

# PET 診断プロセスのモデル化による 医師間の読影情報共有システムの構築

砂子 一徳<sup>†</sup> 植田 賢<sup>†</sup> 富井 尚志<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>‡</sup> 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: <sup>†</sup> {d04hc027, d05hc008}@ynu.ac.jp, <sup>‡</sup> tommy@ynu.ac.jp

**あらまし** Positron Emission Tomography (PET)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、その画像の読影にはPET固有の特別な知識が要求される。これまでに我々は、読影時に生じるデータをモデル化しDBMSで管理することによって、このようなPET固有の知識を医師全体で共有する手法を提案してきた。本稿ではこのモデルに(1)SUV 最大値に注目した関心領域モデルの導入、(2)確定診断モデルの導入、および(3)UMLSを利用した構造を持った医学的概念の導入を行う。これにより、確定診断まで含めたPET診断プロセス全体をモデル化し、DBMSによるPETの読影情報の共有をめざす。また、このモデルの実現性と有用性を示すためにプロトタイプシステムの実装を行い、本モデル化手法の評価を行った。

**キーワード** マルチメディア DB, ユーザインタフェース, メタデータの管理, 医用画像 DB, DB 高度応用

## Modeling of the PET Diagnosis Process For a System to Share Interpretation Information with Doctors

Kazunori SUNAKO<sup>†</sup> Masaru UEDA<sup>†</sup> Takashi TOMII<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences,

Yokohama National University

<sup>‡</sup> Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

E-mail: <sup>†</sup> {d04hc027, d05hc008}@ynu.ac.jp, <sup>‡</sup> tommy@ynu.ac.jp

**Abstract** In recently, Positron Emission Tomography (PET) is focused as an effective imaging technique for cancer detection, however, the interpretation of its image requires proper knowledge. We have proposed a modeling method to share these proper knowledge with doctors by using DBMS. In this paper, toward this model, we introduce (1) a model of Region of Interest (ROI) focusing maximum of Standardized Uptake Value (SUV), (2) a final diagnosis model, and (3) medical concept expression in Unified Medical Language System (UMLS). In addition, we implemented a test system and evaluated the model.

**Keyword** Multimedia DB, User Interface, Metadata Management, Medical DB, Advanced DB Application

### 1. はじめに

18F-fluoro deoxy glucose (FDG) による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手法である。Computer Tomography (CT) や Magnetic Resonance Imaging (MRI) による画像が体内の形態を撮影したものであるのに対し、PET 画像は細胞の糖代謝という体内の機能を撮影するため、形態の変化からだけでは判定が困難ながんの進行度や、まだ形態の変化がおきていないような初期の小さながんの発見に有効であると

期待されている。

しかし、PET が機能画像を撮影するという性質から、PET 画像の読影には、CT や MRI とは異なる PET 固有の知識が要求される。読影医は自身の持つこれらの知識やこれまでの経験に基づいて読影を行い、がんの有無を判定している。もし医師が個々に持つこのような知識や経験を医師全体で共有し、読影時の参考とすることができれば、読影の支援になると考えられる。

PET を対象としたコンピュータによる読影支援に関しては、CT 画像とのフュージョンに関する研究[1]や PET 画像中の臓器領域抽出[2]、および自動診断に向け

た読影医の意思決定プロセスのモデル化に関する研究[3]等が行われている。これに対して我々は、DBMSを利用して過去の読影情報を医師間で共有可能とすることで、検索による読影支援の実現を目指す。このとき、PETのような機能画像を読影するプロセスは、従来の形態画像のものとは異なるため、これをモデル化することによって知識共有のためのスキーマを構築する。

これまでに我々は、PET読影プロセスをモデル化し、読影時に医師が設定する関心領域(Region of Interest: ROI)とPET画像を関連付けてDBMSで管理することで、PETの読影固有の知識を医師間で共有する手法を提案してきた[4]。この手法では、関心領域を画素単位ですべて蓄積し、その画素に対して所見情報を付加することで、医師が目した領域を読影時に使われる用語をキーとして検索することを可能とした。

本稿では、これまでに提案してきたモデルに対して、(1)関心領域の最大の画素値を持つ画素のみを蓄積するモデルを導入する。これは、PETのような機能画像では、関心領域中の最大の画素値が診断に利用されるためである。最大の画素値を利用することで、関心領域の設定法によらない判断の基準をデータベースへ蓄積することができる。

また、(2)PETの読影後に行われる確定診断のモデルを導入する。PETですべてのがんの有無が確定するわけではなく、PETで異常と疑われた部位に対して、他の検査手法での確定診断が求められる場合がある。PETで異常が疑われた部位が実際は異常ではなかったという場合も少なくないため、読影を行った医師にその検査の確定診断結果をフィードバックすることは、読影の質の向上につながるといわれている[5]。

また、(3)所見レポート中に表れる医学的概念を表現するために、Unified Medical Language System (UMLS)を利用するモデルを導入する。UMLSは医学オントロジーとして広く利用されており、UMLSを利用したクエリ拡張に関する研究[6]や、Metathesaurusの日本語化に関する研究[7]などが行われている。我々がこれまでに提案してきたモデルでは、概念間の関連については取り扱われていなかったが、UMLSを利用することで、概念間の関連を利用した検索が可能となる。

以上のようにPET診断プロセスをモデル化することで、このプロセスで生じる検査画像、所見レポート、確定診断結果といった読影情報を、検査技師、読影医、確定診断医など、PETの検査に関わるすべての医師間で共有することが可能になると考えられる。

また、このモデルに基づいて設計したデータベースと、そのデータベースを利用するためのインタフェースを実装し、プロトタイプシステムを構築した。このプロトタイプシステムへ検査画像・所見レポートのデ

ータを登録し、検索実験を行うことで、本手法の有用性の評価を行った。

## 2. 全身 PET 診断

### 2.1. PET 検査の特徴

PETの検査では、まず放射線フッ素(F-18)で標識したフルオロデオキシグルコース(FDG)というブドウ糖によく似た放射性の薬剤を患者に投与する。すると、がん細胞は正常な細胞よりも多くのブドウ糖を代謝するという性質があるため、がんの部位にFDGが多く集積する。そこで、FDGの体内分布をスキャナで撮影することによって、がんの部位を知ることができる。このようにPETでは、細胞の糖代謝という体内の機能を撮影するため、CTやMRIのような体内の形状を撮影する従来のがん診断手法とは性質が大きく異なる。

FDGが集積している部位がすべてがんであるわけではない。たとえば、膀胱などの尿を処理する臓器は、投与されたFDGが尿として体外に排出されることから、がんでない場合でもFDGの集積が起こる。このような細胞の生理的な作用による集積を生理的集積と呼ぶ。生理的集積は様々な臓器に生じるが、臓器ごとに生理的集積の強さは異なる。そのため、集積が異常であるのか生理的集積であるのかを判断するためには、その集積の強さを評価する必要がある。

集積の強さを表す値として、Standardized Uptake Value (SUV)が用いられる。SUVが高ければ、その部位にはFDGが強く集積しているといえる。SUVは患者の体重と投与量で正規化した半定量値であるため、同じ患者の同じ部位であっても、検査毎に異なる。また、生理的集積の強さが臓器毎に異なるため、臓器毎に取り得るSUVの範囲も異なる。そのため、SUVがある値以上であれば必ず異常であるといった、一意な閾値を決めることはできない。異常集積とSUVとの関連は、現在様々な研究が進められているところで、そのような研究の例として、癌性腹膜炎とSUV<sub>MAX</sub>との関連に関する研究[8]が挙げられる。

### 2.2. 現状の PET 読影プロセス

実際にPET画像の読影を行っている医師にご協力頂き、PET診断プロセスの調査を行った。PET診断は大きく(1)画像撮影、(2)撮影した画像の読影、および、必要であれば(3)PET以外のモダリティによる確定診断、の3つのプロセスに分けることができる。以下ではそれぞれのプロセスについて述べる。

#### [画像撮影]

FDGを患者に投与した後、その分布の断層撮影を行う。スライス画像の画素値は、その位置のSUVを表している。検査結果のスライス画像は、患者データや検査データが付加された Digital Imaging and

Communications in Medicine (DICOM)ファイルフォーマットで出力される。DICOM ファイルフォーマットは、医療分野で広く使用されているファイル形式である。

#### [読影]

撮影された画像を、読影医が読影コンソールを利用して読影を行う。読影では、画像中のFDG集積部に注目し、その集積が異常なのかどうかを判断していく。判断の基準として、読影医は集積部にマウスを使って関心領域(Region of Interest : ROI)を設定し、その領域内の画素群が持つ最大のSUV(SUV<sub>MAX</sub>)を利用する。SUV<sub>MAX</sub>を診断の基準に利用することによって、ROIの設定法による診断基準の変化を抑えることができる。

このとき、異常が疑われるSUV<sub>MAX</sub>は、臓器によって異なるため、医師は画像中に集積を認めると、まずその集積がどの臓器に起こっているのかを画像中での位置から判断する。その上で、その臓器においてそのSUV<sub>MAX</sub>を持つ集積が異常なのかどうかを判断する。

このように読影した結果を、読影医は所見レポートに記述する。所見レポートの例を図1に示す。

所見レポートでは、検査・患者情報に続いて、読影の結果得られた個々の所見が記述される(図中<FINDINGS>以下の部分)。所見は、どの部位に、どのような集積を認めたのかという形式で記述される。これに加えて、異常が疑われる部位には、判断の根拠としたSUV<sub>MAX</sub>も併せて記述される。最後に所見のまとめとして、最終的な読影結果が記述される(図中<IMPRESSION>以下の部分)。このとき、PETだけでは異常かどうかの確定ができない部位があった場合、他の検査などでフォローを行うように記述される。

PETの所見は、大きく以下の3種類に分けられる。

#### [i] 部位と病変の組で記述される所見

「どの部位」に「何の病変」を疑ったか、という形式で記述された所見。

#### [ii] 関心領域付所見

[i]に加えて、SUV<sub>MAX</sub>が記述された所見。SUV<sub>MAX</sub>を測定する際に医師は関心領域を画像に設定するため、このような所見は関心領域が付随する所見といえる。

#### [iii] 複数の病変が疑われる所見

PETは機能に注目した画像であるため、確実に異常であると言えないことも多い。そのため、ひとつの部位に対して複数の病変を疑うような所見が記述されることも多い。

#### [確定診断]

PETだけではがんの有無が判定できないと、他のモダリティ等で追加の検査を要求する場合がある。集積が起きている臓器によっては、PETで陰性だった検査でも実際には異常が存在する場合(偽陰性)や、逆にPETで陽性だった検査でも実際には異常でない場合

(偽陽性)も存在する。確定診断の結果を読影医に知らせることで、読影医は自らの読影結果が正しかったのかどうかを知ることができる。このような読影医への確定診断結果のフィードバックは、読影の質の向上に役立つと言われている[5]。

確定診断を行う医師は、PETの読影医とは別の医師である。そのため、確定診断の結果は「…による検査の結果、右肺に炎症を認めた」といったように、PET画像中の集積の位置とは独立に記述されるものになると考えられる。

### 3. PET 診断プロセスのモデル化

現状の読影プロセスでは、検査画像、所見レポート、確定診断結果などのデータが関連付けて共有されていないため、たとえばPETで偽陽性となったすべての検査の画像の取得や、肺がんのSUV<sub>MAX</sub>の一覧の取得など、過去の読影結果に対する様々な問い合わせを行うことができない。このような問い合わせを可能とすることで、すべての読影医の読影結果を検索し、医師間で読影の基準を共有することが可能になり、読影の支援になると考えられる。本節では、このような問い合わせを実現するために、PET診断プロセスで生じるデータのモデル化を行う。

#### 3.1. PET 診断プロセスで生じるデータのモデル化

本節では、画像撮影-読影-確定診断の各ステップで生じるデータと、所見レポートや確定診断の記述に必要な医学的概念について述べる。これらのデータと、データ間の関連を図2に示す。

#### [関心領域]

PETによる良性・悪性診断では、集積のSUV<sub>MAX</sub>を調べるために関心領域を設定する。そのため、読影医が

```
(検査施行日)2005.9.20 (ID)***** (氏名)Sample (性別)M
<FINDINGS>
<胸部>
・左上葉S3に前胸壁寄りに腫瘤状の異常集積を認める。SUVmax=3.1で
あり軽度高値を示す。[ii]
・縦隔に異常集積はない。[i]
<肝臓>
・左葉外側区に淡い集積を認める。SUVmax=3.6であり、有意な異常集積
とはいえない。[ii]
・膀胱に生理的集積を認める。[i]
<IMPRESSION>
・肺: 左上葉S3異常集積。SUVは軽度高値。lung ca.の可能性があるが、
炎症性病変も考慮される。[iii]
・肝臓: 左葉外側区の淡い集積は有意な異常とは言えないが、followが
望ましい。[i]
```

図1 所見レポートの例

Fig.1 an example of the Finding Report

マウス操作で設定する関心領域は、 $SUV_{MAX}$ を表す画素(以下Peak Voxel)を拾いもらすことのないように設定する必要がある。逆に、正しいPeak Voxelを拾うことさえできれば、設定した関心領域の位置や大きさが医師によって多少異なっていたとしても問題はない。

そこで、関心領域をPeak Voxelの集合としてモデル化した。ひとつの関心領域に対して、多くの場合ひとつのPeak Voxelが対応するが、関心領域中に同一のSUVを持つ画素が複数あり、そのSUVが関心領域中で最大となる場合、ひとつの関心領域に対して複数のPeak Voxelが対応することになる。

Peak Voxelの持つ属性は、その画素のスライス画像中での座標と、スライス番号、および $SUV_{MAX}$ である。別々に設定された関心領域でも、その関心領域を表すPeak Voxelの集合が一致していれば同じ関心領域とみなせるため、例えば同じ検査に対して異なる複数の医師が読影した結果を、関心領域に違いがあるかどうかで比較することが可能になる。図2の関心領域の例は、3つの画素に対して、3通りの関心領域が設定されていることを表している。Peak Voxelの集合が一致していない関心領域は、独立した関心領域であるとみなす。

### [所見レポート]

読影結果を表す情報は、所見レポートにテキストとして記述されているが、「肺に炎症の所見を持つ検査は？」といった検索にもれなくすべての結果を返すためには、適切なモデルに従って所見レポートが構造化されている必要がある。そこで、所見レポートのモデル化を行う。

所見レポート中には、部位に関する記述と、その部位に対してどのような病変を疑ったのかという記述がされる。ひとつの検査に対する所見レポート中に複数の部位が注目され、さらに個々の部位にひとつないし複数の所見が記述される。そこで、検査 - 部位 - 所見の関係をそれぞれ1:nとしてモデル化した。これにより、2.1節の[i],[iii]のような所見の表現を可能とする。図2の所見レポートの例は、図1に示した所見レポートを表現したものである。

このとき、所見はその属性として読影医を持つが、部位は持たないこととした。例えば、右肺という部位に対して、二人の読影医が肺がんという所見を与えた場合、右肺を表す1つのインスタンスと、各々の読影医の肺がんという所見を表す2つのインスタンスとの関連によって表現する。このようにすることで、同一の部位に対して複数の読影医が異なる所見を与えた部位を検索することが可能になる。図2に示した例は、A医師は左肺上葉S3に肺がんか炎症性病変を疑ったが、B医師はその部位にサルコイドーシスを疑ったという状況を表している。

次に、所見と関心領域との関係についてみると、判断の根拠として $SUV_{MAX}$ を用いている所見は、ひとつの関心領域と関連があるといえる。このとき、ひとつの関心領域に対して複数の所見を疑う場合がある(図2のlung Ca.と炎症性病変)。また、複数の読影医が同一の関心領域を設定して所見を与える場合が考えられる。このような場合、ひとつの関心領域に対して複数の所見が割当てられるため、所見と関心領域の多重度はn:1であるといえる。このように関連付けることで、2.1節の[ii]のような所見の表現を可能とする。

### [確定診断結果]

確定診断はPETの読影とは独立に行われ、その結果はどの部位にどのような病変を認めたかといったものになると考えられる。そのため、確定診断結果をPET画像中の特定の画素と関連付けることはできない。

確定診断が下された部位が、PETで読影された部位である場合は、部位と所見・確定診断結果をひとつの部位インスタンスに関連付けて表現する。これにより、例えばPETの所見では肺がんであったが、確定診断では炎症性病変であった検査(PET偽陽性)を検索することが可能になる。

## 3.2. 医学的概念のモデル化

前節で述べた所見レポートや確定診断結果の表現には、テキストラベルではなく、そのテキストが表している医学的概念を用いる。この概念は、他の概念と重複することのないようにあらかじめ定義しておく必要がある。このようにすることで、“左肺上葉S3”のような一般的な医学的概念をキーとして、その概念に関連するすべての所見や確定診断結果をもれなく検索することが可能となる。

このような一般的な医学的概念は、“左肺上葉S3”

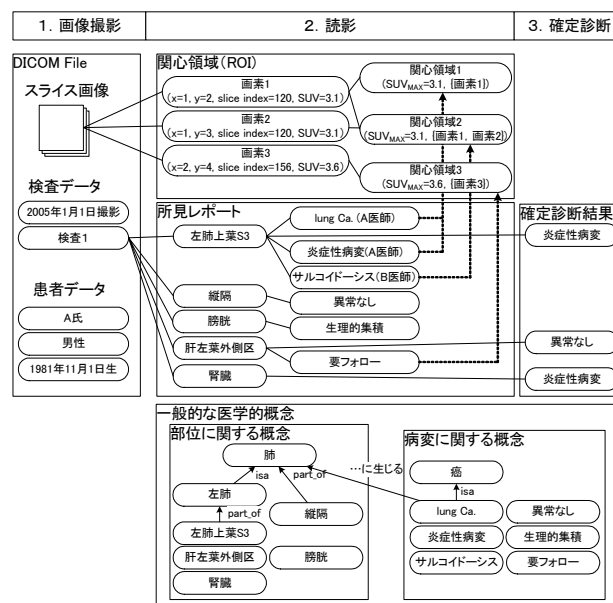


図2 PET診断プロセスで発生するデータ  
Fig.2 Data in a Process of PET Diagnosis

は“左肺”の一部であるといったように、互いに様々な関連を持っている。そのため、このような概念と概念間の関連を表現する必要があるといえる。

医学的概念と概念間の関連を体系づけた医学オントロジとして、National Library of Medicine (NLM)のUMLSが挙げられる。UMLSは、医学的概念を定義したMetathesaurusと、概念の型と概念間の関連を定義したSemantic Networkなどから構成される[9]。Metathesaurusで定義される概念は属性として、Concept Unique Identifier (CUI):概念識別子, 概念名:概念の名称, Semantic Type:概念の型, などを持つ。また、Semantic Typeの種類や, isa や part\_of などの概念間の関連はSemantic Networkで定義されている。

UMLSで定義される医学的概念の種類は多岐に渡るが、本モデルではこの概念を所見レポートや確定診断結果の記述に利用するため、対象とする医学的概念を部位に関する概念と病変に関する概念との2種類に分類した。ひとつの所見は、“膀胱”に“生理的集積”といったように、部位概念と病変概念の組で表現される。ひとつの確定診断の表現も同様である。

### 3.3. PET 診断モデル

PET 診断プロセスで生じるデータや医学的概念を、検査画像、読影/確定診断、医学的概念の3種類に分類し、それぞれのデータをRawData層、読影層、知識層の三層構造で表現するモデル化を行った。このモデルをUMLクラス図で記述したものを図3に示す。

RawData層は、検査結果として出力されるDICOMファイルのデータを表現し、知識層ではUMLSで定義される概念と概念間の関連を表現する。

個々の検査を表すRawData層と個々の検査によらない一般的な医学的知識を表す知識層を関連付けるために、読影層を導入する。読影層では個々の検査に見られる所見と、確定診断の結果を表現する。読影層は、部位と所見、確定診断に加えて、所見の根拠となった関心領域とPeak Voxelをエンティティとして持つ。部位エンティティは知識層の部位概念エンティティを参照することで所見レポート中の部位に関する記述を表現し、所見エンティティは知識層の病変概念エンティティを参照することで所見レポート中の病変に関する記述を表現する。確定診断についても同様である。

### 3.4. インスタンスの登録

本モデルでは、層ごとにインスタンスの登録を行うユーザが異なる。RawData層のインスタンスは、すべてDICOMファイルから生成できるため、データの登録は、検査終了時に検査技師が行う。

知識層のインスタンスは、PETの読影に関して十分な知識を持ったエキスパート医師が、あらかじめPETの所見に表れる概念をすべて登録しておく必要

がある。

読影層へは、読影医が読影によって所見を登録する。本モデルにおける所見の記述は、どの部位に、何の病変を疑ったかの2つの概念を知識層から選択することに相当する。また、ROIを設定した場合には、そのPeak Voxelも合わせて登録する。知識層には、PETの所見で現れ得るすべての概念がインスタンスとして登録されているため、この中から適切な概念を選択することは困難であるが、本モデルでは、座標をキーとして、その座標の周辺に過去に見られた所見を検索できるため、例えば、注目している座標に応じて適切な概念をユーザに提示することで、所見入力負担を軽減することが可能であると考えられる。

## 4. 読影情報共有システムの実装

### 4.1. PET 診断データベースの実装

3章で示したPET診断モデルを基に、関係モデルでデータベーススキーマを設計した。設計した論理モデルを図4に示す。また、この論理スキーマを基にMicrosoft社製SQL Server2005上にDBの実装を行った。

### 4.2. 登録・検索インタフェースの実装

実装したデータベースを利用して、コンソールでの読影時に医師に読影状況に応じた検索結果を提示するインタフェースの実装を行った。このインタフェースは、読影を行うコンソール部と、検索結果を表示する検索部とから成る(図5)。実装にはC#を使用した。

コンソール部は、実際に読影に使用されているコンソールを模擬して実装し、カラーコントラストの調整やROIの設定、およびマウス操作による表示位置の変更などの機能を持つ。また、表示位置が変更されたり、ROIが設定された際には、検索部に表示中心の座標や、

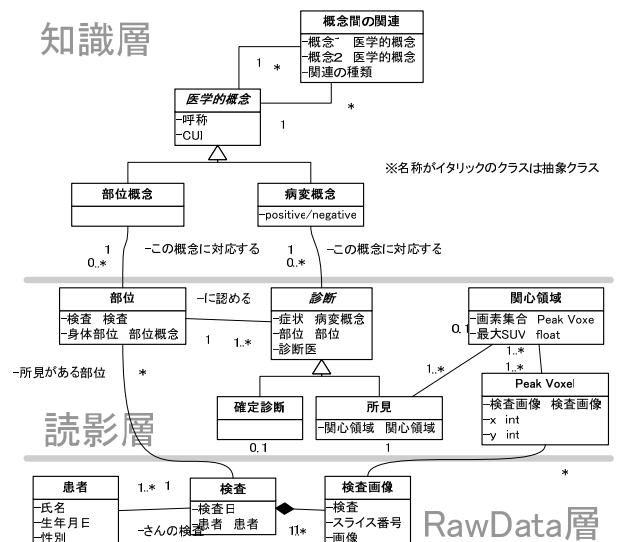


図3 PET 診断プロセスの概念スキーマ  
Fig.3 Conceptual Schema of the PET Diagnosis Process

設定されたROIのSUV<sub>MAX</sub>などを通知する。

**[検索機能]**

検索部は、SQLで記述されたクエリを実行し、結果の表示を行う。このとき、記述するSQLには以下のキーワードを含めることを可能とした。

- @x, @y, @slicenumber : コンソール部での表示中心の座標
- @peakx, @peaky, @peakslicenumber, @suvmax : コンソール部で設定されたROIのPeak Voxelの座標と、そのROIのSUV<sub>MAX</sub>

これらのキーワードを含むクエリは、コンソール部からイベントの通知を受けた時点で実行される。このとき、通知された値でキーワードを置き換えて実行するため、現在コンソールで表示している部位や、設定したROIに応じてクエリを実行することが可能となる。図5の検索部は、上から順に、ユーザが記述したSQL、実際に実行されたSQL、検索結果を表示した例である。

**[ROIと所見の登録機能]**

このインターフェースは、DICOM形式の検査画像ファイルを登録する機能や、所見データのデータベースへの登録機能も持つ。図5のコンソール部は、スライス画像に対してROIを設定した状態である。このインターフェースは、ROIを設定した際に、その周辺にどのような所見が過去に見られたのかをデータベースへ問い合わせ、その所見に関する知識層の概念をポップアップメニューとして表示する。このメニューから選択することにより、過去に登録されたことのあるような典型的な所見であれば、読影医はデータベースへの所見の登録を容易に行うことができる。

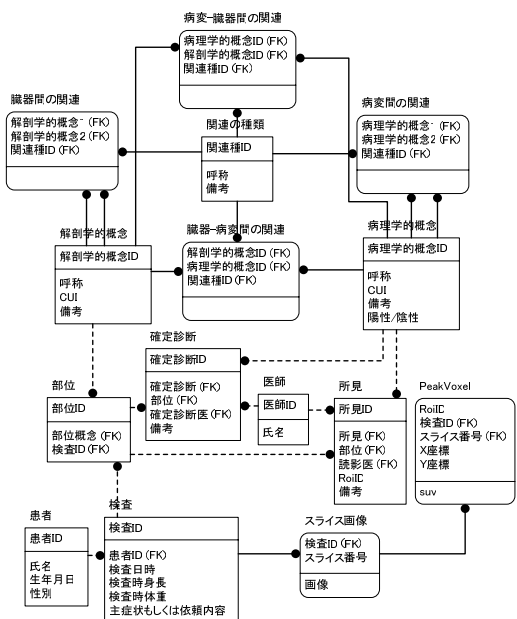


図4 PET診断プロセスの論理スキーマ

Fig.4 Logical Schema of the PET Diagnosis Process

**[所見の表示機能]**

読影済みの検査は、検索部に5.2節で述べるQuery4のような検索を検索部で実行することによって、確定診断と合わせて一覧で表示することが可能である。

**[定型検索の入力機能]**

医師が容易に検索を行うことができるように、「現在注目している部位の周辺で過去に見られた所見は?」「この検査の所見・確定診断の一覧は?」といった、頻繁に行われることが想定される検索は、メニューから選択することによって実行可能とした。

**5. 読影情報共有のための検索**

実装したPET診断データベースに実際にデータを登録し、検索実験を行った。以下では登録したデータと、行った検索について述べ、その結果の考察を行う。

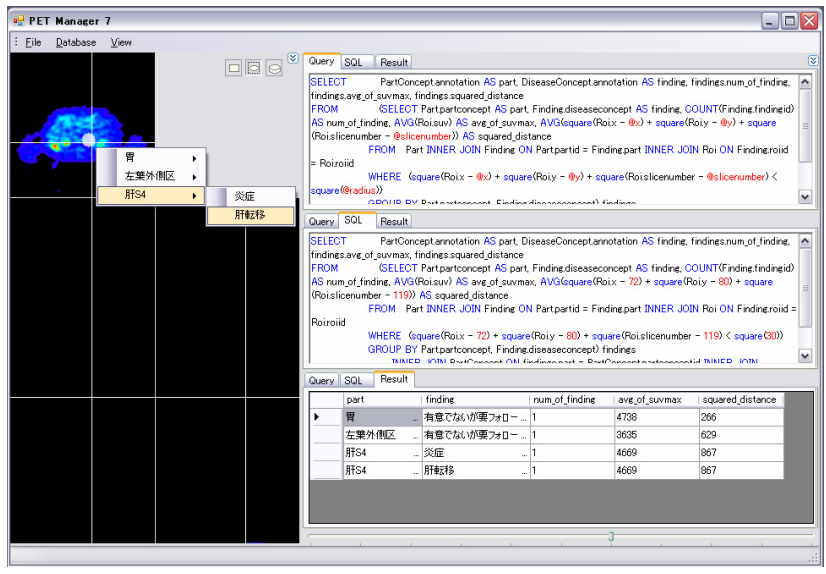
**5.1. データの登録**

横浜市立大学医学部放射線医学教室から提供された実際の検査画像と所見レポートを基に、10件分の読影データをPET診断データベースの各層へ登録した。

RawData層へは提供されたDICOM形式の検査画像を、10件分登録した。

知識層へは、提供された所見レポート中に現れる部位・病変に関する概念を登録した。これらの概念のうち、UMLS Metathesaurusに対応する概念は、そのCUIを属性値として与え、isa, part\_of関連がUMLSで定義されている場合はそれらも併せて登録した。また、病変概念には、“肺癌”のようにPET診断において有意な概念にpositive、“炎症”や“生理的集積”のように有意ではない概念にnegativeという属性値を与えた。

読影層へは、提供された所見レポートを基に、模擬



コンソール部

検索部

図5 実装インターフェースの画面例

Fig.5 a Screenshot of the Implemented Interface

の所見データを登録した。登録した模擬所見の概要を表1に示す。SUV<sub>MAX</sub>が記述された模擬所見の場合は、検査画像中の実際の部位にROIを設定し、そのPeak Voxelの座標とSUV<sub>MAX</sub>を登録した。1件の検査については、同一のROIに関して二人の医師が異なる所見を記述したこととした(表1中検査ID=0の検査)。また、5件の検査について模擬の確定診断を登録した。

### 5.2. 読影情報共有のための検索

読影データを登録したデータベースに対して、読影の支援に有効と考えられる検索の例として6種類の検索を実際に行った。図6にその検索結果を示す。

#### SUV<sub>MAX</sub>に関する検索

**Query1.** この座標周辺で過去に見られた所見は？

この検索では、中心座標と半径を指定することによって、その球形領域内で過去に見られた所見を得る事ができる。読影コンソールから、現在表示している画像の位置が取得できたとすると、この検索によって、現在表示している位置の周辺で注意すべき所見を知る事ができる。図5の検索部で実行しているクエリはこの検索である。また、図5のコンソール部で所見登録支援のために表示しているメニューの内容も、この検索の結果を利用している。

**Query2.** 読影医によって同じ関心領域でも所見が異なったものは？

見落としや誤診を防止するため、読影では複数の医師による読影が勧められている。この検索によって、複数の読影医がそれぞれ同じ検査を読影し、読影後に所見に違いがあった部分のみを取得する事が可能になる。また、判断にずれがおきやすい所見を知ることで、読影時に注意すべき画像を知る事ができる。

**Query3.** 異常集積の部位ごとのSUV<sub>MAX</sub>の範囲は？

この検索によって、部位ごとに、異常な場合のSUV<sub>MAX</sub>の範囲を取得する事ができる。PET画像では臓器ごとに異常と言えるSUV<sub>MAX</sub>の範囲が異なるため、臓器ごとにどの程度のSUV<sub>MAX</sub>であれば異常とされたのかを知る事は非常に重要である。

#### 確定診断に関する検索

**Query4.** ある検査の確定診断の結果は？

読影後の確定診断の結果が出ている場合、これを読影医にフィードバックする事は、読影の質の向上に役立つといわれている。この検索によって、自身の読影した結果が、実際に想定した病変と一致していたかどうかを知ることができる。

**Query5.** PET偽陰性の検査は？

実際には陽性であるにも関わらず、PETではそれが発見できないケースもある。生理的集積が強い膀胱などの臓器の周辺の異常はPETでは発見が困難である。この検索によって、実際にどのような異常がPET

で発見できなかったのかを調査する事ができるため、PETに関する研究を行う際の統計データとして利用する事ができると考えられる。

#### 概念を利用した検索

**Query6.** 肝臓に関連する所見は？

所見レポートでは、「肝臓」に強い集積を認める」

表1 実験にした模擬所見

Fig.1 Test Finding Data

検査ID	患者ID	PET所見	確定診断
0	0	肝S4, 肝S6に肝転移, 肝左葉外側区に有意とはいえないが他検査で確認すべき集積 他の医師は肝S4の集積を炎症と疑う	肝左葉外側区に異常は認められなかった
1	1	異常は認められない	膀胱に悪性腫瘍を認めた。
2	2	異常は認められない	胃に炎症を認めた
3	2	肝右葉に肝転移, 胃に有意とはいえないが他検査で確認すべき集積	
4	3	異常は認められない	
5	4	左肺左上葉全上葉区に炎症を認めるが, 肺癌も疑われる	
6	5	異常は認められない	
7	6	膀胱後方(後壁), 仙骨に有意とはいえないが他検査で確認すべき集積	膀胱後方に悪性腫瘍を認めた。 仙骨に異常は認められなかった
8	7	肝S6外側縁に有意とはいえないが他検査で確認すべき集積	肝S6外側縁に異常は認められなかった。右肺に炎症を認めた。
9	8	異常は認められない	

- | part                  | finding     | num_of_finding | avg_of_suvmax | squared_distance |
|-----------------------|-------------|----------------|---------------|------------------|
| 膀胱後方(後壁)              | 有意でないが要フォロー | 1              | 3802          | 821              |
| 仙骨                    | 有意でないが要フォロー | 1              | 5423          | 1080             |
| 傍大動脈・両側総腸骨動脈領域の腫大リンパ節 | リンパ節増大      | 1              | 3382          | 1139             |
| 肝臓                    | 生理的集積       | 1              | 2701          | 5198             |
| 胃                     | 有意でないが要フォロー | 1              | 4738          | 5445             |
| 肝S6                   | 肝転移         | 1              | 11574         | 6230             |
| 肝S4                   | 炎症          | 1              | 4669          | 7014             |
| 肝S4                   | 肝転移         | 1              | 4669          | 7014             |
| 左葉外側区                 | 有意でないが要フォロー | 1              | 3635          | 7158             |
| 肝右葉                   | 肝転移         | 1              | 4475          | 7494             |
- | suvmax | dr1 | part_dr1 | finding_dr1 | dr2 | part_dr2 | finding_dr2 |
|--------|-----|----------|-------------|-----|----------|-------------|
| 4669   | B   | 肝S4      | 炎症          | A   | 肝S4      | 肝転移         |
| 4669   | A   | 肝S4      | 肝転移         | B   | 肝S4      | 炎症          |
- | finding_count | lowerlimit | upperlimit | mean  | annotation            |
|---------------|------------|------------|-------|-----------------------|
| 1             | 3724       | 3724       | 3724  | 左肺左上葉前上葉区(S3)         |
| 1             | 4738       | 4738       | 4738  | 胃                     |
| 2             | 4669       | 4669       | 4669  | 肝S4                   |
| 1             | 11574      | 11574      | 11574 | 肝S6                   |
| 2             | 4475       | 7023       | 5749  | 肝右葉                   |
| 1             | 2701       | 2701       | 2701  | 肝臓                    |
| 1             | 3635       | 3635       | 3635  | 左葉外側区                 |
| 1             | 5423       | 5423       | 5423  | 仙骨                    |
| 1             | 3382       | 3382       | 3382  | 傍大動脈・両側総腸骨動脈領域の腫大リンパ節 |
| 1             | 3802       | 3802       | 3802  | 膀胱後方(後壁)              |
- | studyid | part   | suvmax | finding     | finaldiagnosis |
|---------|--------|--------|-------------|----------------|
| 8       | 肝S6外側縁 | NULL   | 有意でないが要フォロー | 異常は認められない      |
| 8       | 脳      | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 心臓     | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 肝臓     | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 尿管     | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 両側腎    | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 膀胱     | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 腸管     | NULL   | 生理的集積       | NULL           |
| 8       | 右肺     | NULL   | NULL        | 炎症             |
- | part | pet_finding | pet_p... | finaldiagnosis | final_p/n |
|------|-------------|----------|----------------|-----------|
| 膀胱   | 生理的集積       | n        | 悪性腫瘍           | p         |
- | studyid | part  | finding     |
|---------|-------|-------------|
| 0       | 肝S4   | 肝転移         |
| 0       | 肝S4   | 炎症          |
| 0       | 左葉外側区 | 有意でないが要フォロー |
| 0       | 肝臓    | 生理的集積       |
| 3       | 肝右葉   | 肝転移         |
| 3       | 肝右葉   | 肝転移         |
| 7       | 肝臓    | 生理的集積       |
| 8       | 肝臓    | 生理的集積       |
| 9       | 肝臓    | 生理的集積       |

図6 検索結果

Fig.6 Query Result

といったような記述ではなく、“肝左葉外側区”や“肝 S4”のように、より詳細に部位が記述される。しかし検索時には、“肝臓”に関する症例を参照したいといったように、より広い概念をキーとして検索することが必要な場合がある。PET 診断データベースでは、知識層で医学的概念間の関連を管理しているため、“肝臓”というキーから“肝左葉外側区”や“肝 S4”も検索する事が可能である。

以上のような検索が、本稿で提案したモデルによって実現された。これらの検索は、主に読影医の読影時、自己学習時、および PET に関する研究時に役立つと考えられる。Query1 のような検索では、医師が読影時に行うことによって、自分が現在注目している部位に対して、どのような所見が疑われるのかを知ることができる。これは、読影時の見落としの防止などに役立つと考えられる。一方、Query2 や Query4 のような検索では、読影医が自身の読影結果が正しかったかどうかを知ることができるため、PET に関して読影医が自己学習を行う際に役立つと考えられる。Query3 や Query5 のような検索では、PET という検査自体の性質を、過去の実際の所見データに基づいて統計的に知ることができるため、PET に関する研究を行う際に役立つと考えられる。また、いずれの検索の場合も、Query6 のように、より上位の概念をキーとして検索することができ、関連するすべての所見や確定診断結果をもれなく検索することが可能である。

## 6. まとめ

本稿では、従来の CT や MRI のような形態画像とは異なる、PET 画像の読影プロセスをモデル化することにより、読影に関する知識共有のスキーマを構築した。構築した PET 診断モデルでは、Peak Voxel による関心領域の表現、確定診断の表現、および UMLS を利用した構造を持つ医学的概念の表現を実現した。これにより、これらの読影情報に関する問い合わせを実現し、医師間での読影情報の共有を可能とした。

今回実装したユーザインタフェースでは検索結果を主にテーブル形式で提示したが、本データベースでの検索結果を利用して、可視化を行うことで、様々な読影の支援が可能である。例えば、過去の異常集積の SUV の範囲の検索結果を利用して、異常集積が見やすいように読影コンソールの色調を補正したり、確定診断と所見が一致しなかった部位の画像を医師に提示するといったような応用が考えられる。

提案したモデルでは、関心領域を Peak Voxel で表現することで、最大 SUV に関する問い合わせに特化し、Query1~3 のような検索を実現した。しかし、治療効果の判定などには関心領域の平均 SUV や、正常部位の

平均 SUV と異常部位の最大 SUV の差を利用する場合もある[10]。このような SUV も適切に DBMS で管理することができれば、より多様な PET に関する読影の知識を医師間で共有することが可能になると考えられる。このような良性・悪性判定以外の目的で行われた PET 検査の所見の取り扱いは、今後の検討課題といえる。

**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 17700097)の支援による。

## 文 献

- [1] Arne-Jorn Lemke et al., “Retrospective Digital Image Fusion of Multidetector CT and 18F-FDG PET: Clinical Value in Pancreatic Lesions – A Prospective Study with 104 Patients”, THE JOURNAL OF NUCLEAR MEDICINE, Vol.45, No.8, pp.1279-1286, 2004.8
- [2] Y. Nakano, T. Nagao, “3D Medical Image Processing using 3D-ACTIT: Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation,” Proc. of the International Workshop on Advanced Image Technology IWAIT’ 04, pp. 329-333, 2004.
- [3] 長谷川利, 矢口悠理, 遠藤智絵, 荒井淳, 有沢博, “専門家の思考や判断の過程を記述できる意思決定支援システム”, DEWS2005 4A-i7
- [4] 石江哲也, 砂子一徳, 富井尚志, “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,” 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.46, No.SIG8 (TOD26), pp.1-13, 2005.6.
- [5] 千田道雄, 宇野公一, “~予防医学の時代における核医学診療~ PET がん検診の光と影”, 日本核医学会機関紙, vol.41, no.3, pp.229-234, 2004.9
- [6] D.Wollersheim, W.J.Rahayu, “Using Medical Test Collection Relevance Judgements to Identify Ontological Relationships Useful for Query Expansion,” Proc. 21st International Conference on Data Engineering (ICDE’05), p.1160, April 2005.
- [7] Yuzo Onogi et.al. “Mapping Japanese Medical Terms to UMLS Metathesaurus,” Proceedings of the 11th World Congress on Medical Informatics, pp.406-410, 2004.
- [8] Akiko Suzuki, Tsuyoshi Kawano, Nobukazu Takahashi, Jin Lee, Yoshihiro Nakagami, Etsuko Miyagi, Fumiki Hirahara, Shinji Togo, Hiroshi Shimada, Tomio Inoue, “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
- [9] Bodenreider O., Medical Ontology Research: A Report to the Board of Scientific Counselors of the Lister Hill National Center for Biomedical Communications, 2001.3
- [10] 山根登茂彦, 大圓修身, 伊藤哲, 永田剛史, 吉矢和彦, 伊藤伸一, 打田日出夫, 真貝隆之, 今井照彦, 大石元, “FDG-PET による悪性リンパ腫化学療法の効果判定 – 初回薬剤投与後翌日の評価 –,” 日本医学放射線学会報, vol.62, no.14, pp.839-842, 2004