

PET 画像 DB に蓄積された読影情報と確定診断の集約利用による読影医支援手法

PET Interpretation Support Method by Data Aggregation of Interpretation Information with Confirmed Diagnosis Stored in PET Image DB

青木 裕紀[▼] 筒井 三紀子[▼]
富井 尚志[◆]

Hironori AOKI Mikiko TSUTSUI
Takashi TOMII

陽電子断層撮影(PET)は、がんの発見に有効であると期待されている。PET 画像の読影には固有の医学的知識や経験を要する一方、現状では最終的な診断(確定診断)との関係は明確には蓄積されていない。本研究では、PET 画像読影と、読影後の確定診断の際に生じるデータをモデル化し DB に蓄積する。この DB に蓄積された情報を利用して、医師が読影の際に判断に迷うような場面において、新たな指標となる情報を提示する支援方法を提案する。まず、確定診断と読影の情報から、偽陽性・偽陰性や典型的な異常例などの情報が検索可能となる。それらのデータのうち読影時に有効である適切なデータを集約し、PET 画像に色調を割当てることで、要注意領域を強調することが可能となる。本モデルの実現性と有用性を検証するためにプロトタイプシステムを構築し、模擬データを用いて可能となる検索の評価を行なった。

Diagnosis by whole-body PET (Positron Emission Tomography) images is considered as an effective method of finding cancer. When radiologists interpret PET image, they are required special knowledge and much experience. After all of processes of diagnosis, final facts (confirmed diagnosis) are made by other doctors. However, relationships between those knowledge and facts have not been clearly associated. In this paper, we propose a new modeling method to share their proper knowledge with doctors, and store them into a database. By using the database, PET interpretation support method is shown. Firstly we introduce a data modeling in which they can retrieve false negative, false positive, typical abnormality, etc. Secondly, we design an emphasized imaging method in which warning regions are computed by data aggregation of those retrieved data. As for the result, we implemented prototype of the system, and also evaluated the effectiveness of it.

[▼] 非会員 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 {d06hc001, d06hc032}@ynu.ac.jp

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

1. はじめに

現在の医療現場において、陽電子放射断層撮影(PET : Positron Emission Tomography)は、がんの早期発見に有効であるといわれ[1]、画像診断の一つの手段としてよく用いられるようになってきている。CTやMRIが体内の形態を画像化したものであるのに対して、PETは体内の代謝を画像化した機能画像であり、計算機上で可視化するには医師個人のノウハウに依存する部分が多い。このために診断する医師には多くの知識や経験が求められるのが現状である。そのため、読影支援を行うシステムを望む医師の声は高く、近年注目が集まっているものの一つに自動診断[2][3]があげられる。

技術の発展により現在では電子カルテを代表とする様々な診断支援ツールが出現し、医師が注目した領域(ROI : Region of Interest)や読影環境の保存が可能となり[4]、情報の共有が進められている。しかし、それらは特定のシステムに依存したファイルとして保存されるものであり、再利用には向かない。そのため病院の枠組を越えての共有は現状では困難である。もし医師が読影時に設定したROIやその時の読影環境をモデル化して蓄積すれば、医師がどの様に画像を見たことで所見を下したか、どの疾病が疑われたからどの様な見方をしたのかをツールに依存することなく知ることができ、病院間でのノウハウ共有が可能になると考えられる。

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、いわゆる医師の「ノウハウ」を共有するための手法として、過去の読影情報を画像と共に検索・提示できる読影モデル[5]や、読影モデルをベースに確定診断モデルの追加やSUV_{MAX}に注目したROIのモデル化を行ったPET診断モデル[6]を提案してきた。

そこで本研究では、医師が読影の際に判断に迷うような場面において、PET画像DBに蓄積された情報を利用して、新たに指標となるべき情報を提示することによる支援方法を提案する。まず、確定診断と読影の情報から、PET診断における偽陽性・偽陰性や典型的な異常例、臓器の正常部位平均SUVといった情報が検索可能となる。それらのデータのうち読影時に有効である適切なデータ集合に対して集約演算を行う。その結果を利用して要注意領域を強調するようにPET画像に対して色調を割当てることで、集積の危険度を視覚的に知ることが可能となる。本論文では、提案手法をプロトタイプシステムとして実装し、模擬データを用いてクエリ結果を実際に生成することで、このようなシステムの実現可能性と有効性のひとつの指標を示す。

2. PET 画像と読影方法

2.1 PET 画像の読影の流れ

PET検査で投与される放射性薬剤FDG (18F-Fluorodeoxyglucose)は糖代謝が盛んな箇所集まる性質がある。体内の正常な機能としてFDGが集積する(生理的集積)一方で、がん細胞は正常な細胞に比べて糖代謝が盛んであるため、がん細胞が存在する部位にもFDGが多く集積する(異常集積)。読影に際して、医師は生理的集積と異常集積の鑑別のために、その集積の強さを評価する必要がある[7]、そのための値としてSUV(Standardized Uptake Value)と呼ばれる値を用いて定量的評価を行う。SUVとは、FDGの集積度を、患者の体重とRI(Radio Isotope)投与量で標準化した半定量的指数である[8]。

医師は特定した集積に対して関心領域(ROI : Region of Interest)と呼ばれる注目した領域を設定する。ROIにおけ

るSUV最大値(SUV_{MAX})を算出し、その集積のSUVや臓器毎の標準なSUV、あるいは周辺の正常部位平均SUV(Background集積、以下BG集積)と比較しながら、がんの可能性があるかを定量的に解析する。またROIの設定の際、そのROIに含まれる集積のSUV_{MAX}だけでなく平均SUV(SUV_{AVG})も参照することがある[9]。そして、解析した結果を「画像所見」として所見レポートに記述する。つまり、ここで医師はその集積がある部位とその集積が何であるかという関連付けを行っていることになり、暗に[ROI:(部位, 集積の種類, その集積のSUV)]という構造を持つ情報を抽出している。

2.2 PET 画像可視化とカラーマップ

PET画像可視化とは、SUVを原データとして、画像として表示する場合の画素値と原データ値との対応付けを行った後、それを実際に画像として表示することである。このとき、原データに対して有効に表示する区間(上限値と下限値)を設定し、その区間を線形的、あるいは非線形的に画素値の明度に割当てて方法があり、結果として白黒濃淡画像が表示される(グレースケール表示)。グレースケール表示の特徴は、線形的に画素値を割当てた場合に、原データ値の差が画像に直に反映される点である。そのため、医師は画像の明度の差(コントラスト)から原データの数値差を視覚的に解釈する。

また別の手段として、原データ値の区間に対してカラーマップを用いて画素にカラーを割り当てる可視化方法がある。カラーマップとは、原データ値に対応する画素値をカラーベクトルによって割当てて対応表である。カラーマップを適切に設定することによって、グレースケールによる可視化では判定しにくい集積を効果的に視覚化することが可能になる。例えば、明らかに正常と判断可能な低い原データ値はBlue領域に、明らかに異常と判断可能な高い原データ値はRed領域に、特に慎重に判断を行うべき原データ値はGreen領域に含まれるようにカラーマップを設定する。これにより、それぞれの原データ値の範囲が直観的なカラーで表示されることから、異常集積を発見しやすくなる効果が期待できる。

ツールによってはあらかじめ用意されているカラーマップの他に、利用者がカラーマップを編集しファイル形式で保存することもできる。しかし、カラーマップの設定は読影を行う医師自身が行う必要があり、大きな手間となる。このため、いつでも適切なカラーマップが用いられるとは限らない。

2.3 PET 読影の現状と確定診断

実際の医療現場では、PET画像で異常を疑う場合であっても、確定診断の結果、実際にがんでないというようなことも多い。ここで確定診断とは、手術や生検で得た試験体の顕微鏡による病理検査、その他様々な手段によって、対象の患者の真の状態が何であったのかを明らかにした診断結果である。大規模な病院では、確定診断は別の医師によって下され、読影医自身が確定診断を下すことはほとんどない。このとき、読影医が自分の読影の最終的な結果を個別に問い合わせる事は、通常の業務の範疇ではないため、非常に手間がかかる。しかし、読影結果と確定診断との比較や考察は読影の質を向上させるためには必要なものであり[10][11]、実際に読影医からも自分の読影の結果のフィードバックを望む声がある。しかし、全ての読影と確定診断を問合せて考察するのは、時間、量、手間を考慮すると現実的ではない。

そこで本研究では、まず、読影時に発生したROI情報や医学的知識だけでなく、確定診断の関連も蓄積できるデータベースを設計し、これらの関連をキーとした検索ができるようにする。更に、これらのデータに対して適切な集約演算を行

うことで、結果として画像の注目領域を色調として表現し強調表示することで、医師の注意を喚起する手法を提案する。

3. PET 読影支援のための情報蓄積

3.1 PET 画像 DB

我々は先行研究として、PET画像を実際の読影プロセスに基づいてモデル化し、画像と所見データを関連付けて蓄積するPET画像DBを提案してきた。PET画像DBは、PETの読影に携わる人をエキスパート医師、撮影技師、読影医、および確定診断医に分類し、それぞれが登録するデータを分割するために知識層、Raw Data層、読影層からなる3層構造モデルをとった[5]。以下、各層について簡潔に述べる。

[知識層]

知識層は、がんの研究者・専門家などのエキスパート医師が医学的知識を登録するための層で、肝臓などの部位概念や病変概念、概念間の関連、などの知識を蓄積する。プロトタイプでは、医師の表記の違いによる概念のずれを防ぐために、UMLS(Unified Modeling Language System)[12]を基にしてデータを登録した。UMLSでは部位や病理概念に対して一意のCUI(Concept Unique Identifier:概念識別子)をもち、概念間の関連(例:肝S4は肝臓の一部である。等)も記述されたメタシソーラスの集合体である。

[Raw Data層]

Raw Data層は、検査技師が撮影画像と検査・患者に関するデータを登録するための層で、検査時にDICOM[13]形式で得られる一次データを蓄積する。画像データはDICOM形式で出力されるデータの中で画像データを表す部分のみをスライス単位で蓄積する。

[読影層]

読影層は、読影医が読影に関するデータを登録するための層で、画像に対して設定したROI、設定した読影環境(可視化パラメタ)に関する情報、検査に関する所見データや確定診断データなどを蓄積する。PETによる良性・悪性診断では、集積のSUV_{MAX}を調べるために関心領域を設定するため、SUV_{MAX}を表す画素(以下Peak Voxel)が重要であると考えられる。そこでROIはPeak Voxelの集合としてモデル化した。読影層は知識層とRaw Data層を関連付けるための中間層であり、一つ一つの診断をエンティティとして蓄積する。

3.2 確定診断の蓄積と活用

前節で示したモデルに加え、本論文では確定診断情報も読影層のひとつのエンティティとして蓄積するモデルを導入する。2.3節で述べたとおり、確定診断も読影と同様に様々な検査や手段によってある患者の状態の「一つ」の事実として得られる要素である。したがって、図1に示すように、読影のモデルと親和するように確定診断情報を蓄積することが可能である。実際の医療現場で利用されている電子カルテなどのシステムでは、読影情報と確定診断は特に関連性を持つことなく作成される。一方、本モデルでは、所見と確定診断を同列に扱うように改良することで、その問題を解決し、より実際の医療現場のシステムに親和しつつ、次に示すような有用なデータ活用が可能になる。

1)偽陽性・偽陰性の検索

読影では陽性と判断されたが確定診断では正常と診断された症例(偽陽性)やその逆(偽陰性)の症例を検索することが可能であり、どのような集積が偽陰性・偽陽性と診断されやすいのか等を知ることができる。偽陰性は「見落とし」、偽陽性は「過剰指摘」と言い換えることもできる。どちらも

誤判定といえる情報であるが、見落としはできる限り減らすよう努めるべき要素であるため、偽陰性が特に重要視される。

2) 正常・異常例の検索

確定診断情報を利用すれば1件1件の検査に対して正常・異常という分類を行うことが可能である。多くの症例の情報を蓄積していくことにより、正常・異常症例の集積の SUV_{MAX} 範囲を部位ごとに提示することや、どのような集積が異常になりやすいかなどを知ることが可能となる。

これらの医師にとって有用な情報は、診断を下す際の指標の一つとなりえる。その結果、図2のデータベース設計に至った。特に太枠で囲んだ箇所が先行研究との差分となる。このDBから取得できるデータとして次のものが考えられる。

- (1) 各臓器の異常症例の SUV 分布
- (2) 各臓器の正常症例の SUV 分布
- (3) 各臓器の偽陰性となった症例の SUV 分布
- (4) 各臓器の偽陽性となった症例の SUV 分布
- (5) 各臓器の BG 集積
- (6) 検査を受けた患者の年齢分布
- (7) ROI が設定された集積の座標

これらのデータは、複数組み合わせることによってより複雑で有用な情報を表すようになる。

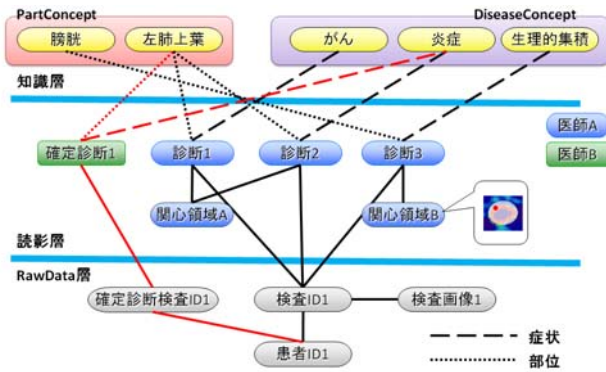


図1 PET 読影と確定診断のモデル

Fig.1 Model of PET Interpretation and Confirmed Diagnosis

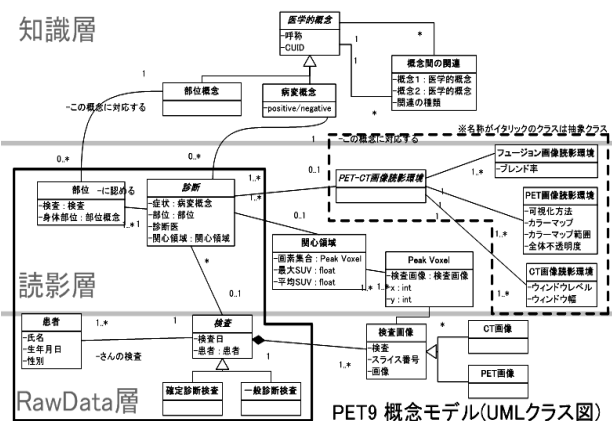


図2 PET 画像 DB スキーマ

Fig.2 the Schema of PET Image Database

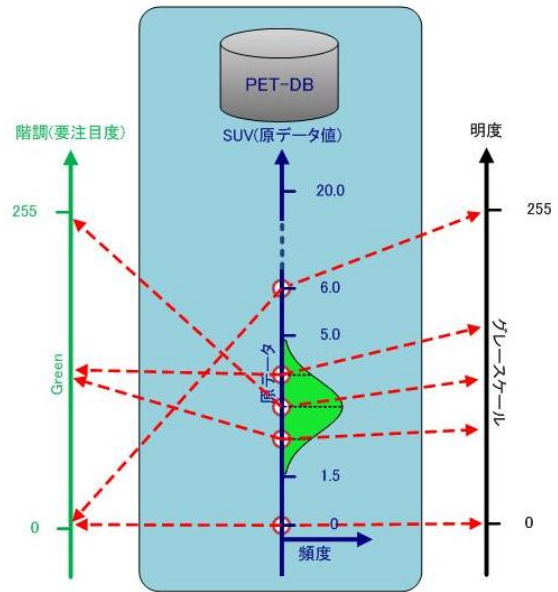


図3 原データと明度, ならびに, 発生頻度の対応付け

Fig.3 Associations between Original Data and Intensity, and, Original Data and Frequency

3.3 PET 画像 DB のデータ集約利用による読影支援

3.2 節で述べた情報は、そのままでは医師にとって有効であるとは言い難い。そこで本研究ではそれらのデータのうち読影時に有効であると考えられる適切なデータ集合を集約演算により抽出する。その結果を医師に提示するには様々な方法が考えられるが、本論文では、要注目領域を強調するように PET 画像の原データ値に色調を割当てることで、集積の危険度を視覚的に認識させる読影支援方法を提案する。

先に本論文の結論に言及すると、通常のカラースケール割当て(図8左)では画像全体を見て線形的に全体に対する RGB の調整を行うのに対し、提案手法(図8右)では、原データ値に対して「要注目度」を 0~255 の Green 階調値に割当てた変換を行う。このとき、要注目度は、過去の読影結果を様々な適切な条件を用いて検索し、得られた結果を集約することによって生成される。図3は、ある種のがんが過去に発見された検索結果に対して、その時の SUV の分布を作成し、最頻値は要注目度を高く、低頻値には要注目度を低く、殆ど出現しない値には要注目度を 0 に割当てる様な例を示している。この割当てにより、読影医は現在読影を行う画像に対して過去のデータの頻度を画像に重ね合わせて見ることができ、判断の一つの指標とすることが可能である。

4. プロトタイプシステムの設計と実装

実際に有効な検索や可視化が可能であるかを評価するために、3章の設計に基づき PET 画像 DB の検索結果に基づいて可視化を行なうためのプロトタイプシステムを構築した。実装環境は以下のとおりである。

[データベースサーバ] 機種: Dell Precision 530, CPU: Intel Xeon 3.4GHz (DUAL 構成), Memory: 4GByte, OS: Microsoft Windows Server 2003, DBMS: Microsoft SQL Server 2005
 [可視化クライアント PC] 機種: 自作構成 PC, CPU: AMD Athlon64X2 4800+, Memory: 2GByte, OS: Microsoft Windows Vista Business, 開発環境: Visual Studio .NET 2005

4.1 集約データの利用

3.2 節で述べたデータに対して、読影医にとって有効な集約データの例を以下に示す。これらは、3.2 節(1)~(7)で示したデータを単独もしくは複数を組み合わせて集約することによって得られる。

1) 各臓器の正常・異常症例の件数の比率

(1), (2)のデータを「肝臓」に関して集約することにより、「肝臓」に下された過去の診断のうち、正常例と異常例の SUV_{MAX} の SUV 範囲別の件数を取得することができる。そして、正常と異常の症例の件数の比を計算し、その比率を用いて PET 画像のカラーマップ割当てを行う。この場合、画像が表現する情報は「正常と異常のどちらにも判定される可能性が高い SUV 範囲」すなわち「最も慎重に判断すべき SUV 範囲」ということになる。

2) 各臓器の偽陰性の件数の比率

(3)のデータを「肝臓」に関して集約することにより、「肝臓」に下された過去の読影と確定診断の情報から、 SUV_{MAX} の SUV 範囲別の偽陰性の件数を取得することができる。そして、偽陰性と判定された SUV_{MAX} が最も多い SUV 範囲を基準として他の SUV 範囲の偽陰性数の比を求め、その比率を用いて PET 画像のカラーマップ割当てを行う。この場合画像が表現する情報は「偽陰性の可能性が高い SUV 範囲」ということになる。

3) 臓器の BG 集積を基準とした異常症例数

上記の2例は現在読影中の PET 画像に含まれる情報は一切利用していない。現在読影中の PET 画像の「肝臓」の BG 集積を検索条件とし、(1), (5)のデータを集約することにより、BG 集積に近い症例のみに絞りこんで異常症例の分布を取得することができる。これにより、現在読影中の PET 画像に SUV 分布に近い症例のみを抽出したことになる。SUV は半定量値であるため、患者の撮影時の健康状態や撮影環境、撮影までの時間などにより数値の揺らぎが発生する。BG 集積に近い症例のみに絞り込むことにより信頼性の高いデータになる。取得した異常症例の分布を(2)と同様にカラーマップ割当てに適用することにより、「現在読影中の PET 画像の SUV 設定における異常となりえる SUV 範囲」を表現することになる。

4.2 模擬データの蓄積

提案手法の実現性を評価するために模擬データを生成して、DB に蓄積した。模擬データは、横浜市立大学医学部放射線科からサンプルとして提供された読影診断情報付き全身 PET 画像データ 10 件を複製して、新たな 120 件の画像データとして登録した。その 120 件の画像データに対して「肝臓」に関する模擬の読影結果データを付与の上、適当な確定診断結果を付与して DB に蓄積した。模擬データの分布は、120 件の画像データうち、60 件は正常例、60 件は異常例とし、また、正常例 60 件のうち偽陽性を 20 件、異常例 60 件のうち偽陰性を 20 件となるようにした。また、実際の利用を想定して、模擬データを登録する際には以下の点を考慮した。

- 肝臓の正常な SUV は 3.0 程度で、4.0 を大きく上回るとほぼ異常確定とみなされるため、SUV3.0~4.0 の間に異常・正常症例共に多く分布するようにする
- 医師が読影を行う際に、肝臓に関しては SUV3.5 付近が一番判断の難しい領域であるので、その付近に偽陽性・偽陰性が多くなるようにする
- 集積の発生している部位情報に対しては細かく判定を行うようにする(例：肝右葉前区域、など)
- 現実の読影に近くなるよう、1 人の患者に対して 1~3 件の所見と 1 件の確定診断を付与するようにする

1500-2000	2000-2500	2500-3000	3000-3500	3500-4000	4000-4500	4500-5000	5000-5500
0	1	7	16	14	7	0	0

(a) 正常例件数の分布

(a) Frequency Distribution of Normality

1500-2000	2000-2500	2500-3000	3000-3500	3500-4000	4000-4500	4500-5000	5000-5500
0	0	2	9	16	14	4	0

(b) 異常例件数の分布

(b) Frequency Distribution of Abnormality

1500-2000	2000-2500	2500-3000	3000-3500	3500-4000	4000-4500	4500-5000	5000-5500
NULL	2430	2887	3283	3787	4305	4762	NULL

(c) 各区間における SUV_{MAX} の平均値

(c) Average SUV_{MAX} in Every Section

図 4 集約検索結果 1

Fig.4 Results of Aggregation Queries

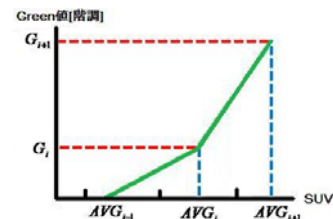


図 5 カラーマップの補完

Fig.5 Complement of Color Mapping

4.3 要注目領域強調画像の生成

本節では、4.1 節の 1) の集約データを用いた場合を例に要注目領域強調画像の生成について説明する。

[集約データの取得]

PET 画像 DB にクエリを発行し、集約データの取得を行う。このとき、医師は目的に応じた適切な SUV 範囲(下限・上限)を指定する。ここでは、必要な集約データは「肝臓の、SUV1.5~5.5 における、SUV0.5 区間ごとの正常例・異常例の件数を取得せよ」とする。クエリを発行すると、図 4(a) (b) のようなテーブルが返される。尚、現場でのデータ表現の慣例に従い、図 4 の SUV は 1,000 倍した数値を用いている。

[集約データの加工と利用]

取得したテーブル(図 4(a) (b))から、正常と異常の件数の比率を各区間で計算する。区間数を n とし、各区間 i ($i=1 \sim n$) の正常と異常の件数の比率を R_i ($=0 \sim 1$) とする。 R_i の中で最大値のものを R_{MAX} とする。各 R_i を R_{MAX} で正規化したあと 256 階調に変換し、カラーマップの RGB 色相の Green に割当てて。このとき区間 i における Green の値を G_i ($=0 \sim 255$) とおくと次の式が成立する。

$$G_i = \frac{R_i \times 255}{R_{MAX}}$$

次に、各区間に含まれる全症例(異常・正常共に)が持つ SUV_{MAX} の平均値(図 4(c))を検索により求め、その値を AVG_i とおく。各区間 i における AVG_i と G_i を組とし、SUV が AVG_i の時の階調が G_i となるように、カラーマップ割当てのグラフにプロットしていく。このとき、 G_i と G_{i+1} の間の数値は G_i と G_{i+1} を結ぶ直線で線形的に変化すると仮定する。以上を図 5 に簡潔に示す。

[要注目領域強調画像の利用方法]

通常カラーマップ割当てでは SUV を一律な線形式によって割当ててのに対して、本手法のカラーマップ割当てでは

色調の持つ意味が根本的に異なる。「正常と異常のどちらにも判定される可能性が高い SUV の値ほど濃い Green に」、つまり、「最も慎重に判断すべき SUV の値ほど濃い Green に」という意味を画像が持つ。すなわち、要注目領域を強調した画像が得られる。この要注目領域強調画像と読影画像の比較を行うことによって、読影医は現在注目している集積が、明らかに異常 (or 正常) と言えるのか、もしくは判定が非常に難しいために慎重を要するのか、などの新しい判断材料を得ることができるようになる。

提案手法で生成された画像を有効に利用するためには、元の PET 画像との比較を行うことが重要となる。ここでは、提案手法で生成された Green の画素値が存在する場合に、対応するグレースケールの画素と置換して画像合成を行った。図 3 を例として説明すると、Green の画素値は SUV1.5~5.0 の領域において存在するので、グレースケール画像の SUV1.5~5.0 に対応する画素を置換する。他にも、グレースケール画像に対して該当 SUV 値のみ Green に表示する機能、通常の PET 画像と瞬間的に切替える機能などを実装した。

5. 検索と実験による評価

構築したシステムを評価するために、PET 画像 DB に対する検索評価と、2 種類のビューア (PET Manager [14], AMIRA [15]) を用いての動作実験を行った。実験には、4.2 節で登録した模擬データ 120 件を利用し、様々な集約データのパターンに対応できているかを確認した。また、PET Manager 上で行ったカラーマップ割当てを、汎用ビューアである AMIRA 上でも再現可能かどうかを検証した。

5.1 検索による有用な集約データの取得

4.1 節で上げた検索例が実際に検索可能かどうか検証した (図 6)。3.2 節でも述べた通り、どのデータを組み合わせて集約するかによって、取得できる集約データの持つ意味が変わってくるため、様々な情報を読影医に提示することができる。その時々において、読影医が必要とする情報を取捨選択できるので有用であると考えられる。医師が毎回取捨選択するのは現実的ではないので、4.1 節で示したような例をテンプレートとして用意すべきである。また、提示した検索例以外の有用なクエリについて、今後も検討していく必要がある。

5.2 実装システムの評価

模擬データに対して検索クエリを発行し、プロトタイプシステムで PET 画像に対してカラーマップの割当てを行った結果を図 7 に示す。カラーマップ割当てを行った PET 画像は、実際に医師によって読影が行われ、肝臓に異常集積が認められたものを使用した。今回の模擬データでは「肝臓」に対してのみ所見と確定診断が付いているため、システムも「肝臓」に対してのみ割当てを行っている。(a) は SUV0.5 間隔で異常・正常例の件数を取得した集約データの分布と、それを元にした Green の階調の割当て、それをグレースケール画像に反映させた結果である。(b) は (a) を SUV0.2 間隔で検索した場合である。(c) は偽陰性の件数を取得した集約データの分布と、それを元にした Green の階調の割当て、それをグレースケール画像に反映させた結果となっている。それぞれ、左上にヒストグラム、左下にそれから得られた階調割当て、右に適用画像を示す。どの場合においても、肝臓の要注意領域である集積に対して Green が割当てられているのが確認できた。

5.3 汎用 Viewer による再現

実装したプロトタイプシステムで使用したカラーマップの SUV 範囲、階調の割当ての情報を外部に出力し、汎用医用

画像 Viewer である AMIRA に適用することで、他の一般的な医用画像システムにおいても再現可能であることを示した (図 8)。図 8 左の画像は通常のカラーマップ割当てを適用したもので、図 8 右の画像は提案手法によるカラーマップ割当てを適用したものである。

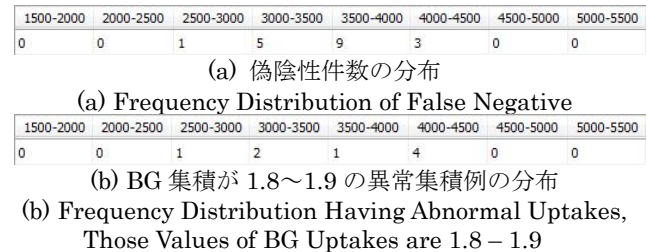


図 6 集約検索結果 2

Fig. 6 Results of Other Aggregation Queries

6. まとめ

本論文では、確定診断情報を蓄積する PET 画像 DB を構築し、その集約データを利用した要注意部位を強調する読影医支援手法を提案した。そして提案手法を元にプロトタイプシステムを構築し、模擬データを登録して有用性を評価した。また、構築したデータベースによって可能となる検索を示し、診断支援の実現可能性を示した。

今後の課題として、実際の臨床における有効性の検証を要する。また、今回利用した集約データ以外に読影支援に有用な集約データを検討していきたいと考えている。

【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、鈴木晶子助教、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。

【文献】

- [1] 社団法人日本アイソトープ協会HP : <http://www.jrias.or.jp/index.cfm/8,0,117,html>
- [2] 有澤博：医師の手法を模倣した PET 画像自動診断システムの構築，電子情報通信学会技術研究報告，Vol. 105，No. 117，pp. 29-34 (2005)
- [3] Haiying Guan; Toshiro Kubota; Xiaolei Huang; Xiang Sean Zhou; Matthew Turk; “Automatic Hot Spot Detection and Segmentation in Whole Body FDG-PET Images”，ICIP06 (2006 IEEE International Conference on Image Processing, 8-11 Oct. (2006), pp85-88
- [4] 斎藤豊文，森 健策，鳥脇純一郎，末永康仁：“仮想化された人体データからのナビゲーションに基づく知識発見次元シームレスな画像観察支援ツールの開発”，第37回人工知能基礎論研究会 (SIG-FAI) (1999)。
- [5] 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] 砂子一徳，植田賢，富井尚志，“PET 診断プロセスのモデル化による医師間読影情報共有システムの構築”，日本データベース学会 Letters，Vol. 5，No. 1，pp. 149-152，(2006. 6)

[7]P.D. Shreve, Y. Anzai, R.L. Wahl, "Pitfalls in oncologic and benign variants", Radiographics, vol. 19, pp. 61-77, 1999

[8]Suzuki, A., Kawano, T., Takahashi, N., Lee, J., Nakagami, Y., Miyagi, E., Hirahara, F., Togo, S., Shimada, H., 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).

[9]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)

[10]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

[11]鈴木晶子, 南本亮吾, 井上登美夫, 佐藤貴子, 圓田幸宏, 関谷隆行, 有澤博, "医学画像診断の自動化への期待と現状", 横浜市立大学・横浜国立大学共催2006年度医学情報処理システム研究会 (MIPS2006) 論文集, pp41-42, 2006.

[12]Unified Medical Language System(UMLS), <http://umlsinfo.nlm.nih.gov/>

[13]8JIRA/DICOM委員会, <http://www.jfcr.or.jp/DICOM/>

[14]Kazunori SUNAKO, Tetsuya ISHIE, Masaru UEDA, Takashi TOMII, "Introduction and Implementation of a System to Share Findings with ROI for PET Diagnosis Support," icdew, p. 1165, 21st International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW'05), 2005.

[15]Amira Homepage: 3D Data Visualization, <http://www.amiravis.com/>

青木 裕紀 Hironori AOKI

2008 横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了. 在学中は PET 画像データベースの研究・開発に従事. 現在、株式会社日立製作所に勤務.

筒井 三紀子 Mikiko TSUTSUI

2008 横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了. 在学中は PET-CT 画像データベースの研究・開発に従事. 現在、日本アイ・ビー・エム株式会社に勤務.

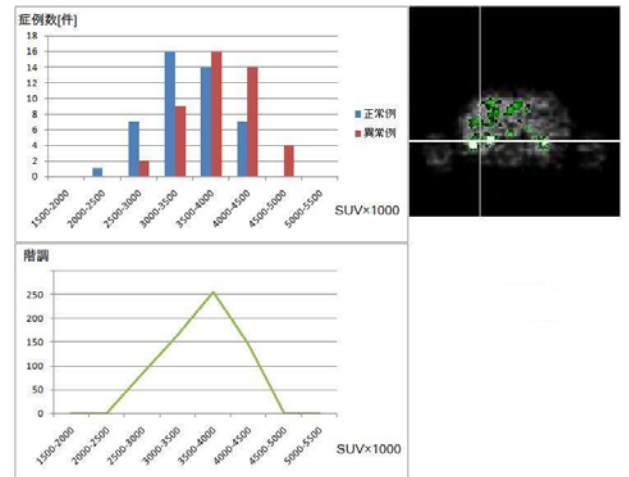
富井 尚志 Takashi TOMII

横浜国立大学大学院環境情報研究院准教授. 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, 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.

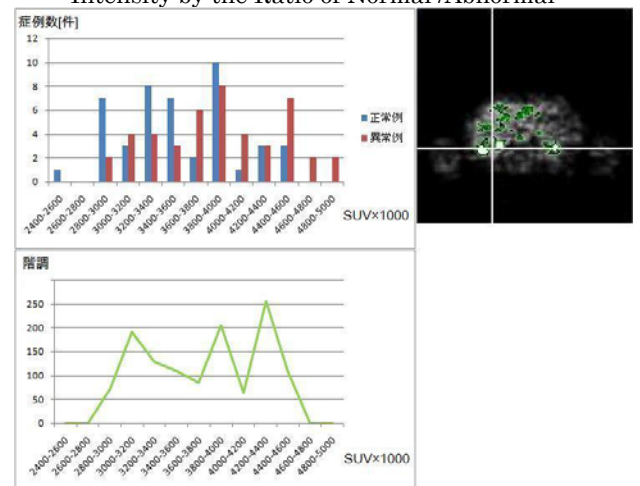


図8 AMIRAによる再現

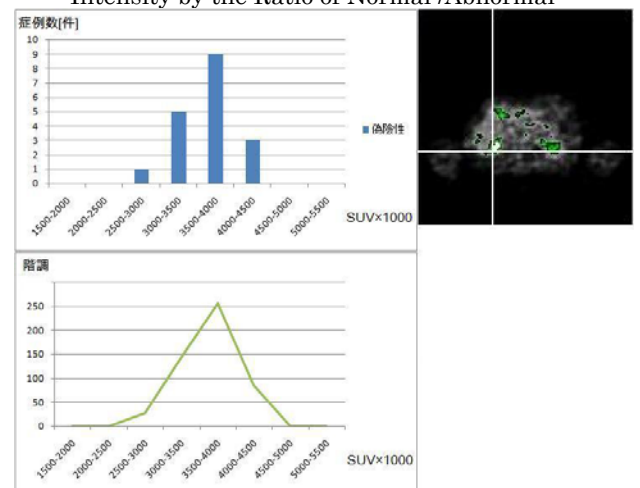
Fig.8 Reproduction by AMIRA



(a) SUV 間隔 0.5; 正常・異常例分布による割当
(a) Section Interval of SUV= 0.5; Correspondence of Intensity by the Ratio of Normal /Abnormal



(b)SUV 間隔 0.2; 正常・異常例分布による割当
(b) Section Interval of SUV= 0.2; Correspondence of Intensity by the Ratio of Normal /Abnormal



(c)SUV 間隔 0.5; 偽陰性分布による割当
(c) Section Interval of SUV= 0.5; Correspondence of Intensity by the Histograms of False Negative

図7 データ分布と生成された画像

Fig.7 Histograms and Generated Images