

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

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

砂子 一徳[▼] 植田 賢[◆] 富井 尚志[▲]

Kazunori SUNAKO Masaru UEDA
Takashi TOMII

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。

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.

1. はじめに

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[1]。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、医師が注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。

[▼] 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 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 d05hc008@ynu.ac.jp

[▲] 正会員 横浜国立大学大学院環境情報研究院 tommv@ynu.ac.jp

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[2]。

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、医学オントロジであるUnified Medical Language System (UMLS)を利用するモデルを導入する。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診断プロセスで生じるデータをモデル化することで、読影に関する情報を、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. 現状の全身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。スライス画像の画素値は、その位置の薬剤の集積度(Standardized Uptake Value: SUV)を表している。判断の基準として、読影医は集積部に関心領域を設定し、その領域内の画素群が持つ最大のSUV(SUVMAX)を利用する。読影から得られた所見を、読影医は所見レポートに記述する。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、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SUVMAX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。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の所見には、以下の3つの特徴が存在する。

[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、SUVMAXが記述された所見。SUVMAX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。この場合、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[2].

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、例えば「PET で偽陽性となった検査の画像取得」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、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。本章では、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1に示す。

[関心領域]

PET による良性・悪性診断では、集積の SUVMAX を調べるために関心領域を設定する。そのため、読影医が設定する関心領域は、SUVMAX を表す画素(以下 Peak Voxel)を拾いもらすことのないようにする必要がある。逆に、正しい Peak Voxel を拾うことさえできれば、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 の集合として扱う。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。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1では、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]

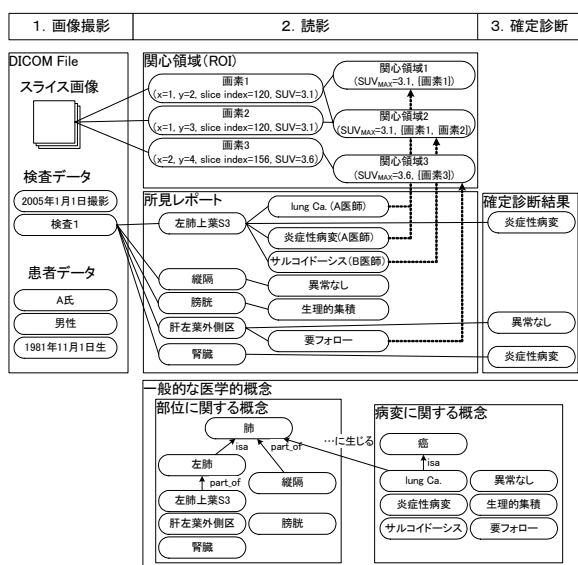


図1 PET 診断プロセスで発生するデータ
Fig.1 Data in a Process of PET Diagnosis

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、さらに部位毎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章の[i], [iii]のような所見の表現を可能とする。

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 SUVMAX 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1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章の[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。

また、このような一般的な医学的概念は、“左肺上葉 S3”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[3]。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、医学的概念の三種類に分類し、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2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、関心領域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。また、そ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。

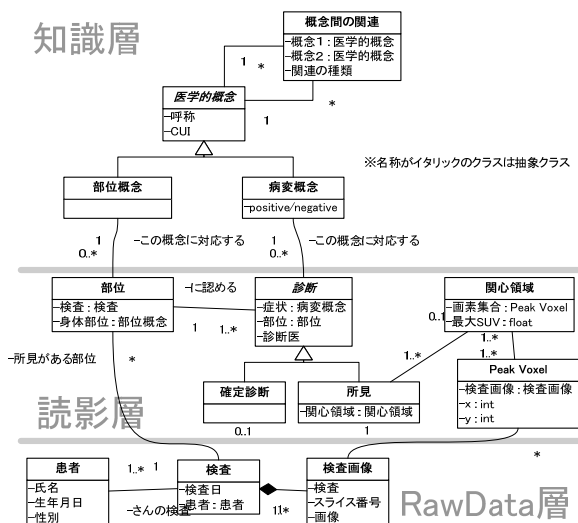


図 2 PET 診断プロセスの概念スキーマ

Fig.2 Conceptual Schema of the PET Diagnosis Process

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 3)。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、設定された ROI の SUVMAX 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 SUVMAX

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。

[ROI と所見の登録機能]

このインタフェースは、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。また 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。

[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、模擬の所見データを登録した。SUVMAX が記述された所見の場合は、検査画像中の実際の部位に関心領域を設定し、その Peak Voxel の座標と SUVMAX を登録した。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、読影支援に有効と考えられる検索の例として 3 種類の検索を行った。

[SUVMAX 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。

[確定診断に関する検索]

Query2. 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。この検索によって、実際にどのような異常が発見できなかったのかを調査する事ができる。

[概念を利用した検索]

Query3. 肝臓に関連する所見は？

所見レポートでは、“肝左葉外側区”に強い集積を認める”といったように、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 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、Query3 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、PET 画像の読影において生じるデータ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。

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。このような SUV も適切に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、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] 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.
- [2] 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
- [3] Bodenreider O., Medical Ontology Research: A Report to the Board of Scientific Counselors of the Lister Hill National Center for Biomedical Communications, 2001.3

砂子 一徳 Kazunori SUNAKO

2006 横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了。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。現在は(株)日本総合研究所に勤務。

植田 賢 Masaru UEDA

横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期在学中。2005 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助教授。1999 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。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

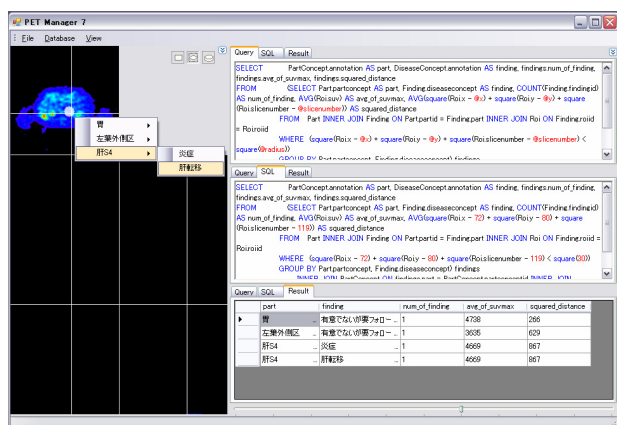


図 3 実装インターフェースの画面例

Fig.3 a Screenshot of the Implemented Interface