

# 関心領域情報付画像所見を蓄積する WB-PET DB への医学知識の導入

## Introduction of Medical Knowledge to WB-PET DB Storing Image Findings with ROI

石江 哲也<sup>▼</sup> 富井 尚志<sup>▲</sup>

Tetsuya ISHIE Takashi TOMII

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。本研究では、「WB-PET DBによる画像所見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点からの診断支援を提案している。本稿では, PET 情報モデルの知識層のインスタンスに UMLS Metathesaurus<sup>®</sup>で定義されている概念を利用し, 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, その実現性と有用性についての評価を行った。

In recent years, diagnosis by Whole-Body PET (Positron Emission Tomography) images are considered as effective method of detecting cancer. 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 with Retrieval". In this paper, we make the Knowledge Layer of the PET Information Model based on UMLS Metathesaurus<sup>®</sup>, and implement of prototype system on DBMS. Furthermore, effective query in diagnostic support is performed and feasibility and utility are examined.

### 1. はじめに

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[1]。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でしかなく, 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。しかし, 従来の MR や CT が身体の「形態」を観測するのに対し, 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。しかし, 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未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を提案している[2,3]。本DBではPET情報モデルを導入し「関心領域情報付画像所見」を蓄積, 検索可能にしている。本稿では, PET情報モデルの知識層のインスタンスにUMLS Metathesaurus<sup>®</sup>で定義されている概念を利用し, 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, その実現性と有用性について評価した。

### 2. WB-PET 画像診断

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, 従来のCTやMRは身体の「形態」を観測するのに対して, PETは身体の「機能」を観測することである。このため, PETの読影には解剖学, 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ぬ, PET診断に固有な知識を要求される。そこで, 読影医の協力を得て, 従来のPET読影作業の様子を調査し, 概念の抽出・手順の分析を行った。

#### [PET 固有の概念]

**集積 (uptake)** : 画像中で周囲と比較して薬剤が多く集まっています, 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捉える。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]

(i) **画像解釈** : 現像したフィルム上で, 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, 画像と人体の対応関係を解釈し, 集積を特定する。特定した集積が「定量的に」ガンの可能性があるかどうか判別する。

(ii) **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(i)で特定した集積に対し, 画面上で関心領域(Region Of Interest : ROI)を設定して, 薬剤の分布の度合いを示す値である SUV (Standardized Uptake Value)の最大値(SUV<sub>MAX</sub>), 平均値(SUV<sub>AVG</sub>)を算出する。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。

(iii) **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。



図1. PET 画像例 (肝臓ガン)  
Fig.1 An example of PET Image (liver cancer)

<sup>▼</sup> 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](mailto:d03hc006@ynu.ac.jp)

<sup>▲</sup> 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](mailto:tommy@ynu.ac.jp)

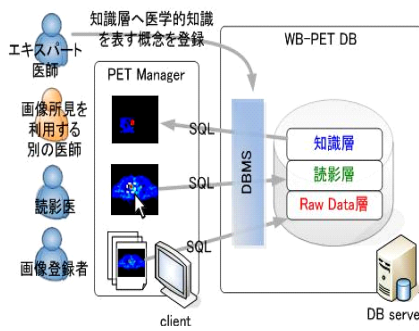


図 2. WB-PET DB の概観  
Fig.2 Overview of WB-PET Database System

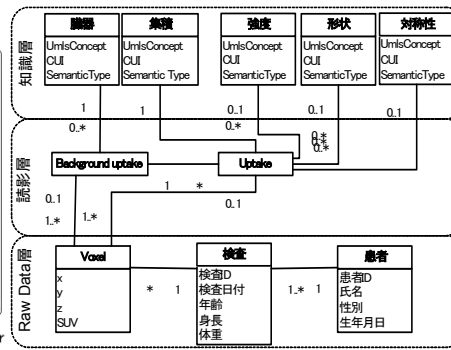


図 3. PET 情報モデルの概念モデル  
Fig.3 Conceptual model of PET Information Model

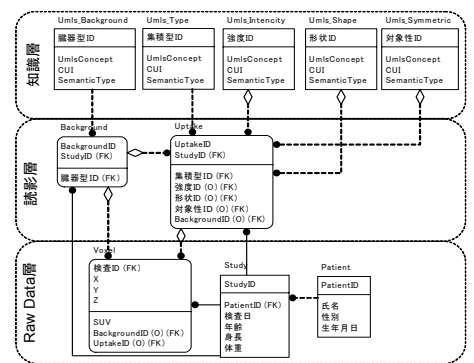


図 4. PET 情報モデルの論理モデル  
Fig.4 Logical model of PET Information Model

### 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

WB-PET DB 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、画像所見を蓄積することで、「DBによる画像所見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点からの診断支援を行うことを目的とする。図 2 に本 DB の概観を示す。

ここで、所見情報を複数の利用者間で共有するには、体系立てられた医学知識に基づく情報編成が望ましい。しかし、実際の医学知識は複雑な構造を持ち、それらが互いに関連しあっていると考えられる。そこで、オントロジを用いて医学知識を記述しておけば、詳細かつ更新可能な状態で管理できると考えられる。記述方法にはいくつかの例が存在する。例えば、NLM(米国国立医学図書館)が作成している UMLS(Unified Medical Language System)[7] の Metathesaurus(メタシソーラス)などがある。メタシソーラスでは概念(Concept)、識別子(CUI)、意味タイプ(Semantic Type)が定義されている。本稿では WB-PET DB のインスタンスとしてメタシソーラスで定義されている概念を利用することとした。次節で全体の概念モデリングについて述べる。

#### 3.2 PET 情報モデル

概念モデリングを行う指針として次の 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付けに注目する。

上記の 3 つの指針に沿って PET 情報モデルを設計した。

本モデルは「知識層-読影層-Raw data 層」の 3 層からなる。図 3 に概念モデル、図 4 に概念モデルに基づいて設計した論理モデルを示す。以下各層について説明する。

##### [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。計算機上で PET データを取り扱う場合には医用画像における標準記述形式である DICOM 形式[4]が用いられる。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。

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。このため、本モデルでは各断面画像の画素を 3 次元グリッド上に配置、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。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。

##### [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。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」「定量的記述子」を定義した。知識層への知識の追加・修正は PET 読影のエキスパート医師が行うこととする。

また、前節で述べたとおり、共有の基となる医学知識の記述体系として、UMLS メタシソーラスを用いることとした。すなわち、PET の集積パターンについて書かれた文献[5,6]と横浜市大から提供された実際の所見レポート 20 件から概念を抽出し、その概念に対応するメタシソーラスで定義されている概念を知識層のインスタンスとした。インスタンスの属性は {Concept, CUI, Semantic Type} とした。具体的なエンティティ、記述子を以下に示し、表 1 にそのインスタンスを示す。より詳細なオントロジの導入は今後の課題とする。

##### ● 医学知識エンティティ

医学知識エンティティでは「集積」と「臓器」を定義した。2 章で述べた PET 固有の概念と画像所見の関係を考えると、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言える。

##### ● 定性的記述子

定性的記述子では、所見レポートや文献を分析した結果に基づいて、形状、対称性、強度を定義した。

##### ● 定量的記述子

定量的記述子では  $SUV_{MAX}$ ,  $SUV_{AVG}$  を定義した。PET 情報モデルでは  $SUV_{MAX}$ ,  $SUV_{AVG}$  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。

##### [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付けに注目する。を実現する。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対応付け(アクセス・パス)、(iii)定性的記述子を属性として持つ。

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

(a) 臓器エンティティ				(b) 集積エンティティ				(c) 形状記述子			
抽出した概念	Concept	GUI	Semantic Type	抽出した概念	Concept	GUI	Semantic Type	抽出した概念	Concept	GUI	Semantic Type
脳	Brain	C0006104	Body Part, Organ	未判別	Unknown	C0438673	Idea or Concept	SPOT状	Patchy distribution	C0205413	Qualitative Concept
右肺	Right lung structure	C0225708	Body Part, Organ	悪性腫瘍	Malignant Neoplasms	C0006826	Neoplastic Process	結節状	Nodular	C0205297	Qualitative Concept
左肺	Left lung structure	C0225730	Body Part, Organ	良性腫瘍	Benign Neoplasms	C0068882	Neoplastic Process	びまん性	Diffuse	C0205219	Qualitative Concept
肝臓	Liver	C0023884	Body Part, Organ	炎症性集積	Inflammation	C0021368	Pathologic Function	ドーナツ状	Loop	C0445022	Spatial Concept
右腎臓	Right kidney structure	C0227613	Body Part, Organ	生理的集積	Organ or tissue uptake	C0301638	Organ or Tissue Function	散在	Scattered	C0439742	Spatial Concept
左腎臓	Left kidney structure	C0227614	Body Part, Organ					線状	Linear	C0205132	Spatial Concept
膀胱	Bladder	C0006882	Body Part, Organ					腫瘤状	Coil lesion	C0332558	Finding

(d) 強度記述子				(e) 対象性記述子			
抽出した概念	Concept	GUI	Semantic Type	抽出した概念	Concept	GUI	Semantic Type
弱い	Low	C0205251	Qualitative Concept	両側対象性	Bilateral	C0238767	Spatial Concept
中程度	Medium	C0439536	Qualitative Concept	非対称性	Asymmetry	C0332514	Spatial Concept
強い	High	C0205250	Qualitative Concept	片側性	Unilateral	C0205082	Spatial Concept

【関心領域情報付画像所見】

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。本モデルでは、この表現形式を「関心領域情報付画像所見」と呼ぶ。関心領域情報付画像所見は、従来の読影手順において所見レポートに記述される画像所見の記述の1つに対応する。

4. 検索による診断支援の評価

4.1 検索対象データ

論理モデルをスキーマとしてプロトタイプシステムをRDBMS上に実装した。今回の評価に用いたデータは以下のとおりである。

- Raw Data 層：横浜市大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データ
- 知識層：表1の(a)~(e)に示したインスタンスを用いた。CUIはUMLSメタソーラスにおける概念IDである。これによりメタソーラスで定義されている概念によって情報共有を行うことが可能となる。
- 読影層：Raw Data層に登録した10検査それぞれに対して、統合読影環境“PET Manager”[2]上に画像を表示し、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設定した。知識層との対応付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2に示す。

実用を考慮したデータ規模での評価を行うため、検査データの患者ID・検査IDを振りかえてコピーし、2,000件分の検査データを持つ実験用の模擬DBに対して検索を行った。

4.2 検索の評価

検索による診断支援の実現性と有用性を示すために、Query1~Query5を行った。例として複数のテーブルを利用する典型的な検索であるQuery2のSQLをリスト.1に、検索結果を表3に示す。

【実験方法】

(I) 検査画像取得のための検索

Query1「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

(II) 臨床での集積の判別支援のための検索

実際の読影では集積の判別が難しい場合もある。例えば、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<sub>MAX</sub>、SUV<sub>AVG</sub>等を参照できる検索を行った。

Query2「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

(PETが約3mm間隔で断層撮影されることから、1画素の体積を約0.3<sup>3</sup>=0.027cm<sup>3</sup>とし、Voxelテーブルのタプル数の合計に掛け合わせてサイズの概算値を算出した。)

Query3「右肺の悪性腫瘍」のSUV<sub>MAX</sub>の一覧取得

(III) 画像所見分析のための検索

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。

Query4 肝で散在している集積のSUV<sub>MAX</sub>と肝実質のSUV<sub>MAX</sub>の比較

Query5 肝で散在している集積のSUV<sub>MAX</sub>と腫瘤状の集積のSUV<sub>MAX</sub>の比較

【実験考察】

Query1はPETに固有な概念レベルで検査画像や所見が検索でき、複数の医師間での画像所見の共有に有用である。Query2, 3は、集積の判別が難しい場合、条件を満たす複数の画像所見に対して宣言的に検索し、SUV<sub>MAX</sub>、SUV<sub>AVG</sub>、集積のサイズを参照する等が考えられる。Query4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<sub>MAX</sub>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場合もあるが、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。Query5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ので、定量的評価がどの程度可能であるかを調べるのに役立つといえる。

また、医療情報処理の分野では用語や記述形式の標準化が重要であるが、UMLSメタソーラスの概念を利用して検索できることはシステムとしてのWB-PET DBの有用性を高めると言える。

実験に用いたデータ規模について考察する。健康診断では有意な所見が認められるのは全体の1~3%と言われている。国内最大規模のPET診断施設では、年間7万件の検査が行

表 2 検索対象の画像所見  
Table.2 Image Findings for Retrieval

患者ID	患者氏名	検査ID	異常部位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

表 3 検索結果  
Table.3 Query Result

Query 1

検査ID	患者ID	検査日	異常部位
1	1	2002/1/29	Liver
2	2	2001/12/27	Right lung structure
9	9	2002/1/24	Right lung structure
9	9	2002/1/24	Liver

Query 2

サイズ(cm <sup>3</sup> )	検査ID	UptakeID
58.077210	2	10
9.126910	9	10

Query 3

最大SUV	検査ID	UptakeID	臓器	集積
6786	2	10	Right lung structure	Malignant Neoplasms
9325	9	10	Right lung structure	Malignant Neoplasms

リスト 1 Query2 の SQL  
LIST.1 SQL of Query2

```

SELECT max(cost(Voxel.suv as int)) AS 最大SUV,
       Uptake.StudyID AS 検査IS,
       Uptake.UptakeID,
       Umls_Background.UmlsConcept
FROM Umls_Type.UmlsConcept
       Uptake
       INNER JOIN Umls_Type
       ON Uptake.Type = dbo.Umls_Type.KLID
       INNER JOIN Background
       ON Background.StudyID = Uptake.StudyID
       INNER JOIN Umls_Background
       ON Umls_Background.KLID = Background.Type
       AND Background.RegionID = Uptake.Region
       INNER JOIN Voxel
       ON Uptake.StudyID = Voxel.StudyID
       AND Uptake.UptakeID = Voxel.UptakeID
WHERE Umls_Background.UmlsConcept = 'Right lung structure'
       AND Umls_Type.UmlsConcept = 'Malignant Neoplasms'
GROUP BY Uptake.StudyID, Uptake.UptakeID,
         Umls_Background.UmlsConcept,
         Umls_Type.UmlsConcept
ORDER BY Uptake.StudyID
    
```

Query 4

臓器	集積	形状	集積の最大SUV	臓器実質の最大SUV
Liver	Malignant Neoplasms	Scattered	15565	5000

Query 5

最大SUV	臓器	集積	形状
6708	Liver	Malignant Neoplasms	Coin lesion
15565	Liver	Malignant Neoplasms	Scattered

われるが、明らかに正常な検査は本DBでは扱わないこととすると、データ数は700件~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規模で有用性を示したといえる。システムとしての高速化については、SUVの最大値、平均値の値をあらかじめ算出して格納、SQLのチューニングなどが考えられるが、本稿では検索の実現性と実用性を評価することが目的であるため高速化については考慮しない。

### 5. まとめと今後の課題

本稿では、PET情報モデルの知識層のインスタンスにUMLSメタシソーラスで定義されている概念を利用し、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、実現性と有用性について評価した。その結果、実用を視野に入れたDB規模で有用性を示した。また、メタシソーラスの概念からの検索を可能にすることで、WB-PET DBのシステムとしての有用性を高めることができた。今後の課題としては、①知識層の拡張：より複雑な医学知識の表現、②検索インタフェースの強化：SQLを知らない医師でも検索を行えるようにする等があげられる。

#### [謝辞]

研究遂行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ならびに横浜国立大学環境情報研究院の多くのスタッフの方々の協力を得た。ここに記して謝意を表す。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] 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] 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, pp.77-80, 2004
- [3] 砂子一徳, 石江哲也, 富井尚志, “所見情報を利用するPET画像DBシステムの実装と評価” DBSJ Letters, Vol.3, No.2, pp.29-32, 2004
- [4] JIRA/DICOM 委員会 HP  
<http://www.jfcr.or.jp/DICOM/index.html>
- [5] Akiko Suzuki, Tomio Inoue, et al, “Value of 18F-FDG PET in the detection of peritoneal carcinomatosis,” Eur J Nucl Med Mol Imaging (2004), 31:1413-1420, DOI:10.1007/s00259-004-1577-y, 2004
- [6] 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, 2003
- [7] Unified Medical Language System(UMLS)  
<http://www.nlm.nih.gov/research/umls/>

#### 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研究院講師. 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.