンティティのインスタンスと Background uptake エンティティのインスタンス間のアクセス・パスは「右肺にある集積」を表現している。すなわち読影層の Uptake エンティティとそこに張られるアクセス・パスによって読影時の画像所見を表現している。本稿では、この表現形式を「関心領域情報付き画像所見」と呼ぶ。関心領域情報付き画像所見は、所見レポートにおける「右肺に片側性の強い結節状悪性腫瘍を認める」といった 1 つの所見の記述に対応する。Uptake エンティティのインスタンスをキーとして、知識層、Raw data 層のインスタンスを検索することによって 3.1 節であげた検索による診

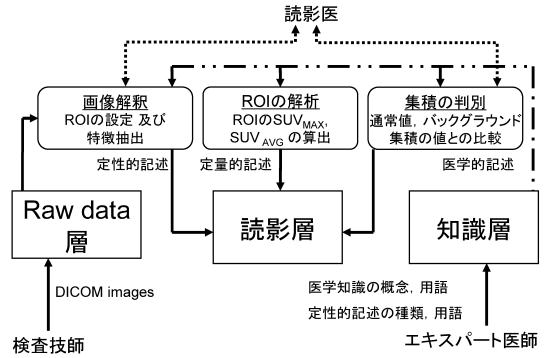


図 7 画像所見の獲得プロセス

Fig. 7 Acquisition processes of image findings.

断支援が可能となる。

PET 情報モデルのデータ構造と検索の関係 PET 情報モデルのデータ構造として、集積や臓器ごとに組織化を行わないフラットな構成による画像所見の表現を用いた。これとは別に、複数の集積や臓器にわたって画像所見を構造化し表現するオブジェクト指向的な構造も考えられるが、検索について考えると前者の方が優れているといえる。異なる検査や患者にまたがって宣言的検索を行う場合、構造化された所見どうしが完全に照合することはまれであり、部分的一致 (partially matched) が起こりやすく検索効率の低下を招くと考えられるからである。本モデルでは画像所見の検索にポイントを置くことで診断支援を行うことを目的としている。したがってフラットな構成による所見表現を用いた。ただし、階層を手繰るような検索では検索効率が低下する場合もありうる。5 章でさまざまな検索を実行し考察を行う。

3.3 関心領域情報付き画像所見の獲得方法

本節では、PET 情報モデルに沿って WB-PET DB を構築する際の画像所見の獲得方法について述べる。

本モデルでは方針 (1) に示したように、現状の読影手順をなるべく変更することなしに「関心領域情報付き画像所見」を蓄積することを目指した。これは医療情報システムの分野において、すでに確立されている診断手順を大きく変える必要があるものは、医師に受け入れてもらうことが困難だと考えたからである。このため、フィルムによる読影は行わず、すべて計算機のディスプレイ上で行うこと以外は、現行の読影手順と変わらない。つまり、関心領域を設定し、その意味づけを行い、判別した結果を記録するという 3 つのプロセスで行う。

図 7 に画像所見の獲得プロセスを示す。読影医に伸びる矢印は本 DB とのインタラクティブな操作を

表す．WB-PET DB の読影層にインスタンスを挿入することが画像所見の獲得に対応している．読影層へのインスタンスの挿入操作は読影医が統合読影環境“PET Manager”上で読影を行うことにより可能である．PET Manager については 4.2 節で述べる．

以下に示す挿入操作は読影手順の各プロセスとそれぞれ対応している．

- 関心領域設定および特徴抽出：
読影の画像解釈に対応する．読影医が，(1) 集積やバックグラウンド集積に設定した関心領域の画素座標を取得して DB に挿入し，(2) 関心領域に対して定性的特徴を評価して挿入する．集積の関心領域ならば強度，形状，対称性が挿入されることになる．現状では関心領域の入力コストが大きいが，PET を対象とした自動領域抽出の研究¹¹⁾を利用することで入力支援を行うことができると考える．
- SUV_{MAX} ， SUV_{AVG} の算出：
読影の ROI 解析に対応する．関心領域の設定後， SUV_{MAX} ， SUV_{AVG} を算出する．算出した値は Raw data 層の SUV から導出可能なため本 DB には格納せず，読影後は，検索実行時に算出する．
- 一般的な値やバックグラウンド集積との比較により集積を判別：
読影の集積判別に対応する．読影医が，集積の関心領域ならば知識層の集積エンティティのインスタンスに対応した集積パターン名 (e.g.，生理的集積，悪性腫瘍など)，バックグラウンド集積の関心領域ならば知識層の臓器エンティティのインスタンスに対応した臓器名 (e.g.，右肺，肝臓など) を挿入する．

4. プロトタイプシステムの実装

4.1 関心領域情報付き画像所見を蓄積する“WB-PET DB”の実装

図 4 の概念モデルに基づいて設計した論理モデルを図 8 に示す．この論理モデルをスキーマとして RDBMS 上に実装した．DB サーバの実装環境はハードウェア：Dell Precision 530，CPU：Intel Xeon 2.4 GHz (DUAL 構成)，Memory：1 GByte，OS：Microsoft Windows Server 2003，DBMS：Microsoft SQL Server 2000 である．

4.2 統合読影環境“PET Manager”の実装

3.3 節の画像所見獲得方法に沿って画像所見を WB-PET DB へ登録するツールとして統合読影環境“PET Manager”を実装した．PET Manager は Raw data

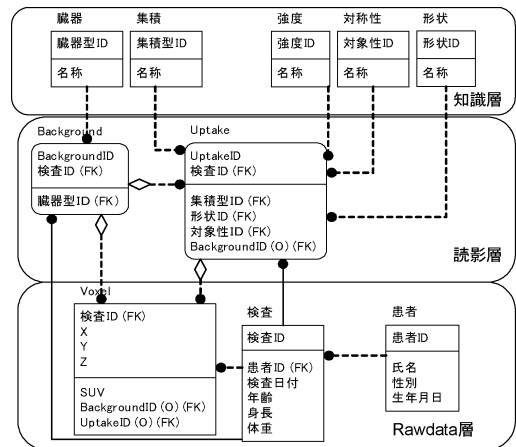


図 8 PET 情報モデルの論理モデル
Fig. 8 Logical model of PET information model.

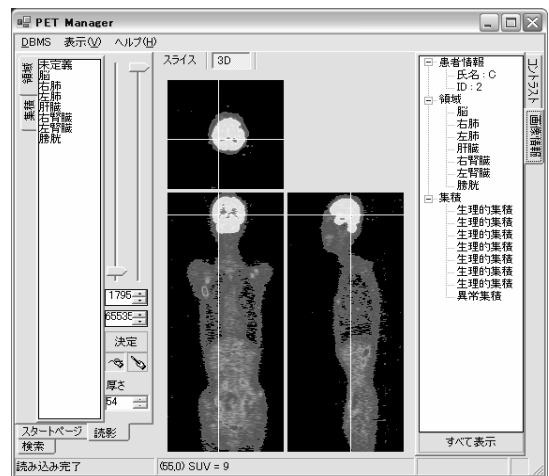


図 9 PET Manager による読影インターフェース
Fig. 9 Interface of PET Manager.

登録，画像所見登録の機能のほかにも PET ビューアとして画像の 3 面表示，表示コントラストの調節，WB-PET DB へ簡易定型検索を行う機能を備える．実装には開発言語として C#.NET を利用した．図 9 に PET Manager による読影画面を示す．

5. 検索による診断支援の評価

5.1 検査データの登録

本システムへ実際の PET データと所見データを登録し，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 の登録を行った．
- 知識層：3.2 節で述べたインスタンスを DB へ登

表 1 Raw data 層と読影層のインスタンス

Table 1 Instances of raw data layer and interpretation layer.

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	肝臓に集積
2	C	2	2	10	右肺に集積
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, 肝臓に集積

録した。

- 読影層：Raw Data 層に登録した 10 検査それぞれに対して，PET Manager 上に画像を表示しながら，バックグラウンド集積・集積に対応する関心領域を手動で登録した。知識層との対応づけは実際の読影医による画像所見に基づいて行った。各検査の所見データを表 1 に示す。なお，スケラビリティの評価を行うために，これらのデータをコピーし模擬データを作成した。詳細は 5.3 節で述べる。

5.2 実験 1：検索の実現性の評価

本実験では PET 情報モデルの有用性を示すために，支援が可能と考えられる 3 つの視点から検索を行った。

- 検索画像取得のための検索
- 臨床での集積の判別支援のための検索
- 画像所見分析のための検索

具体的には以下にあげる Query1 ~ Query10 の検索を行った。例として複数のテーブルを利用する Query4 および self-join をともなう Query5 の実行した SQL 文を図 10，図 11 に示す。なお，Query (SQL 文) は DB 管理者が作成した。Query2 ~ 10 の検索結果を図 12 に示す。

以下詳細について述べる。

- 検索画像取得のための検索

• [実験方法]

計算機のディスプレイ上で読影を行うために，次の検索を行った。

Query1 任意の検査の画像取得

Query2 「悪性腫瘍による集積が認められた」という所見を持つ検査の一覧取得

Query1 では，1 検査分の画像データをすべて取得するために Voxel テーブルに対して検査 ID を指定して検索を行う。

Query2 では，知識層の「悪性腫瘍」インスタン

```

SELECT max(cast(Voxel.suv as int)) AS 最大SUV,
       Uptake.StudyID,
       Uptake.AccumulationID

FROM   Ont_Background
       INNER JOIN Background
       ON Ont_Background.TypeID = Background.TypeID
       INNER JOIN Uptake
       ON Background.StudyID = Uptake.StudyID
       AND Background.RegionID = Uptake.RegionID
       INNER JOIN Voxel
       ON Uptake.StudyID = Voxel.StudyID
       AND Uptake.AccumulationID = Voxel.AccumulationID
       INNER JOIN Ont_Type
       ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID

WHERE  Ont_Background.Name = '右肺'
       AND Ont_Type.Name = '悪性腫瘍'

GROUP BY Uptake.StudyID, Uptake.AccumulationID
ORDER BY Uptake.StudyID
    
```

図 10 Query4 の SQL 文
Fig. 10 SQL of Query4.

```

SELECT NormalStudy.PatientID AS 患者ID,
       NormalStudy.StudyID AS 正常時の検査ID,
       NormalStudy.DateTime AS 正常時の検査日,
       AbnormalStudy.StudyID AS 異常時の検査ID,
       AbnormalStudy.DateTime AS 異常時の検査日,
       AbnormalStudy.異常部位

FROM   (SELECT Study.*
        FROM   Study
        WHERE  (StudyID
                NOT IN (SELECT Study.StudyID
                        FROM   Study
                        INNER JOIN Uptake
                        ON Study.StudyID = Uptake.StudyID
                        INNER JOIN Ont_Type
                        ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID
                        WHERE  Ont_Type.Name = '悪性腫瘍'
                        )
                )
        ) NormalStudy //正常例の検査テーブルの相関名

       INNER JOIN //self-join

       (SELECT Study.*,
        Ont_Background.Name AS 異常部位
        FROM   Study
        INNER JOIN Uptake
        ON Study.StudyID = Uptake.StudyID
        INNER JOIN Ont_Type
        ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID
        INNER JOIN Background
        ON Study.StudyID = Background.StudyID
        AND Uptake.StudyID = Background.StudyID
        AND Uptake.Region = Background.RegionID
        INNER JOIN Ont_Background
        ON Background.Type = Ont_Background.TypeID
        WHERE  Ont_Type.Name = '悪性腫瘍'
        ) AbnormalStudy //異常例の検査テーブルの相関名

ON NormalStudy.PatientID = AbnormalStudy.PatientID
AND NormalStudy.DateTime < AbnormalStudy.DateTime
    
```

図 11 Query5 の SQL 文
Fig. 11 SQL of Query5.

スと関連づけられた画像所見を対象とし，その一覧リストを取得する。

• [実験結果]

Query1 は画像データの画素値すべてを取得することになるので，検索結果の掲載は省略する。Query2 の検索結果より，たとえば検査 ID=9 では「右肺と肝臓に悪性腫瘍による集積が認められ

Query 2

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

Query 3

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

Query 4

最大SUV	検査ID	集積ID
6786	2	10
9325	9	10

Query 5

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

Query 6

検査ID	集積のサイズ(cm ³)	形状	臓器のサイズ(cm ³)	臓器	占める割合
1	19.71	腫瘤状	677.889	肝臓	0.029

Query 7

X	Y	Z
57	67	137

Query 8

集積の最大SUV	集積	形状	臓器実質の最大SUV	臓器
15565	悪性腫瘍	散在	5000	肝臓

Query 9

最大SUV	臓器	集積	形状
6208	肝臓	悪性腫瘍	腫瘤状
15565	肝臓	悪性腫瘍	散在

Query 10

平均SUV	集積名
3203	異常集積
349	生理的集積

図 12 検索結果

Fig. 12 Query result tables.

た」ことが読み取れる。

- [実験考察]

Query1 の検索を利用して計算機のディスプレイ上で読影を行うことにより、フィルムでは不可能な、任意の視点での表示、より柔軟な関心領域の設定、 SUV_{MAX} 、 SUV_{AVG} の算出が可能である。Query2 の検索では、「集積」という読影で用いられる概念レベルで検査画像やその所見が検索でき、集積が画像内のどこに位置しているかを示すことができるので複数の医師による診断結果の共有に有用であるといえる。

(2) 臨床での集積の判別支援のための検索

- [実験方法]

実際の読影では集積の判別が難しい場合もある。たとえば、右肺部に SUV の弱い集積を発見し、異常かどうか判別が難しい場合などである。そこ

で SUV_{MAX} 、 SUV_{AVG} などを参照できる検索を行った。

Query3 「右肺にある悪性腫瘍による SPOT 状の集積」のサイズの一覧取得

Query4 「右肺の悪性腫瘍」の SUV_{MAX} の一覧取得

Query5 正常例から、後の検査で異常例になった検査の画像所見を取得

Query6 肝で腫瘤状の集積がある画像において、集積の体積と肝実質の正常部分との体積の比較

Query3 では、「右肺にある集積 悪性腫瘍 SPOT 状」の症例に一致する画像所見を検索し、その集積の各サイズを算出して一覧リストとして表示する。集積のサイズは、PET が約 3 mm 間隔で断層撮影されることから、1 画素の体積を約 $0.3^3 = 0.027 \text{ cm}^3$ として、Rawdata 層の Voxel テーブルのタプル数の合計に掛け合わせて概算値を算出する。

Query4 では、「右肺にある集積 悪性腫瘍」の症例に一致した画像所見を検索し、その集積領域の SUV_{MAX} を Voxel テーブルの画素値から算出して、一覧リストとして表示する。

Query5 では、「同一患者 ID を持つ検査 検査日が過去の検査では正常例 直近の検査では異常例」の条件に一致する画像所見を検索する。

Query6 では、「肝臓にある集積 腫瘤状」の条件に一致する画像所見において、集積領域の体積とバックグラウンド領域の体積を比較する。体積の計算は Query3 と同様の方法で算出する。

- [実験結果]

Query3 の検索結果より、たとえば検査 ID=2 の画像所見において右肺の悪性腫瘍のサイズは約 58 cm^3 であることが読み取れる。また、Query4 の検索結果より、検査 ID=8 の画像所見において右肺の悪性腫瘍の $SUV_{MAX}=6.786$ であることが読み取れる。Query5 の検索結果より、患者 ID=2 の患者は 2001/11/2 の検査では正常だったが 2002/1/24 の検査では右肺と肝臓に異常な集積が認められたことが読み取れる。Query6 の検索結果より、検査 ID=1 の画像所見では肝臓の正常部分に対する腫瘤状の集積の割合は 2.9% であることが読み取れる。

- [実験考察]

WB-PET DB では画像データと所見データが関連づけて蓄積されているので、集積の種類、形状、

強度、対称性について条件を満たす複数の画像所見に対して宣言的に検索することができる。集積の判別が難しい場合、Query3 や Query4 では判別の参考とするために本 DB で正常例/異常例の画像所見を検索し SUV_{MAX} 、 SUV_{AVG} 、集積のサイズを参照するなどが考えられる。同一患者に対しても、再発診断や治療効果の確認において、過去の検査の画像所見と集積の形状・体積・SUV の経時差分の変化をより定量的に比較することができる。Query5 や Query6 によってより効率的な比較読影が可能になるといえる。また、集積の判別だけでなく、病変の進行度を測り、治療方針を決定する際にも有用であるといえる。

(3) 画像所見分析のための検索

● [実験方法]

所見や同一臓器をキーとして分析を行いたい場合、画像所見ごとに多くの統計を取る必要がある。大量のデータに対して統計のために集約演算を用いる検索を行った。

Query7 肝臓の重心座標

Query8 肝で散在している集積の SUV_{MAX} と肝実質の SUV_{MAX} の比較

Query9 肝で散在している集積の SUV_{MAX} と腫瘤状の集積の SUV_{MAX} の比較

Query10 右肺のバックグラウンド集積と悪性腫瘍の SUV_{AVG} 比較

Query7 では、DB 内のすべての所見の肝臓領域を対象として、対応するバックグラウンド集積の重心座標を Voxel テーブルから求め、一般的な肝臓領域の重心座標として算出する。

Query8 では、「肝にある集積 散在」所見すべてを対象とし、集積領域と肝実質の正常領域の SUV_{MAX} を求め比較する。

Query9 では、「肝臓にある集積 散在」所見と「肝臓にある集積 腫瘤状」所見を対象とし、それぞれの集積の SUV_{MAX} を求め比較する。

Query10 では「右肺にある集積 悪性腫瘍」の所見を対象とし、右肺に対応するバックグラウンド集積の SUV_{AVG} と集積の SUV_{AVG} を比較する。

● [実験結果]

Query7 の検索結果より、DB 内の画像所見において肝臓領域の平均重心座標は $(x, y, z) = (57, 67, 137)$ であることが読み取れる。Query8 の検索結果より、肝臓にある散在している集積は $SUV_{MAX} = 15.565$ であり、そのときの肝臓領域は $SUV_{MAX} = 5.0$ であることが読み取れる。Query9

の検索結果より、DB 内の画像所見において腫瘤状の悪性腫瘍は $SUV_{MAX} = 6.208$ であり、散在している悪性腫瘍は $SUV_{MAX} = 15.565$ であることが読み取れる。Query10 の検索結果より、DB 内の画像所見全体において右肺領域は $SUV_{AVG} = 0.349$ であり、集積では $SUV_{AVG} = 3.203$ であることが読み取れる。

● [実験考察]

Query7 により画像中での肝臓の大局的な位置が把握できるので、肝臓領域の画像を表示する際に、ディスプレイの階調値を肝臓用に自動設定する機能などを提供できる。Query8 では肝臓によく見られる散在型の集積と肝臓の正常部分の SUV_{MAX} の比較を行った。散在型の集積は一見すると生理的集積との判別が困難な所見もあるが、この検索により定量的根拠を与えることができると考えられる。つまり偽陰性の所見を減らすことができるといえる。Query9 はガン病巣の性質により SUV がどの程度影響を受けるかを調べることが可能である。Query10 は、集積の種類による SUV の強度の傾向を調べる検索である。右肺における異常集積の SUV_{AVG} が 3.203 程度であるのに対し、バックグラウンド集積は 0.349 であることが分かる。この検索は、判別の際の定量的評価に役立つと考えられる。

PET 画像診断では個人差により SUV が変化するので、患者ごとに専門家（読影医）の判断が必要になる場合がある。そのため一定の閾値による正常/異常の判別は適用が難しい。しかし、特殊な症例（e.g. 肺の内側に淡く集積するびまん性腫瘍は正常例との区別が困難であるなど）の場合を除けば、正常例における SUV は臓器ごとにある範囲に決まってくる。本 DB では読影中の関心領域をそのまま蓄積しておくため、統計データを検索により求めることができる。正確な臨床データが蓄積され、多くの事実関係が蓄積してくると、「肺における SUV の平均値は 1.5 程度で、それより大きい値を持つ患者はガンの可能性が高い」というような医科学的法則が確立する。これは「事実の集合の関係」として定量的に表現される。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ので、DB による集約演算を用いた検索が有効であるといえる。

5.3 実験 2：検索時間の評価

● [実験方法]

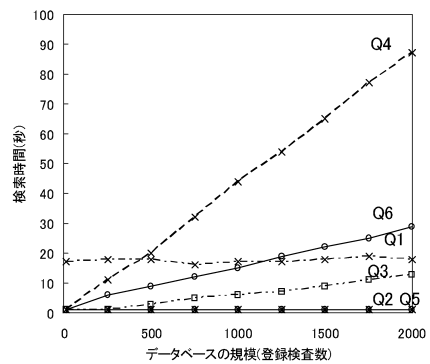
登録検査数が増加したときの検索時間の変化を調

表 2 DB のサイズ
Table 2 Size of WB-PET database.

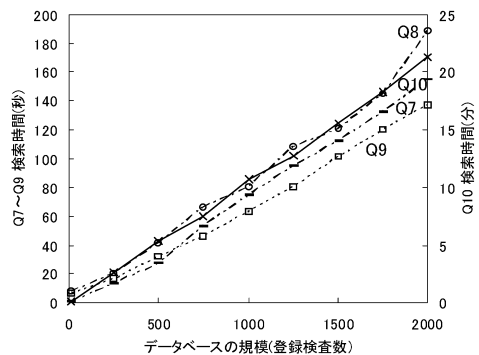
DB名	登録検査数 (件)	異常検査数 (件)	DB_Size (GByte)
DB 10	10	3	4
DB 250	250	75	76
DB 500	500	150	150
DB 750	750	225	225
DB 1000	1000	300	299
DB 1250	1250	375	374
DB 1500	1500	450	448
DB 1750	1750	525	522
DB 2000	2000	600	597

べるため、5.1 節の検査データを患者 ID・検査 ID を振りかえてコピーし、250 件分（検査数 250 件、患者数 225 名）～2,000 件分（検査数 2,000 件、患者数 1,800 名）の検査データを持つ実験用の模擬 DB を用意した。それぞれの DB のディスク上のサイズは表 2 のようになる。これらの DB へ、実験 1 の Query1～Query 10 を実行し、登録検査数の増加と検索時間の関係を調べた。本実験では、データ規模が増加したときの検索時間の評価を行うことが目的なので、模擬データに対して検索を行った結果でも十分有用性を示すことが可能であると考へた。

- [実験結果] 各 Query の検索時間の結果を図 13 に示す。
- [実験考察] Query1 は 1 つの検査を検索対象としているため、DB の規模にかかわらず検索時間は一定となった。また、Voxel テーブルとの Join をともなわない検索である Query2, 5 は、DB 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、Query6 は集約演算を含み、また、検索条件に該当する検査が DB 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。Query7～Query10 は大量のデータアクセスを必要とするため、他の Query と比べてより多くの時間を要したが、傾向としては登録検査数に比例した。Query8 では、肝臓に集積が認められる所見のみを対象とするため検索範囲が狭まること、また最大値を持つ 1 つの画素のみを検索することになるため DB のインデックスがよく効くことにより検索時間の短縮に影響したと考へられる。Query10 では、右肺の平均値は DB 内の所見すべてを対象とすること、また平均値はテーブルに対してフルアクセスが必要になることにより、検



(a)Q1～Q6



(b)Q7～Q10

図 13 検索に要した時間

Fig. 13 Retrieval execution time of Query1–Query10.

索に時間がかかったと考へられる。しかし、これらの検索は主に研究用の分析に有用であり、読影時に毎回実行される検索ではないことを考へると、本稿の実験結果でも十分実用に耐えうると考へられる。

実験のデータ規模について考へを行う。今回の実験では、オリジナルのデータ 10 件～模擬データ 2,000 件まですべてにおいて、登録データのうち 30% で有意な集積が認められる。これは有意な画像所見が見られる可能性が高い精密検査データが DB に蓄積されていることを想定したためである。一方、健康診断のデータを扱うと想定すると、精密検査に比べて大量のデータが発生するが、有意な所見が認められるのは全体の 1～3% といわれ割合は低い。国内最大規模の PET 診断施設「新横浜ゆうあいクリニック」では、年間 7 万件の検査が行われる。健康診断のデータを対象としても、明らかに正常な検査は本 DB では扱わないこととすると、取り扱うデータは 700～2,100 件程度になると予想され、本実験は実用を視野に入れた DB 規模で実用性を示したといえる。最後にシステムとしての高速化の可能性について

考察を行う。本 DB では、SUV の最大値、平均値は典型的な算出値であると考え、検索時に毎回求めている。そこで、検索でよく使用されるこれらの値をあらかじめ算出して格納しておくことによって、検索時の算出コストを減らすことができ、高速化を見込むことができる。ただし、関心領域の変更が起こった場合、算出値のデータの一貫性を保持する機構が必要となる。また、実験に用いた 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。本稿では導入した PET 情報モデルの実現可能性と実用性を評価することが目的であるため、これらのチューニングに関しては考えない。

6. 関連研究

画像に対する索引づけ機能を実現する研究では CBIR (Content based Image Retrieval)¹²⁾ があげられる。医用画像に特化した研究も多数提案されている¹³⁾。専門知識に基づいた知識モデルベース (Conceptual data model) を導入する試みとして KMeD⁸⁾ や IRMA¹⁴⁾ があるが、いずれも「形態」画像を対象とする。WB-PET を対象とする研究では、自動診断¹⁵⁾ や画像処理による疑陽性陰影削減手法¹⁶⁾ などセカンドオピニオンによる診断支援、遺伝的プログラミングを応用した画像の自動セグメンテーション¹¹⁾ が提案されているが、本 DB のようにデータ活用の観点からの診断支援の試みではない。

医療情報学における用語や記述形式の標準化に関しては、さまざまな取り組みが行われている。疾病名の標準化では世界保健機構 (WHO) が作成した ICD-10¹⁷⁾ がある。PET 画像診断では画像所見の段階では、特定に疾病名の特定まで至ることは少なく、ガンの可能性の示唆にとどまるのが現状であることから、本稿では ICD-10 の利用は考慮していない。記述形式に関しては Medical Markup Language (MML)¹⁸⁾ や Health Level Seven (HL7)¹⁹⁾ などの標準の利用がすすんでいる。また、本稿で画像データの入出力形式として用いた DICOM でも supplement23 の Structured Report (DICOM-SR) によって所見レポートの標準化が進められており、本研究でも他のシステムとのデータ交換が必要になった場合に、検索結果の出力形式にこれらの標準を利用することが医療情報システムとしての実用性向上につながるという。

7. まとめと今後の課題

本研究では、WB-PET 診断を「DB による画像所

見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点から支援する WB-PET DB を提案した。本 DB では、読影層により医学知識と画像データを関連づけた「関心領域情報付き画像所見」として蓄積し、検索を可能にする。本研究では、医療現場での実際の利用を目的としたため、関連づけの蓄積を行う部分においては、現状の読影手順に沿って画像所見を蓄積することとした。

本稿では、ROI を定性的かつ定量的に記述するための PET 固有の知識の抽出、関心領域情報付き画像所見を蓄積・検索するための PET 情報モデルの導入、プロトタイプシステムの実装を行った。実際に検索を実行し評価を行った結果、PET 情報モデルによって診断支援としての検索の実現性と有用性を示すことができた。

今後の課題としては、(i) 読影で異常と診断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 DB に蓄積する、(ii) SQL を知らない医師でも検索を行えるように検索インタフェースを強化する、(iii) 検索結果の直感性を高めるため DICOM ファイル、CG などで出力するなどがあげられる。

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、ほか多くの方々のご協力を得た。ここに深く感謝の意を表す。なお、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。

参考文献

- 1) 日本核医学会, 社団法人日本アイソトープ協会: PET 検査 Q&A. <http://www.jrias.or.jp/jrias/>
- 2) Suzuki, A., Kawano, T., Takahashi, N., Lee, J., Nakagami, Y., Miyagi, E., Hirahara, F., Togo, S., Shimada, H. and Inoue, T.: Value of 18F-FDG PET in the detection of peritoneal carcinomatosis, *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, Vol.31, No.10, pp.1413-1420 (2004).
- 3) 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 (2003).
- 4) JIRA/DICOM 委員会ホームページ. <http://www.jfcr.or.jp/DICOM/index.html>
- 5) 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 (2003).
- 6) 石江哲也, 砂子一徳, 富井尚志: 所見情報を利用する PETDB の構築と検索による診断支援手

- 法, 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol.3, No.1, pp.77-80 (2004).
- 7) 砂子一徳, 石江哲也, 富井尚志: 所見情報を利用する PETDB の実装と評価, 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol.3, No.2, pp.29-32 (2004).
 - 8) Chu, W.W., Cardenas, A.F. and Taira, R.K.: KMeD: A Knowledge-Based Multimedia Medical Distributed Database System, *IEEE Trans. Inf. Syst.*, Vol.20, No.2, pp.75-96 (1995).
 - 9) Unified Medical Language System (UMLS). <http://www.nlm.nih.gov/research/umls/>
 - 10) DAML Ontology Library. <http://www.daml.org/ontologies/>
 - 11) Nakano, Y. and Nagao, T.: 3D Medical Image Processing using 3D-ACTIT; Automatic Construction of Treestructural Image Transformation, *International Workshop on Advanced Image Technology*, Singapore, pp.329-333 (2004).
 - 12) Smeulders, A.W.M., Worring, M., Santini, S., Gupta, A. and Jain, R.: Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.22, No.12, pp.1349-1380 (2000).
 - 13) Muller, H., Michoux, N., Bandon, D. and Geissbuhler, A.: A Review of Content-Based Image Retrieval Systems in Medicine — Clinical Benefits and Future Directions, *International Journal of Medical Informatics*, Vol.73, pp.1-23 (2004).
 - 14) Lehmann, T.M., Gueld, M.O., Thies, C., Fischer, B., Spitzer, K., Keysers, D., Ney, H., Kohnen, M., Schubert, H. and Wein, B.B.: Content-Based Image Retrieval in Medical Applications, *Methods of Information in Medicine*, Vol.43, No.4, pp.354-361 (2004).
 - 15) 荒井 淳, 遠藤智絵, 有澤 博, 鈴木晶子, 井上登美夫: 全身 PET を用いたガン診断のモデリングと自動診断システムの構築, 信学技報, DE2004-114, pp.7-12 (2004).
 - 16) 藤本智之, 戸崎哲也, 千田道雄, 坂本 攝, 松本圭一: 位置合わせ情報を用いた FDG-PET によるガン診断のための疑陽性陰影削減手法, 第 23 回医用画像工学大会抄録集, pp.1-24 (2004).
 - 17) 世界保健機構 (WHO): 疾病及び関連保健問題の国際統計分類: International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems (ICD) (1990).
 - 18) 荒木賢二, 大橋克洋, 山崎俊司, 廣瀬康行, 山下芳範, 山本隆一, 皆川和史, 坂本憲広, 吉原博幸: Medical Markup Language (MML) バージョン 2.21 —XML を用いた医療情報交換規約, 医療情報学, Vol.20, No.2, pp.79-85 (2000).
 - 19) Health Level Seven (HL7). <http://www.hl7.org/>
- (平成 16 年 9 月 14 日受付)
(平成 17 年 1 月 29 日採録)
- (担当編集委員 石川 博, 原 隆浩, 片山 薫, 佐藤 聡, 土田 正士)



石江 哲也

2003 年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。2005 年横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了。PET 画像データベースの研究・開発に従事。現在は(株)電通国際情報サービスに勤務。



砂子 一徳

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



富井 尚志 (正会員)

横浜国立大学大学院環境情報研究院講師。1999 年横浜国立大学大学院工学研究科博士課程後期修了。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。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各会員。