

PET 画像を用いたガン自動診断システムのための 医学データベース構築

遠藤 智絵[†] 橋本 麗[†] 荒井 淳[†] 有澤 博[‡] 鈴木 晶子^{†‡} 井上 登美夫^{†‡}

[†] 横浜国立大学大学院環境情報学府 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

[‡] 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

^{†‡} 横浜市立大学医学部放射線医学講座 〒236-0004 横浜市金沢区福浦 3-9

^{†‡} 横浜市立大学大学院医学研究科 〒236-0004 横浜市金沢区福浦 3-9

E-mail: [†] tomoe@arislabs.ynu.ac.jp, rei@arislabs.ynu.ac.jp, arai@arislabs.ynu.ac.jp [‡] arisawa@ynu.ac.jp

^{†‡} kerokero-p@mui.biglobe.ne.jp ^{†‡} tomioi@med.yokohama-cu.ac.jp

あらまし 近年、医学界において全身 PET 画像を用いたガンの診断が注目されている。PET 画像は薬剤を体内に投与し、その集積を画像化したものであり、ガンの早期発見や腫瘍の良性・悪性の判断を可能としている。しかし、この診断法による医師の負担は大きく、自動診断システムへの要望が高まっている。そこで我々は、医師の診断プロセスを再現するような自動診断システムを提案し、評価を進めている。本稿では、医師が PET 画像から臓器や薬剤の集積を認識し、ガンの可能性を判別するプロセスを計算機上で実現するために必要十分であると考えられるデータ表現および推論メカニズムを検討した。さらに、これらを単一のデータベース操作として実現することによって、医師による PET 診断プロセスを模擬できることを示した。

キーワード マルチメディアデータベース、マルチメディア処理、知識処理、医学画像診断、データの可視化

Construction of a Medical Database for Automatic Diagnosis System of Cancer Using PET Images

Tomoe ENDO[†] Rei HASHIMOTO[†] Jun ARAI[†] Hiroshi ARISAWA[†]

Akiko SUZUKI[‡] and Tomio INOUE^{†‡}

[†] Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University 79-7 Tokiwadai,
Hodogaya-ku, Yokohama-shi, 240-8501 Japan

[‡] Yokohama City University, School of Medicine, Department of Radiology 3-9 Hukuura, Kanazawa-ku,
Yokohama-shi, 236-0004 Japan

^{†‡} Graduate School of Medicine, Yokohama City University 3-9 Hukuura, Kanazawa-ku, Yokohama-shi, 236-0004
Japan

E-mail: [†] tomoe@arislabs.ynu.ac.jp, rei@arislabs.ynu.ac.jp, arai@arislabs.ynu.ac.jp, arisawa@ynu.ac.jp

[‡] kerokero-p@mui.biglobe.ne.jp ^{†‡} tomioi@med.yokohama-cu.ac.jp

Abstract In recent years, the diagnosis of cancer using PET(Positron Emission Tomography) images of a whole body. The PET image shows accumulation of medicine dosed in human body. This diagnosis is good at finding small cancer and discriminating a benign or a malignant tumor. However, this diagnosis is so laborious for doctor that the development of automatic diagnosis systems is expected. We proposed a solution that makes computer reproduce the process of diagnosis by doctor, and we are evaluating it now. In this paper, we design the data expression and the inference mechanism. Combining these elements as database operations, we show that the process of the diagnosis of cancer using PET images by a doctor can be simulated by computer.

Keyword Multimedia Database, Multimedia Processing, Knowledge Processing, diagnosis of medical imagery, data visualization

1. はじめに

医療における様々の検査データから、医師が行うような診断のプロセスを、コンピュータによって代行させたいという試みは古くからなされてきたが、人体の複雑さ、検査データと膨大な医学知識との関連付けの困難さことから、大きな成果を得られずに今日に至っている。

ところで、現在医学界ではCT、MRI、PETに代表されるように、人体内情報を人体内部断面（スライス）画像の集まりとしてとらえ、医師がそれらを読影して診断することがさかんに行われている。

医師は解剖学的知識や検査の経験を用いてスライス画像から診断に必要な要素を認識する。そしてその要素を組み合わせて様々なルール（診断のための知識・ロジック）を適用して診断を行っている。このような医師の診断プロセスをモデル化し、医師による診断と同様の機構を用意することができれば、コンピュータによって医師の診断プロセスを自動化させることが可能となる。画像取得精度の向上に伴って、増える一方の情報量を一人の医師が目視で処理する限界を考えれば、自動化の有用性は非常に大きい。さらに、システムの推論過程を医師に提示し、医師が確認・訂正でき、新しい診断ルールを追加することができれば、医師の思考過程から離れることなく、より精度の高い自動診断が行える。

そこで我々は、ガン診断の切り札といわれるPET画像に注目し、画像診断の自動化を試みた。そして自動診断に用いる元画像や診断途中で用いられるイメージ、診断に用いられるルールなど、すべてを同一のプラットフォームに蓄積し、また診断プロセス自体もデータベース上の操作として行えるデータベースシステムを構築することを試みた。

データベース設計に先立って、著者の1人である読影の専門家が実際にPET画像の読影を行う際の画像認識や診断のプロセスを詳細に記録し、医師的立場からのモデル化を行った。医師はPET診断を行う際、スライス画像から専門知識を用いた上で、人体部位・特定臓器・集積を認識し、その上で経験知識に基づく判断を行っている。そこでPET画像からこれら3つのタイプ別に情報を抽出し、各タイプのインスタンスに対して診断に必要な属性値を付加し、データベース表現（モデリング）を行った。そしてその上でデータベースの検索操作と推論エンジンを組み合わせて診断を模擬することを考えた。したがって、データベースを使って医師の診断を自動化するシステムは、次の2つのフェーズから構成される。

- (1) PET画像に対して基本的な画像処理を行い、医師の認識プロセスに沿った手順で人体部位、特

定臓器、集積を認識し、その属性値とともにデータベース上に表現するフェーズ

- (2) 蓄積されたデータベースに対して診断ルールを適用し、推論を行ってガンの可能性を判別するフェーズ

我々は、現在2つのフェーズから成るプロトタイプシステムを開発し、その有効性・妥当性を検証中である。

本稿では、このうち特に(1)を重視し、医師の診断プロセスを模擬するPET自動診断システムにおいて、データベースに蓄積する情報とその表現方法を検討した。(2)についても我々のプロジェクト内で同時に研究が進められている[1][2]。以下本稿では、2章で医用画像診断の関連研究と本研究の方針、PET診断について述べる。3章で医師の診断プロセスのモデル化とシステムの設計と特徴について述べた上、4章でPET診断情報のモデリングについて述べる。5章でプロトタイプシステムの作成について述べ、6章で考察を行い、本システムの有効性を示す。7章でまとめを述べる。

2. 医学自動診断システムとPET診断

2.1. 従来の医学自動診断システム

医師の診断プロセスをコンピュータによって代行もしくは支援させるようなシステムについては、従来から多くの研究事例が存在する。例えば、古くからMYCINなどのエキスパートシステムという形で研究されている[3]。知識獲得のボトルネックなどの問題点もあるが、実際の医療現場でも使用されている。一方、近年ではCT、MRIなどの医用画像診断に関する研究が多い[4][5][6][7][8]。これらは、主に画像処理技術を用いて自動診断に結びつけるアプローチをとり、フィルタリングやしきい値処理、画像の特徴量を用いた処理等によってガンなどの病変部分を抽出するシステムである[9][10]。

一方、PET画像はCT、MRI画像のような体の形状を写しているものではなく、薬剤の体内での集積の濃度を写したものである。解像度も低く、非常に粗い画像となっている。よって、画像処理のみにより異常集積と正常な範囲の集積を区別し、ガン細胞や臓器の領域を正確に抽出することは困難である。そこで我々は、医師の認識プロセスや診断ルールを記述し、医師による診断そのものを自動化するシステムを作成することとした。

2.2. PET診断の現状と原理

ここで、簡単にPET診断の現状とその原理について述べておく。

全身FDG-PET(FDG-Positron Emission Tomography 陽電子放射断層撮像)画像を用いたガン診断は、早期発

見や腫瘍の悪性・良性の判別が可能であるとされ、現在医学界において、非常に有効な診断法と期待されている[1]。

FDG-PET 画像は放射性フッ素(F-18)で標識した

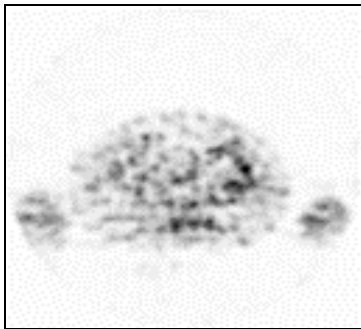


図 1 PET 画像

FDG(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な薬剤を注射で患者の体内に投入し、その体内分布を撮影したものである。FDG の集積の度合いは SUV という値で表される。ガン細胞はブドウ糖を好む性質があるため、ガンがある部位には FDG がより多く取り込まれる、つまり SUV 値が高くなる。しかし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(腎臓・膀胱・肝臓等)には、ガンがない場合でも FDG はより多く取り込まれてしまう。

全身 PET 診断では体軸方向に約 3mm 間隔で、大腿部から頭頂部までの断層撮影が行われるため、患者 1 人につき約 300 枚程度のスライス画像が結果として医師に渡される。医師はこの大量のスライス画像を読影するにあたって、自らの知識・経験に照らして疑わしい領域の抽出や推論など、多大な頭脳労働をこなしている。その負担は非常に大きく、疲労・集中力の低下等で誤診を起こす可能性が大きい。また全身 PET による集団検診が計画されているが、患者 1 人の読影に要する時間が長くなり、多数の人を診断できないことが予測される。これらのことから自動診断システムの有用性はきわめて大きいといえる。



図 2 PET 診断の流れ

3. 医師の診断自動化システムの設計

我々は、PET 画像自動診断システムを構築するにあたり、医用画像読影の専門家と画像解析およびデータベース処理を担当する専門技術者でチームを組み、相互に緊密な連携を取りつつ、トータルシステムを構築することを目指した。

3.1. 医師の診断プロセスのモデル化とシステム設計

医師による診断の自動化のためには、医師の診断プロセスをモデル化し、システム設計を行う必要がある。

我々は実際に3度にわたり、ビデオカメラ等を用いて医師による読影の様子を詳細に記録し、診断プロセスのモデル化を行った。医師の診断プロセスの詳細な分析とモデル化、それに基づくシステム設計についてはすでに著している[1]、ここでは概要のみ述べる。

以下に、医師の PET 画像読影における重要な要素と手順を示す。

フィルムに焼いたスライス画像を大腿部の方から頭頂部に向かって1枚ずつ見ていく。その際、生理的に FDG が集まる臓器に注目しながらスライスを見ることで、注目しているスライスが人体のどの部分の画像かを認識し、異常の可能性のある FDG の集積をピックアップする。

でピックアップした集積について診断ルール(自身の経験知識)を適用させ、コンソールで FDG 集積の強度・分布の様子などをチェックした上でガンの可能性を判別する。

医師は の過程をたどる。医師の診断プロセスを自動化するシステムには、このモデルの各過程に対応した機構が必要となる。

過程 は、医師が患者の人体情報を逐次的に認識していく処理を行うものとなる。過程 は、過程 で取得した情報と FDG 集積の解析結果を全て見渡した上で、診断ルールを用いた推論を行いガンの可能性を判別するという宣言的な処理を行っている。

以上から、本システムは逐次的な処理を行うフェーズ(過程 に対応)と宣言的な処理を行うフェーズ(過程 に対応)の大きく2つのフェーズを持つ。

3.2. 診断システム構築の基本方針

PET 自動診断システムの実用化へ向けては、その安全性・信頼性についての慎重な考慮が必須である。本システムでは「医師にも分からなかった知見をコンピュータの解析能力によって見つけ出す」というような、知識発見的、あるいはデータマイニング的なアプローチはとらず、医師による診断そのものを医師の頭の中の流れに沿って自動化するという方針に徹することとした。さらに、システムの推論過程を医師に提示し、医師が確認・訂正することや、新しい診断ルールを柔軟に追加する機能を付加することにより、医師の思考

過程から離れることなく、より精度の高いシステムへと高めていくことを意図している。

全身 PET によるガンの診断では、結果として渡されるスライス画像のうちの約 8 割はガンが見受けられない正常なスライス画像である。そのためシステムがガンのない正常なスライス画像を認識して、ガンの可能性があるスライス画像のみを医師に提示することができれば、十分に医師の負担は軽減される。本システムは、確実にガンがないスライス画像を自動認識して、少しでもガンの可能性のある人体部位を確実に残して、専門医師の判断に任せるというシステム構築を基本方針とした。

以上の考え方を元に我々は PET 診断のトータルシステムアーキテクチャを図 3 のように考えた。以下の章ではトータルシステムにおいて中核をなす人体器官・集積データベースに焦点をあてていく。

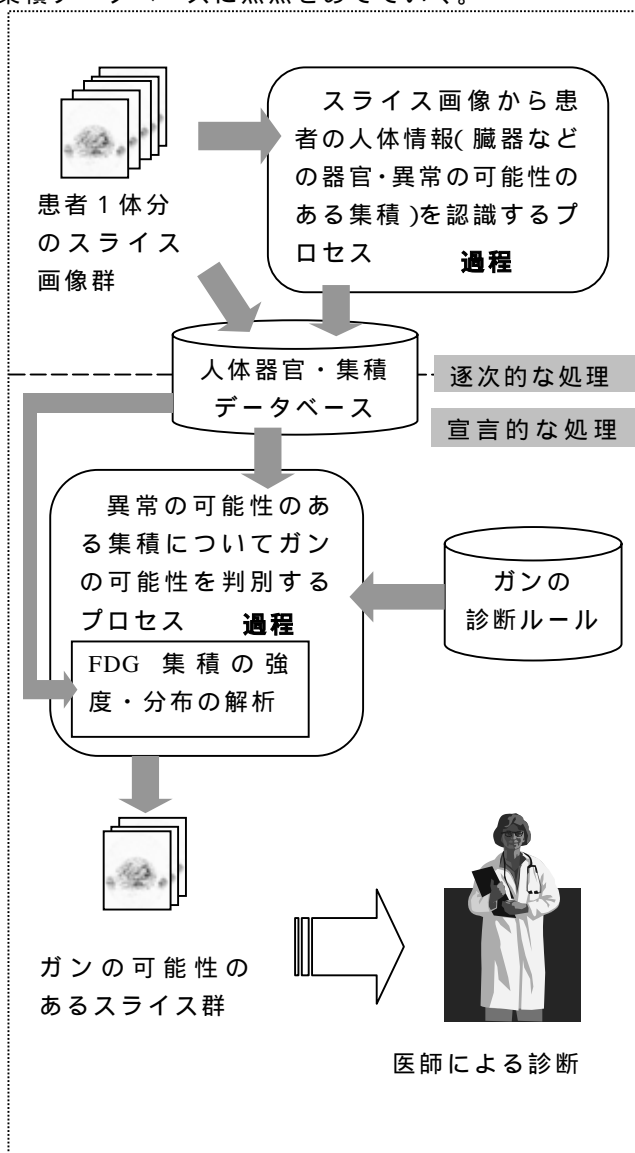


図 3 トータルシステムアーキテクチャ

4. PET 診断情報のモデリング

本章では医師は PET 画像からいかなる情報を得てその後の診断を可能としているのかを詳細に検討し、人体器官・集積データベース上に展開される情報がどのようにモデリングされるべきかについて述べる。

4.1. 医師が PET 画像から認識する情報

医師は読影にあたって 1 枚あるいは連続した枚数のスライスから様々な空間的オブジェクト(あるいは 3 次元領域)を把握している。

一枚のスライス画像には、胸、右腕、左腕、心臓、集積 1、集積 2 など複数の“もの”が写っている。医師は自身の解剖学的知識から、その頭の中に三次元的な人体解剖像ともいえるイメージを描くことができる。医師は、見ているスライス画像と人体一般の三次元的形状情報とを照らし合わせて、スライス画像に写っている“もの”を胸、心臓などの断面であると解釈する。そして、解釈して得られた断面を再合成して、患者の胸、心臓などの空間的なオブジェクト(あるいは三次元領域)を把握し、患者の人体の三次元的イメージを描いている。したがって、医師が PET 画像から認識する人体情報は、以下の 3 タイプの三次元領域であるといえる。

- i. **人体部位**・・・頭部 頸部 胸部 右腕 左腕 右大腿部 左大腿部など
- ii. **特定臓器**・・・脳 右肺 左肺 心臓 肝臓 右腎臓 左腎臓 尿管 膀胱など FDG の取り込み方に生理的に特徴がある臓器
- iii. **集積**・・・FDG が強く分布している部分

4.2. 人体器官・集積データベース上の情報モデリング

ここでは、自動診断システムを完成させるために人体器官・集積データベース上に情報をどのようにモデリングするかについて考察する。

前述のように、医師が PET 画像から認識する情報の分析をすると、医師は患者の**人体部位**、**特定臓器**、**集積**のひとつひとつを 3 次元領域として把握する。その 3 種のインスタンスはそれぞれ別々の概念に対応し、かつ固有の属性値をもつため異なったタイプを形成している。三次元領域を表現するため、あるひとつの**物理スライス**(元画像であるスライス画像)上で認識された、ある“もの”(領域、あるいは点集合)に対して、その実体だけを示している仮想的なスライスを考え、**論理スライス**と呼ぶことにする。

すなわち論理スライスとは、ある(臓器などの)三次元領域が、個々の物理スライス上でどの位置に表現されているかを示すためのマスクパターンのようなものである。(ただし、後述するように臓器などの場合、境界が鮮明に識別できな

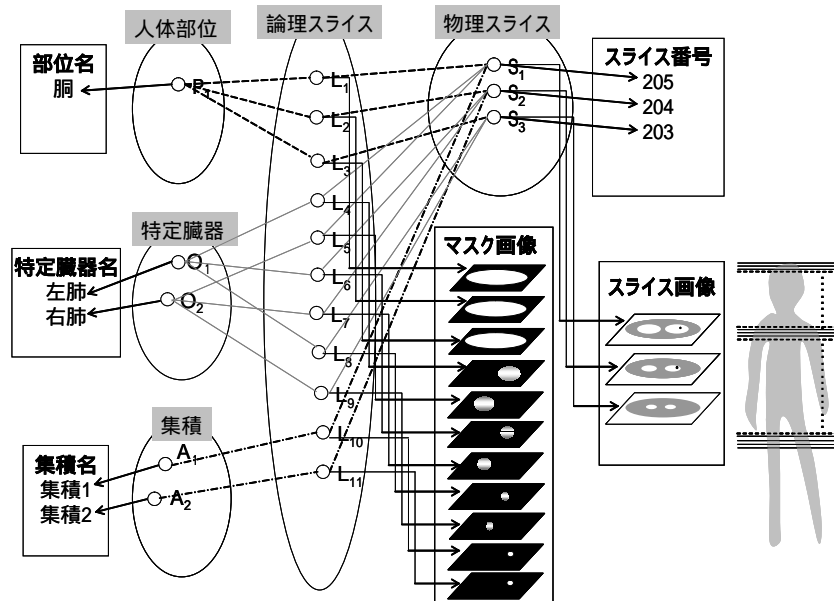


図 4 モデリングされた人体器官・集積データベース

い場合も多いことから、1,0 のマスクパターンではなく、確度付きのマスク値を用いることがある。)したがって、医師(あるいは医師の代わりをするシステム)が認識する臓器や集積といった三次元領域は、その各々が通常複数枚からなる論理スライス群で具体的に示されることとする。

各インスタンスに付加するべき属性値について言及する。人体部位、特定臓器、集積の各インスタンスには、部位名、特定臓器名、集積名を属性値として付加する。例えば心臓という名称を持つ臓器について、医師は三次元的なひとつの心臓を認識しており、これに対応するものと位置づける。物理スライスには、スライス No.とスライス画像を属性値として付加する。論理スライスには、その領域をあらわすマスク画像を属性値として付加する。例えばスライス No.205 のスライス画像に写っている左肺は、スライス No.が 205 の値をもつ物理スライスと、左肺の値をもつ臓器とを結び付けている論理スライスとしてあらわす。

図 4 に以上の考えに基づいたデータベース上のモデリングの全容を示す。

4.3. マスク画像の作成

医師が PET 診断を行う際には、集積がどの臓器に含まれているか・いないかを知る必要があり、これは重要な診断ルールのひとつである。したがって、本システムでは、診断の際に異常集積を見逃すことのないような境界を設定し、マスク画像を作成する。

以下、マスク画像について人体部位、特定臓器、集積の各タイプ別にみていく。

- (1) **人体部位**・・・人体外部は FDG を取り込まないため、SUV 値は非常に低い値を示す。一方、人体表面には低度の生理的集積がみられる。よって人体の周囲では SUV 値の高低差が強く現れ、比

較的容易に境界を設定することができる。ただし、人体内部に含まれる部分を外部であると誤認することを防ぐため、人体領域は面積が最大となるように求める。

- (2) **特定臓器**・・・生理的集積に関する性質は臓器によって様々であり、PET 画像では確実な境界は得られない。よって我々は視点を換え、確実に臓器である領域、臓器の可能性のある領域、確実に臓器でない領域を対象とする臓器ごとに求めることとした。臓器のマスク画像は確度を付け 3 値であらわす。
- (3) **集積**・・・医師は集積をコントラストで捉え、集積の周囲の SUV 値が低く、その集積が目立って見えれば異常を疑う。よって集積の周囲では SUV 値の高低差が比較的強く現れ、境界を得ることができる。本システムでは、例えば臓器ごとなど、各パターンについて診断ルールを適用して、異常集積を正常と誤診することを防ぐ。このため集積領域は面積が最大となるように求める。

以上より人体部位、集積の領域は 2 値のマスク画像、特定臓器領域は 3 値の確度付マスク画像であらわす。

5. プロトタイプシステムの作成

今まで述べてきたことを実現するものとして、著者らのグループでは実際の診断に使えるプロトタイプ作りを進めている。3.1 節で述べたように、本システムは 2 つのフェーズからなる。

本章では各フェーズの実現手法およびこの 2 つのフェーズ間のデータ受け渡しについて述べる。

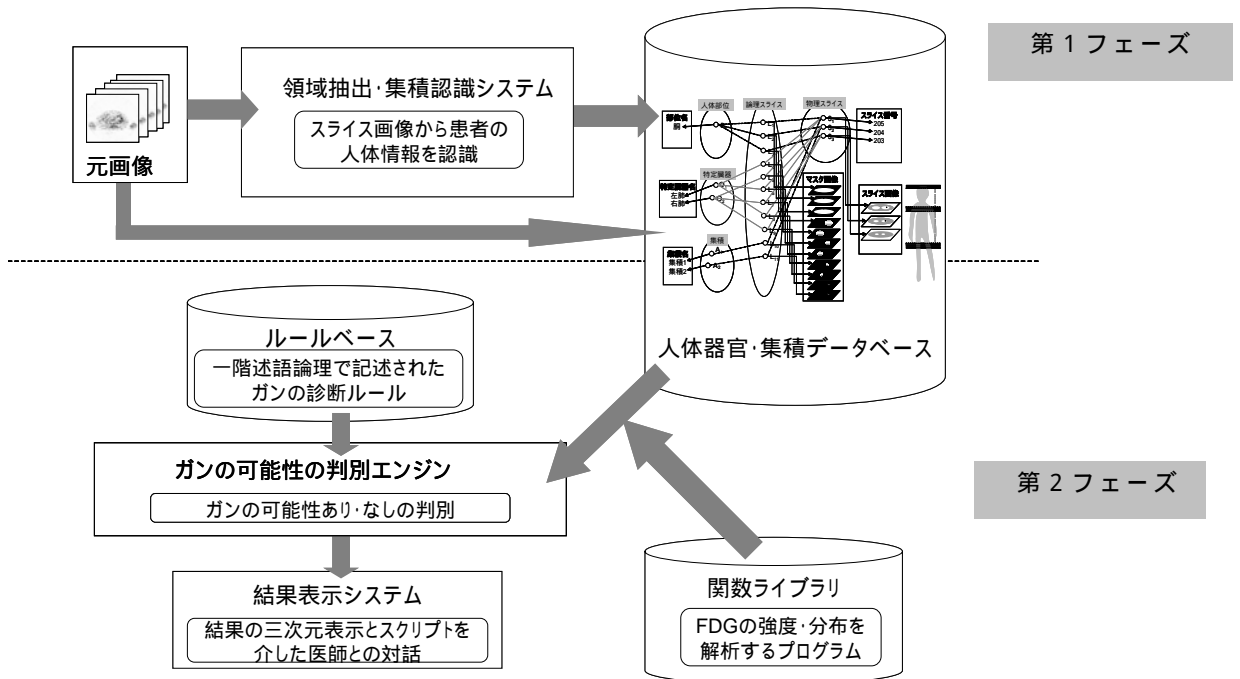


図 5 PET 画像自動診断データベース・システムのプロトタイプシステム構成

5.1. 第1フェーズ

プロトタイプシステムの機能構成を図5に示す。

第1フェーズでは、取得したPET画像に対して基本的な画像処理を行い、医師の認識プロセスに沿った逐次的な処理によって人体部位、特定臓器、集積の認識を行う。

医師は、解剖学的知識、前後スライスの関係、生理的集積の知識などの専門知識・経験を用いてPET画像から人体部位・特定臓器・集積の認識を行っている。スライス画像を1枚ずつ大腿部から頭頂部まで、例えば尿道 膀胱 尿管 腎臓 肺 心臓 頭と人体部位、特定臓器、集積を認識しながらたどって見ていく。この際、例えば膀胱を認識する際に用いている知識は、体の下の方（スライスの最初の方）にある、全スライスの中でも特にSUV値が大きい、集積が体の前面かつほぼ中心にある、集積は丸い形状をしている、同様の集積が前後何スライスかに見受けられる等がある。

スライス画像を一枚ずつみていき、人体部位、特定臓器、集積を認識するような過程を自動化するためには、当然スライス画像に基本的な画像処理を行う必要がある。

本システムでは画像処理により、注目した部分の形状（円形度など）、位置、空間関係、相互関係、SUV値の情報を画像処理によって得る機構を用意した。入力したスライス画像に基本的な画像処理を行わせ、その結果得た情報を用いて医師の認識プロセスに従って逐次的に処理を行い、人体部位、特定臓器、集積の認識を行う。この際の認識プロセスは、プログラムに埋め

込む形で記述した。

このように基本的な画像処理の結果と医師の認識プロセスに沿った処理によってスライス画像から人体部位、特定臓器、集積の認識情報を得ることができる。これらの情報は第2フェーズへ渡されるが、後述する第2フェーズでは述語論理でルールが記述されているので、人体部位、特定臓器、集積、論理スライス、物理スライスの各インスタンスを述語の形で受け渡す。

5.2. 第2フェーズ

第2フェーズでは、拡張された一階述語論理で記述されたルールを用いて推論を行い、ガンの可能性を判別する。ガンの可能性を判別する医師の診断プロセスのモデル化と医学知識のルール化およびガンの可能性を判別する手法については文献[1][2]で述べたため、ここでは省略する。

ルールに適用される情報としては、第1フェーズから渡される人体部位、特定臓器、集積、論理スライス、物理スライスの認識結果を記述した述語と第2フェーズ内にて用意されたFDG集積の強度・分布を解析する関数ライブラリによって得る情報がある。

FDGの強度・分布の解析を行うということは、画素値の解析を行うということであるので、これは画像処理を行うということになるが、これも第1フェーズの場合と同様に基本的な画像処理といえる。解析処理の結果は、分布のばらつきの様相を例えば数値にして表現することが必要となり、これらを取得することができる関数群を用意した。

5.3. データの受け渡し

元画像、第1フェーズで得られた結果、第2フェーズで用いられる情報など、自動診断にて用いられる情報は、第4章で述べた人体器官・集積データベースを介して受け渡される。

本システムにおけるデータベースは、各要素を表現すると同時に、データベース関数によって各要素をたどることができるので、検索によって医師の診断に必要な全ての情報を取り出すことができる。このようなデータベースを構築し、プロトタイプシステムを作成している。

図5に開発中のPET画像自動診断データベース・システムのプロトタイプシステム構成を示す。

```

a H{has_possibility_of_abnormality(a, heaper)
  x y{max_suv(a, x)
      max_suv_of_normal(heaper, y)
      1 (x - y) > 0.8}}
a o{is_cross(a, o)
accumulation(a) organ(o)
      situation(a, o, cross)}
a o{is_within_normal_limit(a, o)
(is_in(a, o) is_cross(a, o))
name(o, bladder)
  x y{volume(a, x) volume(o, y)
      (x / y) > 0.95}}

```

6. 開発システムの実現性および有効性についての考察

プロトタイプシステムにおける機能分解の安全性および第2フェーズの実現性の検証を兼ねて、我々は記録した読影の症例のうち2つの症例について、その診断プロセスで必要な情報を提案したデータベースを検索して取得できるかを評価し、取得した情報を用いてガンの可能性を判別する診断ルールについて考察した。

以下に2つの症例にて医師が用いている診断ルールを示す。

“肝臓内に腫瘤状の集積 $a_1 \cdot a_2 \cdot a_3$ が見られる。 $a_1 \cdot a_2$ の SUV 値の max 値は 11.1, 4.7 であり、異常集積と認められる。 a_3 は SUV 値の max 値 3.6 であり、肝実質の集積は 2.7 程度で、有意な異常とは言いきれない。”

“集積 a は膀胱のほぼ全ての部分を覆っている集積であるので、膀胱への生理的集積と判別できる。”

本システムにおいて診断ルールは拡張された一階述語に基づいて表現される[2]。、の診断ルールを拡張された一階述語で表現したものを以下に示す。ただし A は集積の集合、 O は特定臓器の集合、 P は人体部位の集合であり、 $a \in A$ (accumulation(a))、 $o \in O$ (organ(o))は、データベースより渡される第1フェーズの認識結果を記述した述語である。

```

a o{is_in(a, o)
accumulation(a) organ(o)
      situation(a, o, in)}
H {a | a ∈ A name(o, heaper) is_in(a, o)}
a H{has_abnormality(a, heaper)
  x y{max_suv(a, x)
      max_suv_of_normal(heaper, y)
      (x - y) > 1)}}

```

本システムにおいて、このようなルールを機能させるためには、表1に示した述語が関数ライブラリを参照して関数を呼び出して、データベースから必要となる情報を取り出し、その情報に対して各種の解析を行って必要な情報を表現することが可能でなければならぬ。、で示した診断ルールにおいて必要なデータベース操作を表2に、FDG集積の強度・分布等を解析する関数を表3に示す。表2、表3で示した、データベース操作関数とFDG集積の強度・分布解析関数によって、表1に示された述語が変換できることを表4に示す。

表1 関数を呼び出す必要がある述語

関数を呼び出す必要がある述語	意味
situation(a, o, s) (s ∈ {in, out, cross})	a と o の位置関係は s である
max_suv(e, x) (x ∈ R(実数) e ∈ A × O × P)	e 内の最大 SUV 値は x である
max_suv_of_normal(n, x) (x ∈ R(実数) n ∈ ON(特定臓器名の集合))	特定臓器 n の正常部位の最大 SUV 値は x である
name(o, n)	o の名称は n である
volume(e, x) (x ∈ R(実数))	e の体積は x である

表2 表1を実現するためのデータベース操作

データベース操作	処理
GetMask([p o a])	[p o a]とつながりのある全ての論理スライスのMaskのリストを返す
Get3DMask([p o a])	[p o a]とつながりのある全ての論理スライスのMaskと物理スライスのNumのタプルのリストを返す

GetMaskImage([p o a])	[p o a]とつながりのある全ての論理スライスのMaskと物理スライスのImageのタプルのリストを返す
Get3DMaskImage([p o a])	[p o a]とつながりのある全ての論理スライスのMaskと物理スライスのNumとImageのタプルのリストを返す
GetOrganName(o)	oとつながりのあるOrganNameを返す
GetOrganMaskImage(n)	特定臓器名称nとつながりのある全ての論理スライスのMaskと物理スライスのNumとImageのタプルのリストを返す

表 3 FDG 集積の解析関数

関数名	処理
Max_Suv([<Mask, Image>, , ,])	Mask領域内の最大SUV値を返す
Situation([<Mask, Num>, , ,], [<Mask, Num>, , ,], ID)	2つのMaskデータがIDで表される関係であればTrue、そうでなければFalseを返す
Volume([Mask, , ,])	Maskから体積を求めて返す
Suv_Max_Normal([<Mask, Image, Num>, , ,], [[<Mask, Num>, , ,], , ,], i)	第1引数のMask領域から第2引数のリストのi番目までのタプルのMaskを減算し、その領域の中の最大SUV値を返す

表 4 述語と関数の対応関係

述語	呼び出される関数
max_suv([p o a], x)	Max_Suv(GetMaskImage([p o a]))
situation(a, o, s)	Situation(Get3DMask(a), Get3DMask(o), ID)
volume([p o a], x)	Volume(GetMask([p o a]))
suv_max_of_normal(n, x)	Suv_Max_Normal(GetOrganMaskImage(n), [Get3DMask(a), , ,], i)
name(o, name)	GetOrganName(o)

以上より、上に挙げた2症例について、診断ルールが我々の提案した述語と関数を用いた表現手法によって表現できることを示した。また、ルールが必要とする情報はデータベースを検索することで取得でき、プロトタイプシステムが有効に機能する見通しが示された。

7. まとめ

本稿では、全身PET画像を用いたガンの自動診断システムの作成を目的として、医師による診断そのもの

を自動化するという方針のもと医師によるPET診断のモデリングを行った。特に、トータルシステムの中核をなす人体器官・集積データベースに焦点をあて、医師が認識している人体部位・特定臓器・集積の3タイプの三次元情報をデータベース上に表現する手法を提案した。さらに、プロトタイプシステムを作成し、述語と関数を用いて表現された診断ルールが必要とする情報を、構築したデータベースを検索することで取得できることを示し、本システムの実現性および有効性を考察した。

今後、医師とのコミュニケーションを重ね、医師のより深い知識や診断ルールを引き出していくことで、さらなるルールの表現や有効な関数等を用意し、システムの実用化を目指す。

文 献

- 橋本麗, 荒井淳, 田村直良, 有澤博, 鈴木晶子, 井上登美夫, “PET画像を用いた癌自動診断システムのための医学知識のルール化,” 医学情報処理システム研究会 MIPS2003 論文集, 2004.
- 橋本麗, “PET画像を用いたガン自動診断システムのための医学知識のルール化,” 横浜国立大学大学院環境情報学府修士論文, 2004.
- E.H. Shortliffe, “Computer Based Medical Consultations: MYCIN”, American:Elsevier, 1976
- 江浩, 増藤信明, 西村修, 奥村俊昭, 山本真司, 飯作俊一, 松本徹, 館野之男, 飯沼武, 松本満, “肺がん検診用X線CT像の計算機支援画像診断システム,” 電子情報通信学会論文誌(D-), Vol.J83-D- , No.1, pp.333-341, Jan.2000.
- 鳥脇純一郎, “X線像のコンピュータ支援診断-研究動向と課題,” 電子情報通信学会論文誌(D-), Vol.J83-D- , No.1, pp.3-26, Jan.2000.
- 蔡篤儀, 李鎔範, “ファジイ推論を用いた心臓超音波画像における心筋症のコンピュータ支援診断,” 電子情報通信学会論文誌(A), vol.j84-A ,No.12, pp.1431-1438, Dec.2001.
- 程相勇, 秋山いわき, 王怡, 伊東紘一, “超音波3次元画像を用いた乳腺腫瘍診断システム,” 電子情報通信学会論文誌(D-), vol.J81-D- , pp.1402-1410, Jul.1998.
- 鶴飼裕司, 仁木登, 佐藤均, 渡辺滋, “ヘリカルCT画像を用いた冠動脈石灰化検診支援システム,” 電子情報通信学会論文誌(D-), Vol.J83-D- , No.1, pp.342-350, Jan.2000.
- 四方秀則, 北岡裕子, 佐藤嘉伸, 上甲剛, 中村仁信, 田村進一, “肺内線状構造の空間分布評価に基づく肺結節の診断支援,” 電子情報通信学会論文誌(D-), Vol.J84-D- ,No.11, pp.2456-2467, Nov.2001.
- 榎本潤, 堀雅敏, 佐藤嘉伸, 村上卓道, 上甲剛, 中村仁信, 田村進一, “X線CT画像からの肝腫瘍自動抽出の検討,” 電子情報通信学会論文誌(D-), Vol.J83-D- , No.1, pp.219-227, Jan.2000.
- 織内昇, 濱口真吾, 樋口徹也, 遠藤啓吾, 井上登美夫, 佐藤友彦, “トランスミッション画像を用いたPETとCT/MRI画像の重ね合わせ(Fusion)の臨床応用,” 島津製作所, MEDICAL NOW NO.48.