

007.6
AR

全身 PET-CT 画像を用いた詳細人体モデル
及びデータベース構築と自動診断への応用

16200004

平成 16 年度～平成 18 年度科学研究費補助金

(基盤研究(A))研究成果報告書

横浜国立大学附属図書館



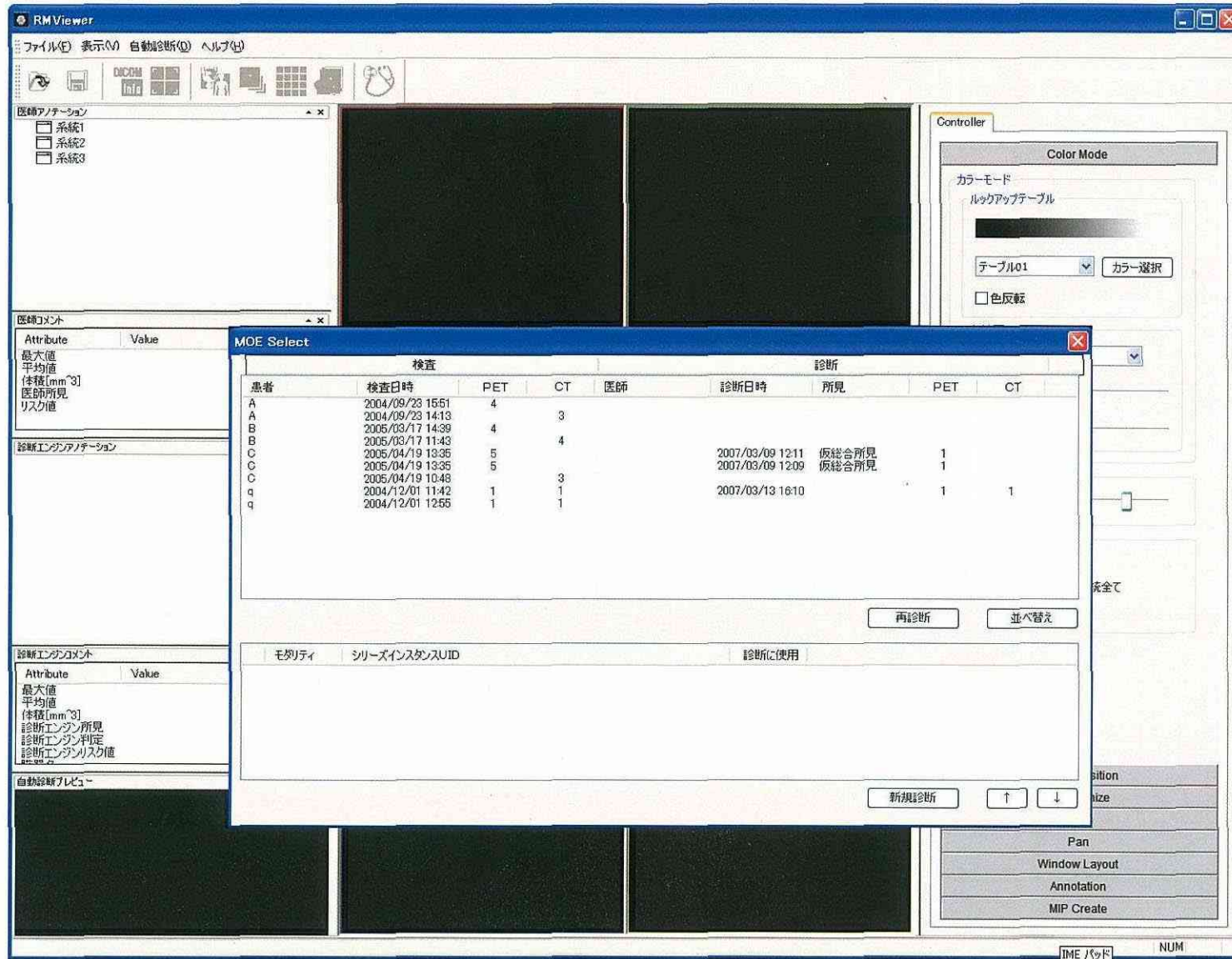
11928877

平成 19 年 3 月

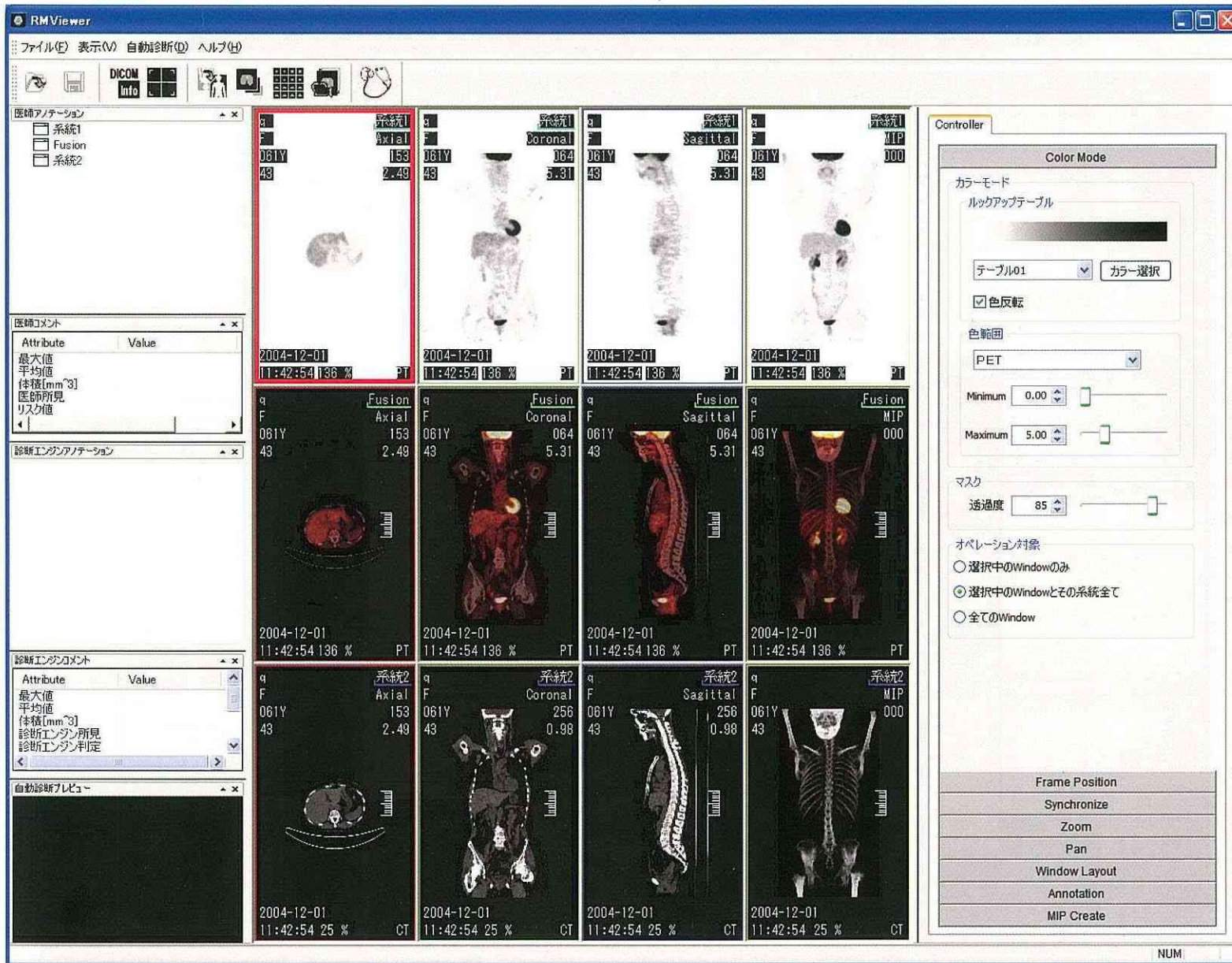
研究代表者 有澤 博

横浜国立大学大学院環境情報研究院教授

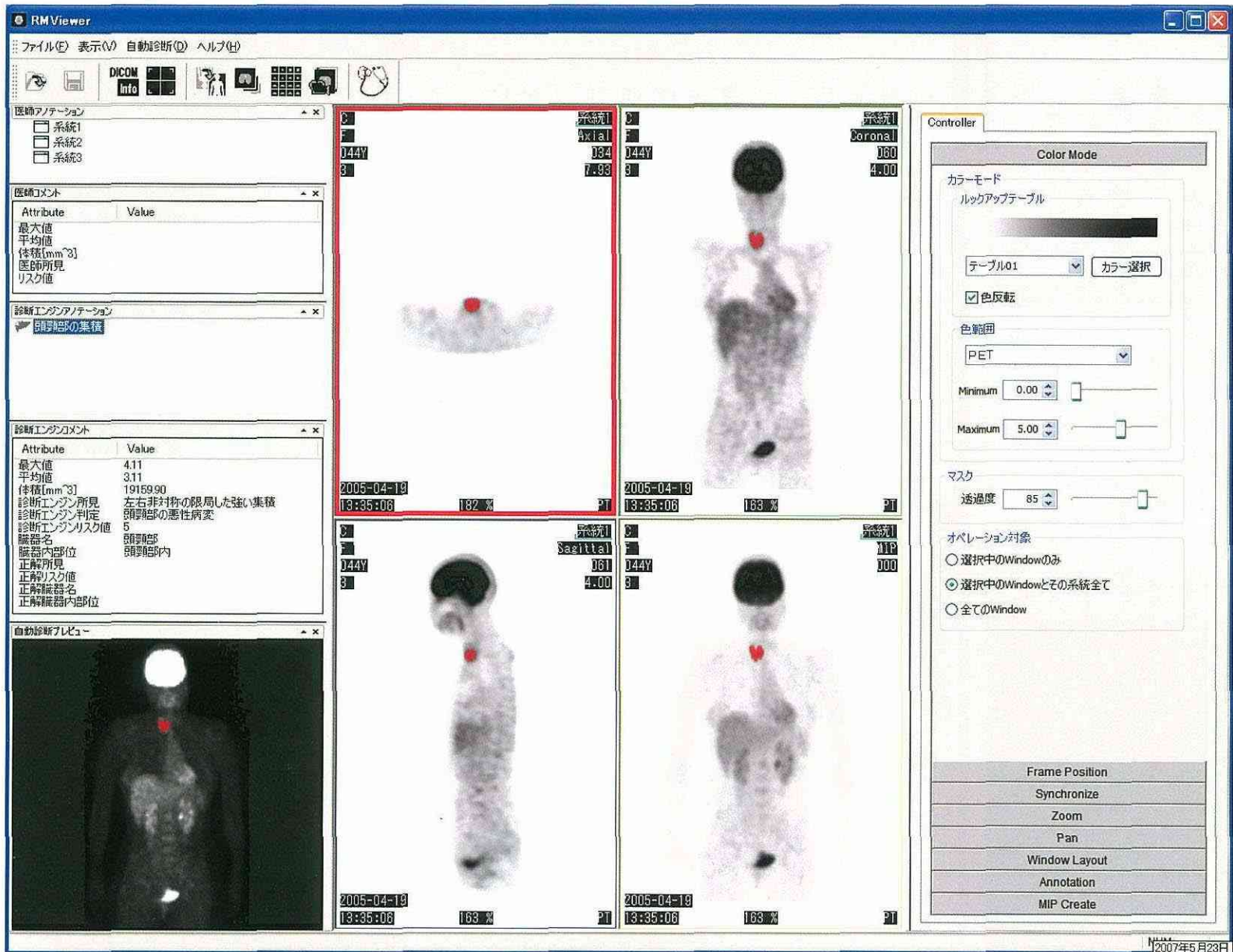
本研究で作成した自動診断機能付き医学画像ビューアのサンプル画面



(1) 簡易データベースからの症例選択



(2) PET、CT、フュージョン画面表示




(3) PETによる自動診断の結果表示

value

▲ ×

▲ ×



診断エンジンコメント ✕

Attribute	Value
最大値	4.11
平均値	3.11
体積[mm ³]	19159.90
診断エンジン所見	左右非対称の限局した強い集積
診断エンジン判定	頭頸部の悪性病変
診断エンジンリスク値	5
臓器名	頭頸部
臓器内部位	頭頸部内
正解所見	
正解リスク値	
正解臓器名	
正解臓器内部位	

(4) 自動診断結果の詳細情報の表示

1. はじめに

本報告書は平成16年度～18年度にわたり、文部科学省科学研究費補助金基盤研究（A）「全身PET-CT画像を用いた詳細人体モデル及びデータベース構築と自動診断への応用」に基づく研究成果の報告書である。

データベースの利用が工学や医学など、精密な図面や画像が重要な意味を持つ分野を視野に入れるに伴って、データベースが扱うデータの範囲を数値、文字、テキストなどから図形、画像、映像などまで統合化して蓄積・検索できるマルチメディアデータベースの有用性が顕著になった。マルチメディアデータはその直観性およびそこに含まれる情報の豊かさという点で非常に多岐にわたる応用が期待される。特に医学におけるデータベース応用は、「患者ごとに医学画像を多数蓄積し、医者が目で見て行う判断（診断）の一部を計算機によって自動化する」可能性が生まれ、その重要性、応用性ははかりしれないものがある。

一方で特に画像や映像などでは、コンピュータシステムが膨大なデータの中から、それぞれの専門分野の方法論のもとで、対象に含まれている「意味」情報をどのような形で抽出し、どのようにデータベース化することができるか、またそれらを利用してどのように自動診断等のアルゴリズムを組み立てるかは興味深いが困難な問題となる。例えば人体断面を写したCT画像やPET画像の場合、300枚以上から成り、かつその1枚1枚が非常に多くの点（256×256から1,000×1,000ピクセル）のデータから成り立つ。そこに写りこんでいる骨、血管、臓器等の3次元形状を切り出し、それが何であるかを判別した上で、それが癌などの危険因子に犯されているかどうかを検出することが必要であるが、これらは非常に困難である。

医学画像のコンピュータによる自動診断は、古くからいろいろな手法が試みられてきたが、対象の複雑さと、判断する側（医者）のロジックの解析が進んでいなかったため、実用には達していない。しかし、最近のコンピュータによる画像処理技術の格段の進歩および2次元の断面（スライス）画像のボクセル化による3次元空間構築技術の発展により、精密なデジタル人体情報の再構築を行い、その上での様々の判断（診断）や蓄積を行うためのコンピュータシステム基盤がようやく整備されるに至っている。

本研究では、以上のような状況をふまえ、人体に関する様々の計測データ、特に、最近ようやく取得が可能になった全身PET画像、さらにはPET-CT複合画像を用いて、人体内部を詳細に解析し、病変の発見やそのモデル化およびデータベース化を目指す。データベースから取り出された総合的な人体情報に基づいてコンピュータ上に詳細に再構築された人体モデル上で癌などの疾患の3次元位置を立体的に検出・表示し、本来医師が行う初期段階の診断の自動化を行うことを目標とした。これには多数のデータの効率的な蓄積運用と共に、病院内の診断システムと連携したデータベース構築が必要であり、データベースの高度応用という視点からも興味深い課題を含んでいる。

医学的な視点から見ると、Positron Emission Tomography (PET) は、放射性を

持つ物質を癌等の患部に集中させ、体外に置かれた検出管から収集した計測データを用いて人体内部、特に特定の疾患部位の情報を画像化する技術として、現在、医療診断において非常に重要な位置を占めている。一方、PET 画像の診断には、多量の画像を専門的な視点から読み解く必要があるが、実際には十分な時間を割けない多忙な医師がほとんどであり、計算機による診断支援システムの構築が望まれている。また全身 PET 装置は近い将来がん検診センターなどへの急速な普及が確実に見込まれているものの、現時点では実機を持っている病院はごく少数のため、総合的、体系的な研究は皆無に近い状態である。

そこで本研究では、特に癌の早期発見を目的とし、横浜市立大学医学部が所有する全身用多層型 PET 装置によって撮影された画像群から画像診断技術によって、癌の患部の候補部位を発見する。また、CT や非接触スキャナを用いて個別人体の 3 次元モデルを精密に作成し、そこに臓器形状や放射性物質の集積など体内の 3 次元内部情報を高精度にマッピングし、再構成された詳細人体情報を大量にデータベースに蓄積する。この作業を多くの患者（健常者を含む）に適用し、それら多くの事例データに対するデータマイニング手法を試行錯誤的に繰り返すことにより、早期癌の候補部位を自動検出して医師の診断を支援するルールベースに基づく診断支援システムを構築する。本研究では、大量の事例をデータベースに蓄積し、医者診断のロジックを各ステップごとに確認しながら試行錯誤的にルールベース化する点が大きな特色である。本研究は、医師の PET 医療診断を質・量の両面から助け、癌の早期発見・治療の分野に貢献するもので、緊急性が高く、その有効性と効果は非常に大きい。また、本研究が目指す精密医療画像からの知識に基づいたデータマイニング手法および知識とデータのモデリング手法の確立は、情報科学の最先端の研究分野の一つであり、その研究成果の医学以外の分野・産業・社会への波及効果は絶大である。

以上を実現するため、本研究においては医学人体データベースの理論と実現技術および人工知能を用いた画像処理技術の研究者からなる横浜国大のグループと、放射線医学および医療情報学の立場から医学診断のモデル化および大量の事例集積を行う横浜市大医学部のグループが緊密な連携を保ちつつ、人体を対象とした 3 次元時空間データベースと診断システム構築のための理論および実現手法を研究することとした。最初の段階では疾患のある者および健常者の人体形状、CT および PET 画像を取得し、ここから「疾患の疑いのない」状態の画像を分離することを試み、そこで得られた多くの事例によってシステムを改善し、最終的には実用化を念頭においたプロトタイプを試作する。

2. 研究の概要

1. 研究機関番号 1 2 7 0 1
2. 研究機関名 横浜国立大学
3. 研究種目名 基盤研究 (A)
4. 研究期間 平成 1 6 年度～1 8 年度

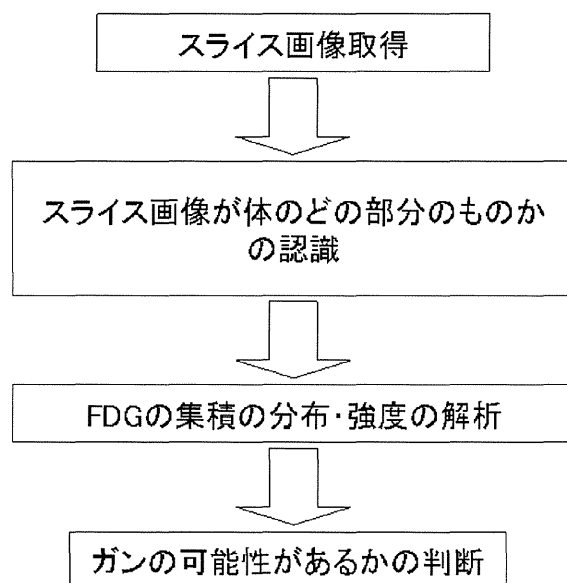
5. 課題番号 16200004
6. 課題名 全身 PET-CT 画像を用いた精密人体モデル及びデータベース構築と自動診断への応用
7. 研究組織
- 研究代表者 有澤 博
横浜国立大学環境情報研究院 教授
- 研究分担者 井上 登美夫
横浜市立大学大学院医学研究科 教授
- 根本 明宜
横浜市立大学附属病院 医療情報部長
- 後藤 敏行
横浜国立大学環境情報研究院 教授
- 富井 尚志
横浜国立大学環境情報研究院 教授
- 佐藤 貴子
横浜国立大学環境情報研究院 助手

8. 交付決定額 (配分額)

	直接経費	間接経費	合計
平成16年度	15,200,000	4,560,000	19,760,000
平成17年度	12,200,000	3,660,000	15,860,000
平成18年度	9,000,000	2,700,000	11,700,000
総計	36,400,000	10,920,000	47,320,000

9. 研究経過

本研究では、右図の手順のように、PET,CT からの医学画像(DICOM スライス画像)をもとに自動診断を行うシステムを研究開発した。



PET（スライス）画像、CT（スライス）画像から、3次元データを統合的に抽出、再構築する技術を確立し、診断プロセスの自動化のための手法を開発するため、初年度においては人体の医学画像を多数取得し、また診断現場のヒアリング調査を多数実施して、それらからのオブジェクト抽出、3次元復元とともに、3次元データベースの基盤作りを試みる。また、事例に基づく、医者診断のロジックを解明する。これらを元に、医師の判断（診断）の自動化に向けて、ルールベース作成手法の検討、実験を進めてゆく。具体的には、次の3つに分けて研究を進める。

- (1) 診断モデリング・記述
- (2) 診断エンジン構築
- (3) 3次元画像表示（ビューワ）の作製

(1)は、医者との詳細なインタビューに基づき、医師がPETやCTの画像から何を読み取り、どのようなロジックで画像診断を進めているかを解析し、それらを医師の頭の中で行われている処理にできるだけ近い方法でコンピュータ上に実現することを目指す。そのためのアルゴリズム記述言語を策定し、診断ルールベース作成およびPETやCT画像と臓器領域情報等のデータベース化を行う。

(2)は、上記(1)の結果得られたアルゴリズムを解釈実行するエンジンを作成する。

(3)は、3次元画像処理技術を拡張・発展させ、診断結果を実データ上に投影表示するビューワを開発する。

各年度の実施内容は次の通り。

【平成16年度】

全身PETおよびMRIによって得られる人体画像で中心となるのは、人体主要部の1mほどの部分を300枚程度（3mm間隔のスライス）の（“輪切り”状の）モノクロ画像群である。さらに人体の外形との関係を明らかにするために、非接触3次元スキャナーによる表面（ポリゴン）情報も取得しておく。あらかじめ設定したマーカによる補正を経て、画像を積み重ねただけの人体モデルができる。

（データ量は、1人体あたり500Mバイト程度になる。）初年度は横浜市立大学医学部附属病院の協力を得て、30体前後のサンプルを取得し画像処理に関する基礎研究を行った。診断結果データベース作成にあたっては巨大なスライス画像群に自動的にインデックス付けする手法を開発し、抽出画像ごとや付与された属性、あるいは人体の各条件ごとなど、あらゆる検索条件に対して迅速にスライス集合を返せるように考慮した。

本研究課題の初年度としては、全身PET画像データを用いたガン診断支援

のアルゴリズム構築のための、基本的な方針を決定し、その有用性を検証した。

本研究では、専門家である読影医師の診断手順をできるだけ忠実にコンピュータ上で模擬することを試みた。そのためにまず読影の現場を取材し、そこで医師が体の部位（臓器）ごとに、手順的に基本オペレーションを繰り返して診断を行っていることを確かめた。そこで基本オペレーションを画像処理オペレータとして実装し、判断の手順についてはストリーム処理言語MDPLを考案してこれを用いることとした。MDPLで記述された言語は、ユニットと呼ばれる単位の間を構造化された中間データが流れていくうちに診断に必要なデータの抽出、付加、判断が行われるようになっている。またユニットごとに事前・事後のデータを可視化することが出来るので、ユニットの機能の妥当性チェックや、使われている基本オペレータのチューニングも可能である。

以上の考え方のもと、研究分担者の所属する横浜市立大学附属病院の放射線科で行われている実際の読影手順をMDPLで記述し、その診断アルゴリズムを実行するインタプリタを試作して有効性を検証した。同一のアルゴリズムを20症例に適用して診断性能を調べたところ、医師から見て異常所見の約半数を異常と判断した。逆に異常所見を正常と誤診したケースは1件もなかった。

【平成17年度】

PET画像の診断には、多量の画像を専門的な視点から読み解く必要があるが、実際には十分な時間を割けない多忙な医師が多く、計算機による診断支援システムの構築が望まれている。

本年度はとくに医師の診断技術のアルゴリズム化と精度向上、およびその検証に集中した。診断アルゴリズム構築のため、国内で最も高度の診断技術を保持している病院のうち3ヶ所にインタビューに出向き、口頭解説つきの読影の過程をHD（ハイビジョン）映像で取得した。一方アルゴリズムを記述するために、データベース言語MDPLを提案し、そのインタプリタや会話型のマルチメディアエディタを試作した。これにより、MDPLで書かれたアルゴリズムの途中段階の診断結果を医師が目で見えて妥当性をチェックできるようになった。小数のサンプルでは読影・診断に自動化は非常に上手く行き、今後の一般化が期待できるとの結論になった。診断結果のデータベース化については、スキーマ設計と妥当性評価を行った。

【平成18年度】

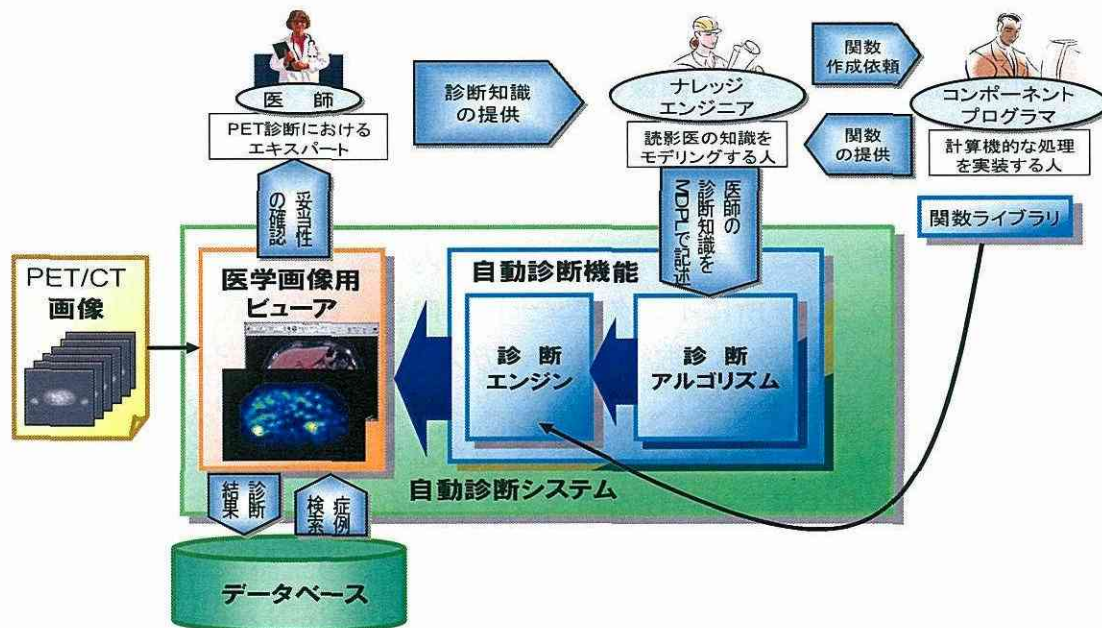
本研究で開発した自動診断システムでは診断結果はBOEと呼ばれる独自形式でデータベース化される。データベースから取り出された総合的な人体情報に基づいてコンピュータ上に詳細に再構築された人体モデル上で癌などの疾患の3次元位置を立体的に検出・表示し、本来医師が行う初期段階の診断の支援また

は代行させる。

本年度は最終年度であるので医師の診断技術をアルゴリズム化する MDPL 言語能力を完成させ、実際に医師とのインタビューに基づいて約 2000 行にわたる診断アルゴリズムを MDPL で記述した。そして、MDPL の解釈実行を行う診断エンジンを完成させその検証に集中した。そのため国内でも最も高度の診断技術を保持している病院のうち 3 ヶ所に試作した自動診断システムを置き、今後 1 年以上かけて検定を行うことにした。今まで小数のサンプルでは読影・診断に自動化は可能そうであるとの結論になったが、今後の拡張・改善が望まれる。特に CT 画像の利用については PET 診断の補助（肺領域と骨領域の抽出）に使われているだけなので、今後の改良・拡張が望まれる。診断結果データベースについては簡単なスキーマに基づき、記録と検索ができるシステムをビューワの中に組み込んで実現した。

システムの全体構成は下図のとおりである。

自動診断付医学画像ビューワの全体構成



本研究の成果として出来上がった「自動診断機能つき PET-CT 画像ビューワ」のサンプル画像は本報告書の冒頭（グラビア）に示した。

研究発表

1. 佐藤貴子、坂木和則、有澤博 “金骨格レベルの人体記述に基づく動作評価・シミュレーションシステムの構築” 情報処理学会論文誌(情報システム論文特集) Vol. 46, No. 3, 2005, pp. 737-752
2. Takako Sato, Hiroshi Arisawa “Simulation and Evaluation of Factory Works using Musculoskeletal Human Body Model “International Conference on Machine Automation (ICMA2004) 2005, pp. 47-52
3. 遠藤智絵、橋本麗、荒井淳、有澤博、鈴木晶子、井上登美夫” 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” 第 15 回データ工学ワークショップ(DEWS2004) 論文集 2004, I-6-03
4. 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” 信学技報, DE2005-18, PRMU2005-39 (2005-06), 2005, pp. 29-34
5. 荒井淳、佐藤貴子、有澤博、鈴木晶子、井上登美夫” PET 自動診断システムの構築 : 実用化に向けて” 第 10 回横浜市大・横浜国大共同研究成果発表会 (MIPS2005) 論文集, 2006 pp. 1-5
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の読影情報共有システムの構築” Proc. Of Data Engineering Workshop (DEWS2006), 2006, 6C-I9
7. 植田賢、砂子一徳、富井尚志 “PET 画像 DB を用いた画像色調補正による読影支援手法” Proc. Of Data Engineering Workshop (DEWS2006) , 2006, 6C-I10
8. 植田賢、砂子一徳、富井尚志 “医用画像可視化ツールと PET 画像 DB を共用した読影支援手法” DBSJ Letters, Vol. 4, No. 2, 2005, pp85-88
9. 植田賢、砂子一徳、富井尚志 “医用画像可視化ツールと PET 画像 DB を共用した読影支援手法” 信学技報 DE2005-111, 2005, pp25-30
10. 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), 2005, pp. 1-13
11. Kazunori Sunako, Tetsuya Ishie, Masaru Ueda, Takashi Tomii” Introduction and Implementation of a System to Share Findings with ROI for PET Diagnosis Support” Proc. Of International Workshop on Biomedical Data Engineering (BMDE2005), 2005, pp. 105-112
12. 有澤博 “全身 PET-CT 画像を用いた詳細人体モデルおよびデータベース構築と自動診断への応用” INNERVISION 7 月号 メディカルトレンド 2006, 21/7 2006, pp. 45
13. 関谷隆行、圓田幸宏、石井久治、佐藤貴子、有澤博 “PET 自動診断システムの構築” データベースワークショップ 2006 (DBWS2006) 論文集, Vol. 2006, No. 77, 2006, pp. 125-131

14. 佐藤貴子、圓田幸宏、関谷隆行、羽田真也、降矢一洋、有澤博、鈴木晶子、井上登美夫 “PET-CT 画像を用いたがん自動診断システム” 医学情報処理システム研究会 MIPS2006 論文集, 2007, 掲載予定
15. 高橋延和、井上登美夫、零石一也” 悪性腫瘍の分子イメージング : FDG の限界と次の一歩” Bio Clinica、21・11、2006, pp968-974
16. 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” DBSJ Letters, Vol. 5, No. 1, 2006, pp. 149-152
17. 青木裕紀、植田賢、富井尚志” DB を用いた確定診断情報の蓄積および検索による PET 読影支援手法” 信学技報、DE2006-38, 2006, pp. 97-102
18. 青木裕紀、植田賢、富井尚志” DB を用いた確定診断情報の蓄積および検索による PET 読影支援手法” DBSJ Letters, Vol. 5, No. 2, 2006, pp. 13-16
19. 植田賢、青木裕紀、富井尚志” PET 画像の再現的可視化システムの提案” データベースと Web 情報システムに関するシンポジウム (DBWeb2006) 論文集, Vol2006. No. 16, 2006, pp. 233-240
20. 植田賢、青木裕紀、富井尚志 “PET 画像の再現的可視化システムの提案” DBSJ Letters, Vol. 5, No. 4, 2006, p. 25-28
21. 有澤博” PET・CT 画像を用いたがん自動診断について” 信学技報, SSS2007-6, 2007, pp. 21-24

出版物

22. Takako SATO, Hiroshi ARISAWA, "Simulation and Evaluation of Factory Works using Musculoskeletal Human Body Model" Mechatronics for safety, Security and Dependability in a New Era, pp67-72, ELSEVIER,
23. 有澤博、"がん発見のための医療画像自動診断システム"、日本のデータベース研究最前線、月刊DBマガジン株式会社翔泳社、2007/APL, pp.132-133
24. 有澤博、"計算機でがん自動判定"・横浜国大と横浜市大 10 月に試作版完成・日刊工業新聞、2006 年 6 月 29 日

研究成果による工業所有権の出願・所得状況

知的財産権の名称 : 診断支援装置、診断支援システム、及び診断支援プログラム

知的財産権の種類・番号 : 特願 2005-68876 平成 17 年 3 月 11 日

筋骨格レベルの人体記述に基づく 動作評価・シミュレーションシステムの構築

佐藤 貴子[†] 坂木 和則^{†,☆} 有澤 博[†]

本研究では、詳細人体モデルを用いた人体動作の負荷評価・シミュレーションを行うシステムを提案する。このシステムは、現実世界からの人体の体格計測、動作情報取得、詳細人体モデルに基づく評価・シミュレーションおよびその結果を正確に表示するという4つの要素技術から成る。本稿では特に、現実世界の人体の体格を測定し、個人に合わせた詳細人体モデルを作成したうえで、筋モデルに基づき姿勢・動作の評価を行う手法について述べ、要素技術に関する検証実験を行った。また、実際に人体動作の評価を行うことで、詳細人体モデルに基づく動作評価・シミュレーションシステムの有用性を示した。

Construction of Motion Evaluation/Simulation System Based on Musculoskeletal Human Body Description

TAKAKO SATO,[†] KAZUNORI SAKAKI^{†,☆} and HIROSHI ARISAWA[†]

This paper presents a human body motion evaluation/simulation system using a precise human model. This system consists of 4 component technologies: measurement of human physique, detection of human motion, evaluation/simulation by precise human mockup, and realistic display of those results. In this paper, we are focusing on measuring physique method, precise mockup generation, and motion evaluation method based on musculoskeletal model. Also, this paper describes the experiments, each of which proves the adequacy of component technology. Finally, it reports the result of a total experiment of motion evaluation/simulation system.

1. はじめに

人間とその周りの環境、すなわち道具、什器、機械との協調環境の設計や、より合理的な動作を行うための動作解析・評価は、これまで人間工学などさまざまな分野で研究が行われてきた。しかし、人間の複雑さゆえ、人体の構造や動きを分析し可能な限り簡略化したモデルによる評価や、作業現場でのアンケート調査による作業動作の苦痛の測定といった、大局的評価方法にとどまっていた^{1)~3)}。

コンピュータ上に個人の体格・体型に合わせた詳細な人体モデルを作成し、さらに、その人体モデルに関節可動域、最大筋力など、個人の体のさまざまな特性を反映させることができれば、これまで行うことのできなかった負荷や苦痛の原因の究明にもつながり、さ

まざまな分野で利用価値があると考えられる。たとえば、高齢者やハンディキャップ者にも快適で効率的な生活空間の設計であるとか、製造現場の安全で正確な工程設計などでは、事前シミュレーションを行うことで、設計した空間・工程などが真に使いやすく安全であるかを設計段階から検証することが可能になる。また、リハビリテーション、介護などの医療関連分野においては、身体の状態や加齢によって目的に対する動作がどのように変化するか、あるいはトレーニングによってどのように改善されるかのプランニングや効果測定を行うことができる。そのほか、スポーツ・表現芸術など、身体を扱う多くの分野では、姿勢・動作の効率や快適性の定量的な評価やプロフェッショナルとアマチュアとの比較など、人体モデルを用いた負荷評価・シミュレーションを行うことの有用性は計り知れない。

ここで、人体モデルに求められるのは、本物の人体の特性を可能な限りそっくりそのまま表せる表現能力である。人体の姿勢・動作は、脳からの指令に基づき

[†] 横浜国立大学大学院

Graduate School of Yokohama National University

[☆] 現在、株式会社 Realmedia Lab.

Presently with Realmedia Lab. Inc.

筋が収縮し、骨格が動かされることによりもたらされる。負荷や疲労は、この筋の収縮にもなってもたらされると考えられるためである。

また、個人の特性を反映したモデルであることも求められる。これは、体格や身体特性の個人差による姿勢・動作への影響や、同一人物におけるトレーニング前後での動作の違いを知るために必要になってくる。

これまでに、人体のコンピュータにおける表現は、エンジニアリングシミュレータの人間モックアップや、バーチャルリアリティのための人間モデル「ヒューマノイド」など、いくつかの事例があるが、いずれも人間自体の持つ本質的な複雑さや可変性を十分に表現しているものではなく、上述の目的に沿うような、信頼性の高い姿勢や運動の評価を行うにはいたっていない^{4),5)}。

しかしながら、一方で、個人の体格、姿勢、動作を実世界から正確に取得してコンピュータ上に精密に再現し、かつさまざまな評価を加えることは、コンピュータ応用分野のなかでも難しい問題と目されてきた^{5),6)}。なぜなら、体格に関しては、筋骨格は表皮や脂肪、他の臓器に覆われて直接見ることができないからである。そのうえ、動作の取得に際しては、関節1つとっても単純な回転運動ではないことも大きな障害となる。関節位置のずれは、モーメント計算にも影響をおよぼすため、評価に必要なデータであるが、たとえば、関節表面をすべりながら回転する運動（膝関節）や一方の骨の周りを他方の骨が回り込むように動く運動（前腕部）などは、その状況を外形から取得することは困難である⁶⁾。しかし、姿勢・動作に関しては、本来とるであろう姿勢・動作になるべく近い状態でデータを取得したいため、姿勢・動作の妨げになるような装置をつけることはできない。

そこで我々のグループでは、現実世界（リアルワールド）からとりこんだ体格や動作のデータをもとに、個人の体型・体格に合わせた筋骨格モデルによる人体動作評価・シミュレーションを行うシステムの開発を目標とし、要素技術の開発とトータルシステムの試作を進めてきた^{7)~10)}。このシステムでは、筋骨格レベルで体格・動作を用いた評価を行うため、事前準備として体格や身体特性に関わるパラメータを細大漏らさず取得し、これと医学的に知られている知識や統計値を用いて、人体モデルが個人の実態に対応できるように調整（アジャスト）することを考えた。この人体モデルを、我々は詳細人体モデルと呼んでいる。

以後、本稿では、個々の要素技術は概観するにとどめ、要素技術の間で受け渡されるべき本質的な情報の

抽出とその記述方式、すなわち、それぞれの段階で人体の体格や姿勢に関する情報をどのような詳細度でどのように形式化・体系化すべきかについて考察した。

さらに本稿では、そのような詳細人体モデルの妥当性・有用性を示すため、現在構築中のプロトタイプシステムを用いて、椅子座時の動きを例として、肩・腰にかかる負荷評価を行い、有用性を検証した。

以下、2章では我々が目指す詳細人体モデルに基づく評価・シミュレーションシステムにおいてどのような流れで評価・シミュレーションを行うかについて説明し、3章でその具体的な手法に触れる。4章では、3章で述べた個々の手法について実際に行った例を示し、5章では、本研究の有用性を示すため、複数の被験者に対して行った評価・シミュレーションについて述べる。6章でまとめを述べる。

2. Info-Ergonomics シミュレーションの概要

人間と人間が使う道具・機械との関わり合い、さらに人間の動きそのものに関する研究が数多く行われている。その中の1つである人間工学は人間-機械系の研究と呼ばれることもあるが、人間工学では人間の身体特性（形状や重さ、関節可動域など）と作業時の人体の姿勢や動き、さらに作業時間などを測定し、それらを分析・力学的な近似を行うことにより定式化することが中心であった^{1),11)}。しかしながら、人間工学は広い分野を対象にしているために、生じる問題も、その問題のとらえ方や解決の手法も、具体的にはすべてケースバイケースになってしまう、という問題があった^{2),3)}。

さらに、人間工学のアプローチでは、姿勢や動作、作業時間などの測定値の分析や力学的な近似により、どういう姿勢・動作が苦痛をとまうのか傾向を分析するだけで、なぜその姿勢・動作が苦痛をとまうのか、という苦痛もしくは不快の原因にまで踏み込んだ分析は行われてこなかった²⁾。

これに対し、我々は、コンピュータ上に筋や骨格の構造・特性まで実際の人体にできる限り忠実かつ詳細に表現する能力を持つ人体モデルを作ること、ある姿勢・動作をとったときに体の内部で筋や骨格がどのようなメカニズムで動いているのかを解明することが可能であると考えた。このことで、これまで行えなかった負荷・苦痛の原因を究明できると考えた。さらには、この人体モデルが持つ特性を個別化することで、被験者ごとの個人差を表すことが可能である。以降、この人体モデルを詳細人体モデルと呼び、議論を進め

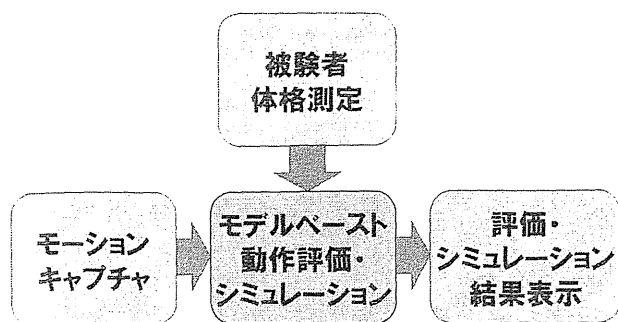


図1 Info-Ergonomics シミュレーションシステム概念
Fig. 1 Concept of Info-Ergonomics Simulation System.

ていく。

我々は、コンピュータ中に詳細人体モデルに基づく評価・シミュレーションシステムを構築することを考え、情報工学に基づく新しい人間工学として、Info-Ergonomics という分野を提案してきた¹²⁾。さらに、詳細人体モデルを個人に合わせて調整（アジャスト）し、それに基づきシミュレーションを行うことにより、個人の特性に基づいた評価・シミュレーションの実現を目指した。

以上から、我々が考える Info-Ergonomics シミュレーションシステム概念は図1のようになる。以下、それぞれのモジュールにおける処理の概要を示す。

- “被験者体格測定”では、実際の被験者から、体格や関節の動きやすさ（関節可動域）など、性質に関する情報を取得する。これは、後に個人ごとの特性を生かしたシミュレーションを行うため、詳細人体モデルを個人に合わせてアジャストするために必要なデータをとるモジュールである。また、部品のみならず、長さだけでなく、関節による接続位置に関する情報も取得する。このうえで、個人の体格・身体特性に基づく詳細人体モデルを作成する。
- “モーションキャプチャ”では、現実世界から、評価・シミュレーションの対象となる被験者の姿勢・動きを取得する。さらに、詳細人体モデルの姿勢・動作に変換する。
- “モデルベースト動作評価・シミュレーション”では、被験者体格測定で作成した詳細人体モデルに基づき、モーションキャプチャで取得した姿勢・動作を行った場合の体の各部にかかる負荷や危険性について、動作評価・シミュレーションを行う。
- “評価・シミュレーション結果表示”では、評価・シミュレーションの結果を、ユーザに分かりやすいように着色などを施した3次元CGとして表示する。

3次元CGにより表現することで、動作中のどの時点に体のどこにどれだけ負荷がかかっているか、直観的に分かりやすいという利点がある。

Info-Ergonomicsでは、人体の体格、特性情報や動きのデータを現実世界から取り込むところから、個人の体型・体格に合わせた詳細人体モデルを作成し、人体動作評価・シミュレーションを行うまでのシステムの開発を目標としている。我々はトータルシステムを設計するにあたり、必要な装置（システム）、技術要素（ソフトウェア）およびそれらの間で情報をやりとりする形式（データフォーマット）を詳細に検討した。特にデータフォーマットに関しては、現在のCGやシミュレータで用いられているものは汎用性に欠け、かつ表現能力が十分ではないという観点から、いくつかの典型的な応用分野を視野に入れつつ、従来のものより詳細で、かつ実際の人体の筋骨格的な特性を再現できるものとなるよう考慮した。結果として、被験者体格測定/モーションキャプチャ、モデルベースト動作評価・シミュレーション、評価・シミュレーション結果表示には、それぞれ異なるコンセプトに基づく情報の体系化が必要であることが分かった。全体の概念図を図2に示す。

この概念をシステムとして実現する場合、大まかには、次の6つの技術を開発するべきであると考えている。

- (1) 現実の人体の体格・体型を計測し、個別人体の大まかな特性を反映した3次元幾何モデル（モックアップ）を合成する技術。
- (2) 多視点（多方向）からの同期ビデオ映像を用いて、被写体となる個人の動作を、(1)のモックアップの姿勢時系列として表現する技術。
- (3) (1)のモックアップをもとに、人体の詳細な姿勢を表現するための、個人の体格的特徴に合わせた詳細人体モデルを作成する技術。たとえばこの段階では脊柱を形成する24個の椎骨の位置関係が表現できる。
- (4) (3)の詳細人体モデルを用いて、(2)の人体動作を表現する技術。
(すなわち、詳細人体モデルによって動作が記述される。)
- (5) (4)の動作において、関節にかかる負荷、筋力推定などの評価・シミュレーションを行う技術。
- (6) (1)～(5)までのシミュレーション評価結果を正確かつリアルタイムにCGとして表現する技術。

以降、本稿では、上記のような機能分解が必要になっ

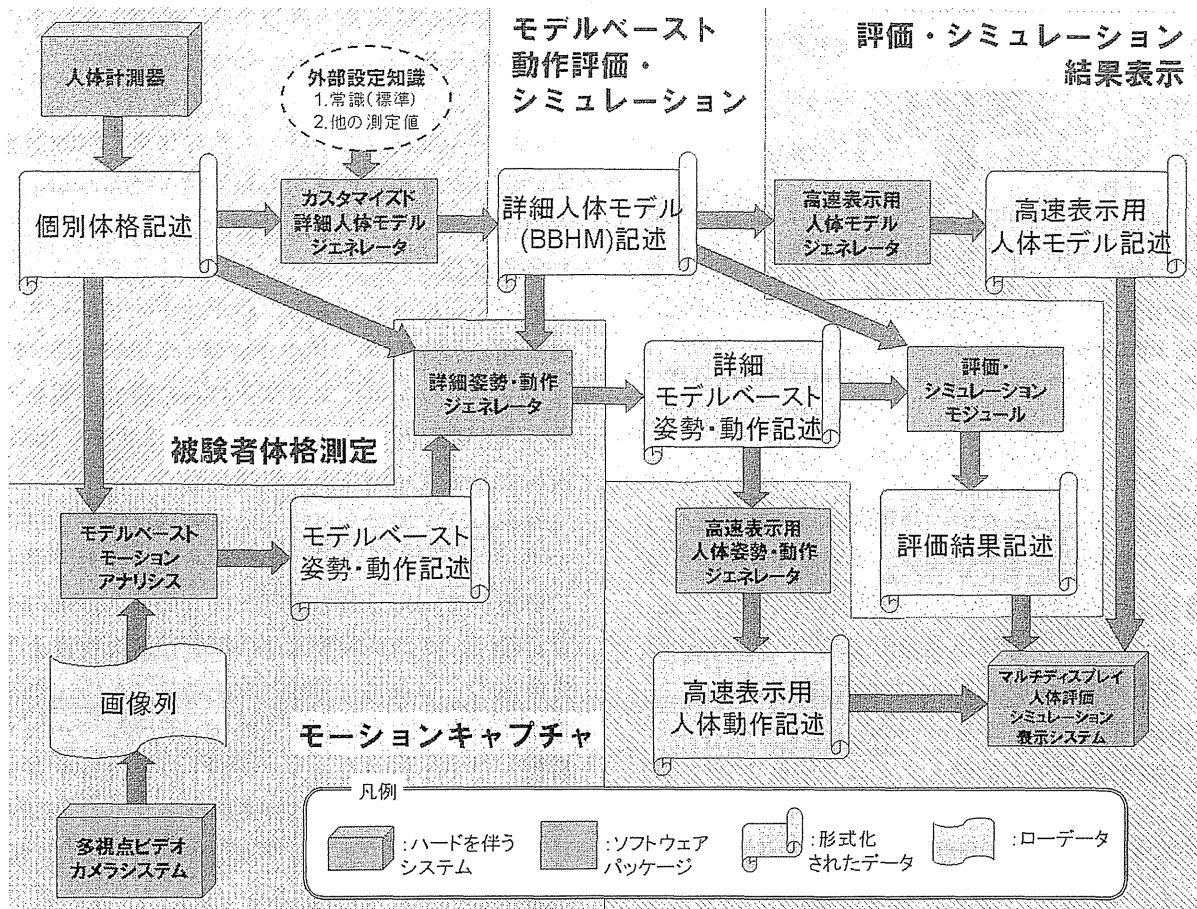


図 2 Info-Ergonomics シミュレーションシステム全体のデータの流れ
 Fig.2 Data flow of Info-Ergonomics Simulation System.

た理由、各機能の役割、相互関係などを述べてゆくが、ここで重要なことは、ある個人の詳細な人体構造をすべて現実世界からの測定データで作り上げることは、現在の技術ではまだできないことである。これは、筋・骨格は外側から位置を見ることができないこと、骨格だけに着目しても関節がすべるなど複雑な動きをすること、皮膚と骨の位置関係がつねに変化してしまうことなどのためである。したがって現実性という視点から、データの詳細度や取得については格段の注意を払う必要がある。上記(1)~(6)でもモックアップの作成と詳細人体モデルの合成を分けて考えている。

3. 詳細人体モデルシミュレータの構成

2章でも述べたとおり、我々は筋、骨格といった人体の内部構造を含む人体モデルを用いて、姿勢・動作に対する負荷や快適性などの評価・シミュレーションを行いたいと考えている。

しかしながら、筋骨格レベルで人体の体格や身体特性、および姿勢・動作の情報を測定することは、容易なことではない。我々がターゲットとしているのは、医学・医療分野というよりはむしろ、人間工学、労働衛

生、スポーツなどの分野であるため、姿勢や動作に対する評価・シミュレーションを行いたい人体や体格の詳細情報を得るために大がかりな医療機器（CT/MRIなど）を用いたり、侵襲的な方法を用いることは現実的ではない。

そこで、我々が提案する方式では事前準備として体格・身体特性に関するパラメータを測定しておき、これらのパラメータと医学的知識とを組み合わせることで、個人にアジャストした詳細人体モデルを作成する。また、自然な姿勢・動作を取得するためには、姿勢・動作の取得時の負荷を可能な限り減らす必要があるため、動作の詳細化に関わるパラメータも事前に取得しておき、これをもとにモーションキャプチャで得られる姿勢・動作情報を詳細人体モデル用に変換することを試みる。

実測したパラメータだけでなく、医学的知識を用いることが評価・シミュレーションの精度を下げることにつながるのではないかという危惧を感じられるかも

☆ 体に害を与えること。傷をつけたり、放射線を浴びたりすることを指す。

しれないが、我々はむしろ、医学的知識を用いることによって、詳細人体モデルをより実際に近くアジャストできるのではないかと期待している。なぜなら、一般的に人体の作りがどうなっているのかだけでなく、世代差や性別差による体格や身体的特性の違いについても研究が進められている^{11),13)}ので、被験者の性別、年齢、疾病などに合わせて適用する医学知識を変えられるからである。

この考え方にに基づき、本章では、図1に示したモジュールごとに、行う処理の目的や内容について述べる。

3.1 被験者の体格測定

我々は、個人の体格や、関節可動域や最大筋力など、年齢や生活歴などによって変化する特性を個人にアジャストした精密な人体モデルによる動作の評価・シミュレーションを目的としている。このために、まず、実際の被験者の体格や関節可動域など、被験者自身のデータの測定を行う。

ここで、取得すべきデータを整理すると以下のようになる。

- 被験者個人の体格（上腕の長さ、肩幅など）
体格は、周囲の物体との位置関係に大きくかわるため、重要なファクタであるといえる。
- 被験者個人の特性（関節可動域など）
仮に体格が同じであっても、年齢や性別、スポーツ経験があるかなど、個人ごとに体の“動きやすさ”は大きく異なるため、測定は必須である。
- 被験者の関節中心
体の関節の位置は、個人ごとに大きく異なる（例：なで肩の人といかり肩の人の、首に対する肩関節の位置の違い）。関節中心は、後に述べる動作取得の際にも動作評価の際にも基準となるため、重要な値である。

理想的には、被験者の体格・特性をそっくりそのまま反映した人体モデルを作成するためには、上述の項目を精密人体モデルの要素である骨や筋肉レベルで測定する、すなわち骨1つ1つの大きさ・形状や骨どうしの位置関係、さらには骨格レベルでの関節可動域の測定を行う必要がある。

しかしながら、これは容易なことではない。まず、骨格や筋は外見から見るができないため、大きさ、形状、付着位置などの情報を取得するためにはCT、MRIなどの装置が必須である。しかし、これらの撮像は費用面や装置の特殊性から、人間工学やスポーツ・表現芸術など、医用目的以外での利用は現実的でない。また、仮に撮像できたとしても、骨の周りを沿うよう

に付着している筋に対し、どこまでが付着位置でどこから先が単に隣り合っているだけなのか、を自動的に判別することは非常に困難である。このため、ある標準人体1体分の非常に精密なサンプルモデルを作成する¹⁴⁾ことが目的であれば不可能ではないが、被験者すべてに対してCT、MRI画像から体格を取得することは現実的でない。

そこで、被験者から測定する値は外見上測定できるパラメータのみにしぼり、後に、それらのパラメータから詳細人体モデルを作成することを考える。

外見上測定できるパラメータの項目としては、マルチン式計測法^{15),16)}が知られている¹⁷⁾。しかし、マルチン式計測法は当初、人類学の観察を目的として計測項目を選定してきたため、124項目と非常に多く、そのうち52項目は頭蓋に関する計測項目となっている。そこで、我々はこの中から、後に詳細人体モデルの体格を作るうえで必要とされる項目のみを抜き出し、また必要に応じて項目を加えて、測定を行うこととした。具体的な測定項目としては、体を大きく動く関節で分割した各部位に対し、関節間距離など、大きさを特定するいくつかの長さ（測定するパラメータの数、内容は部位ごとに異なる）と、きをつけの姿勢^{*}における部品間の位置関係を測定した。

これに対し、関節中心の位置を求めることで、さまざまな姿勢・動作をとったときの部品間の位置関係が求められることになるのだが、関節中心の位置の測定は大変難しい。

関節は部位によって、数mm~2cm程度、一方に対して他方の骨がすべりながら移動する。この移動量は、関節角度に依存して変化するものであるが、移動量の測定は難しい。体表につけたマーカ位置とMRI画像とを比べ、マーカ位置と骨の位置の関係を求め、マーカ位置のみから骨の位置を求めようという取り組みもあるが¹⁸⁾、まず、皮膚の柔軟性などの影響を受けてしまうため、姿勢を変えた状態での骨位置を体表につけたマーカ位置から求めることは事実上困難である。また、仮にCT/MRIを用いたとしても、撮像中に関節可動域の最大まで関節を曲げることは装置空間の大きさから考えて困難である。骨に直接針を指し、その先端にマーカをつけることによる測定は試みられているが^{6),19)}、侵襲な方法であるため医用目的以外でこの方法を用いることは困難である。そこで、現実的な手段として、医学的統計により求められた関節中心推定法^{20)~22)}に基づき測定を行うこととした。

^{*} 基本的立位肢位という。

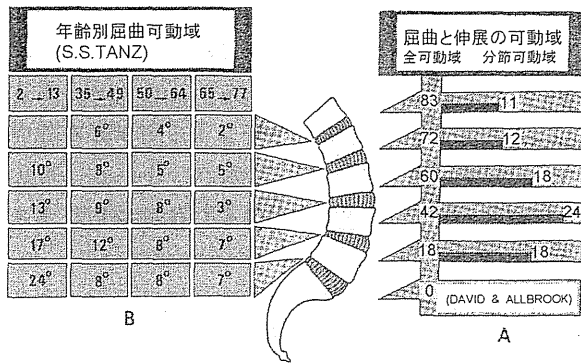


図3 年齢別腰椎屈曲可動域 (文献 13) より抜粋)

Fig. 3 Ranges of motion of lumbar vertebrae (referred from Ref. 13)).

また、関節可動域についても、体格と同様、個々の骨間の関節可動域を測定することは通常では困難である。そこで、日本整形外科学会・日本リハビリテーション学会で策定した、関節可動域測定法²³⁾に基づき、測定を行った。この方法は、もともとは整形外科医・リハビリテーション医以外の人にとっても関節可動域を共通の基盤で理解できるようにするために考案されたものである。ここでは、人体の構造を考慮し、極力、他の関節の肢位に影響を受けずに関節可動域が測定できるように考えられている。また、関節中心の位置が厳密に分からなくても測定できるように、部品ごとに軸を設定し、この軸間の角度として測定基準が決められていることも大きな利点である。

このようにして得られたデータの表現方法を付録 A.1 に示した。

以上により得られたデータを元に、詳細人体モデルの体格・身体特性データに変換することを考える。

まず、問題となるのは、体格・身体特性データを取得した際の部位の分け方と骨格構造とが必ずしも一致しないことである。たとえば、腰部の骨格は5つの腰椎がなだらかなカーブを描くように縦につながっているが、それらの個々の大きさや個々の関節可動域を測定することはできないため、腰部全体の大きさ、関節可動域を測定したにすぎない。ここで、医学的知識を用いる。腰椎の関節可動域に関しては、個々の椎間関節の可動域の年代差に関する研究が行われている¹³⁾ (図3)。この値を参考に腰椎全体の可動域を配分することで、個別の腰椎椎間関節の関節可動域を推定する。

また、これと同時に筋肉のモデル化も行う。筋肉は、起始☆、停止☆☆、中継点☆☆☆を結ぶ連続した線分集合

☆ 体の中心に近い側の、筋と骨の付着位置

☆☆ 体の中心に遠い側の、筋と骨の付着位置

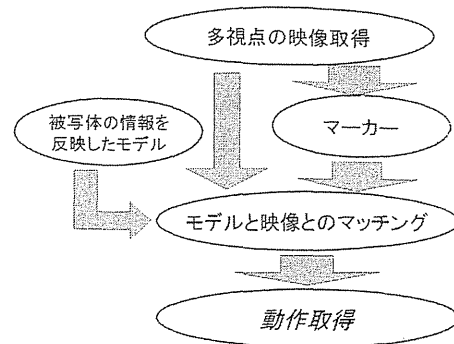


図4 オブジェクトの抽出処理

Fig. 4 The procedure of object extraction.

で表す²⁴⁾。起始・停止・中継点の位置も実測することは困難であることから、医学的知識を利用して推定する。

以上をもとに、詳細人体モデルの個別データについての記述方法を付録 A.2 に示した。

3.2 モーションキャプチャの手法

動作をコンピュータに取り込む際には、なるべく対象となる人の動きに制限をかけずに、かつ、可能な限り正確に取得する必要がある。既存の技術、あるいは既存の技術を応用した新技術により、実現性のある取得方法をとることが重要である。そこで我々は、少数マーカー型モーションキャプチャシステムを開発することとした²⁵⁾。

被験者にはなるべく体に負担のかからない状態で作業してもらうため、従来のモーションキャプチャシステムのように多くのマーカーを人体の各部に取り付けることはできない。しかし、マーカーを1つも用いずに画像処理のみから人体の姿勢を推定することは、詳細な姿勢評価に必要な精度が保証できない。また、姿勢推定には反復処理を行うため、時間がかかってしまう。そこで本システムでは、動きの邪魔にならないごく少数のマーカーを人体に取り付け、これと画像処理による人体モデルを用いた姿勢推定と組み合わせることにより、被験者にはなるべく負担をかけずに短時間かつ高精度の姿勢推定を可能にする。被験者の動作を取得するための手順を図4に示す。

本システムでは、少ないマーカーの数で動作取得を行うことを可能にするため、被験者の体格形状を頼りに正確な動作抽出を行うこととした。そのため、あらかじめ被験者の体格に合わせた仮想人体モデル(モックアップモデル)が必要となる。ここで用いるモック

☆☆☆ 筋の走行に近くなるように置いた仮想の点、ここでは骨の動きに連動して動くと考えられる。

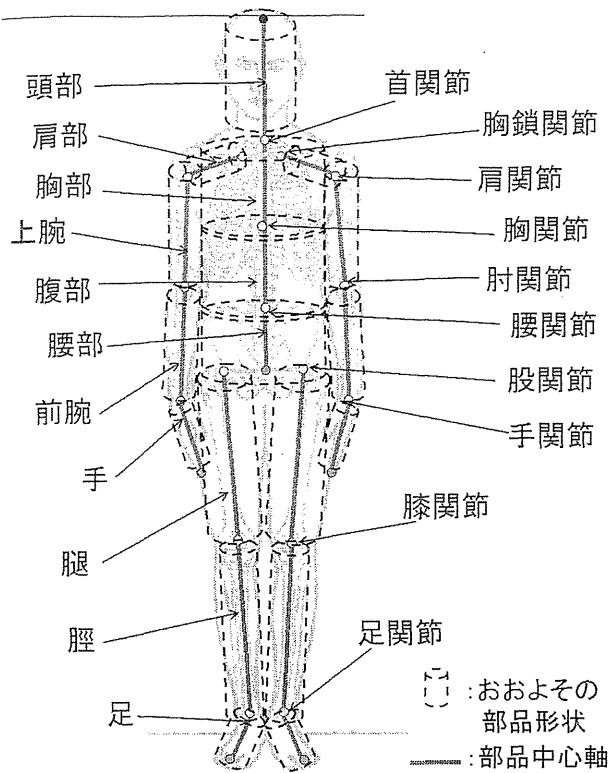


図5 モックアップ人体モデル
Fig.5 Mockup human model.

アップモデルとは図5に示すような剛体リンクモデルからなる。これらの各パーツの角度を変化させることによりさまざまな姿勢を定義することができる。このモックアップモデルと取得映像とのマッチングにより取得するデータの項目を付録A.3に示した。

しかし、図5のモックアップモデルの姿勢・動作は、部品数・自由度数ともに少なく、いわば大局的な姿勢・動作であるといえる。一方、骨どうしの間の関節は、骨どうしがすべりながら回転したり、関節の間の軟骨が弾性を示したりする。このため、骨格の動きを精密にモデル化することは、医学的にみても非常に困難な課題とされている^{6),19),26)}。

そこで、大局的な姿勢・動作から詳細人体モデルの姿勢・動作へ変換する手法を考える。

まず、姿勢・動作を変換する前後で保存されるべき情報は何かを考えると、指先や足の位置など体の末端の部分の位置は、周囲の物体や床面の位置との相互関係から、正確に変換されるべきだといえる。そこで、少数のマーカは体の末端を中心に付けることとする。

しかし、ここで、マーカ位置に合わせて他の部位の姿勢を決定しようとする、関節およびその自由度が複数あるため、解を一意に決定することは不可能である。そこで、解を一意に決定するために、身体特性の常識的な値、過去に実験などで得られている標準値を

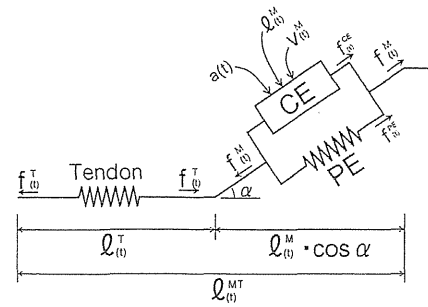


図6 Hill-type Model (文献27)を改変
Fig.6 Hill-type Model (modified from Ref. 27)).

参照し、解の特定に用いることを考える。たとえば、腰部全体の曲がり角度に対する椎間関節1つ1つの関節角度の世代差に関する研究が行われている¹³⁾。この値を用いることで、図5のモックアップモデルの腰関節の値を大局的な腰部の関節角度とし、個々の腰椎の関節角度を求めることができる。

このようにして、姿勢・動作に関しても体格・身体特性と同様、疾病、年齢、性別などに合わせて適切な医学知識を用いることにより、アジャストの精度を高められると期待している。

以上のようにして求めた詳細人体モデルの動作情報の記述方式を付録A.4に示した。

3.3 モデルベース動作評価・シミュレーションの手法

以上の詳細人体モデルおよび姿勢・動作情報を用いたシミュレーションの一例として、ある姿勢に対し、筋の最大筋力を求める²⁷⁾シミュレータを作成した。これは、骨格上の筋の付着位置や筋の走行を示す点を仮定したうえで、姿勢を変えることにより各時点で筋長がどれだけになったかを幾何的に求め、筋・腱の力学的特性モデル Hill-type Model²⁷⁾に基づき、その姿勢における最大努力時の力を求めるものである。

Hill-type Modelとは、筋・腱の力学的特性を調べ、図6のモデルに従い筋の弾性・粘弾性、および腱の弾性を分析・数式化したものである^{27),28)}。筋が発揮する力は、意識的に力んで筋が能動的に縮もうとする力成分と、筋が外力により引き伸ばされたときにそれに抵抗して縮もうとするばねのような力成分(受動抵抗力)に分けられる。図6は、これらの成分をそれぞれCE(収縮性素子)とPE(受動抵抗素子)が発揮すると考えモデル化したものである。

このモデルに従い、時刻 t における筋の発揮する力を $f(t)$ 、そのうちCEの発揮する力を $f(t)^{CE}$ 、PEの発揮する力を $f(t)^{PE}$ 、腱の発揮する力を $f(t)^T$ 、筋の収縮速度を $v(t)^M$ 、筋と腱の長さの和を $l(t)^{MT}$ 、筋の長さを

$l_{(t)}^M$, 腱の長さを $l_{(t)}^T$, 筋活性度を $a(t)$, その動作における最大努力時 ($a(t) = 1$) の筋力を $F_{(t)}^M$ とする. また, 最大努力時の筋力が最大となるときの筋の長さを自然長 l_0^M と定義し, この最大筋力を F_0^M , 自然長での最大収縮速度を v_0^M , 自然長での腱の最大張力を F_0^T , 筋と腱のなす角度を α とすると^{☆☆},

$$l_{(t)}^{MT} = l_{(t)}^M \times \cos \alpha + l_{(t)}^T \quad (1)$$

$$f_{(t)}^M = (f_{(t)}^{CE} + f_{(t)}^{PE}) \times \cos \alpha = f_{(t)}^T \quad (2)$$

$$f_{(t)}^{CE} = F_{(t)}^M \times g_1 \left(\frac{l_{(t)}^M}{l_0^M} \right) \times a(t) \quad (3)$$

$$f_{(t)}^{PE} = F_0^M \times g_2 \left(\frac{l_{(t)}^M}{l_0^M} \right) \times a(t) \quad (4)$$

$$F_{(t)}^M = F_0^M \times g_3 \left(\frac{l_{(t)}^M - l_{(t-\Delta t)}^M}{\Delta t} \times \frac{1}{v_0^M} \right) \quad (5)$$

$$f_{(t)}^T = F_0^M \times g_4 \left(\frac{l_{(t)}^T}{l_0^T} \right) \quad (6)$$

という式が成り立つ (ただし g_1, g_2, g_3, g_4 は非線形な関係であり, 実験的に値の求め方が知られている).

よって, 式 (2) に式 (3), 式 (4), 式 (5) を代入し, さらに式 (1), 式 (6) により整理すると,

$$\begin{aligned} & \left(g_1 \left(\frac{l_{(t)}^M}{l_0^M} \right) \times g_3 \left(\frac{l_{(t)}^M - l_{(t-\Delta t)}^M}{\Delta t} \times \frac{1}{v_0^M} \right) \right. \\ & \quad \left. + g_2 \left(\frac{l_{(t)}^M}{l_0^M} \right) \right) \times a(t) \times \cos \alpha \\ & = g_4 \left(\frac{l_{(t)}^{MT} - l_{(t)}^M \times \cos \alpha}{l_0^T} \right) \quad (7) \end{aligned}$$

という式が成り立ち, 変数 $l_{(t)}^M$ とする方程式を立てることができる. 上記の説明で変数 l_0^M (筋の自然長, すなわち最大筋力が出る際の筋の長さ), l_0^T (腱の自然長), v_0^M (自然長での筋の最大収縮速度), α (筋と腱のなす角) は文献で用いられていた値²⁴⁾ を用い, 既知とする.

また, 関数 $g_1 \sim g_4$ は, 文献 27) より得た離散値をスプライン曲線で補間することにより得た.

時間順にシミュレーションすることにより, Δt 時間前の筋長 $l_{(t-\Delta t)}^M$ も既知であると考え. 筋の活性

度 $a(t)$ は, 筋電位計などの測定器具により測定し, かつ, $l_{(t)}^{MT}$ (時刻 t における筋・腱長の総和) と $v_{(t)}^M$ (時刻 t における筋の収縮速度) はモーションキャプチャで得た関節角度から幾何学的計算により求めるとすると, 式 (7) 中の変数 $l_{(t)}^M$ (時刻 t における筋長) のみの方程式を立てることが可能である. これを解き, 得られた $l_{(t)}^M$ を, 式 (2), 式 (3), 式 (4), 式 (5) に代入することで, $f_{(t)}^M$ (時刻 t における筋力) を求めることができる.

3.4 評価・シミュレーション結果表示に関する考察

体内での骨格の動きは外から見えないことから, 評価・シミュレーションの結果をユーザに分かりやすく提示する必要がある. そこで, 前章で述べた詳細人体モデルを 3 次元 CG で表示・再生させることを考える.

表示システムでは, 最低限, 実際の動きの速度と同じ速度で全身を姿勢・動作情報のとおり動かして表示できること, および評価結果を何らかの形で重ね合わせて表示できることが求められる.

詳細人体モデルの表示を考えた場合, 骨格に着目すると, 骨 (=剛体) が関節でつながっていることから, 剛体リンクモデルで表現するのが一般的な手法であると考えられる²⁹⁾. ここでいう剛体リンクモデルとは, 部品間に“親子関係”を定義し, その子部品の位置は, 親部品のローカル座標系原点に対する移動とオイラー角による回転で表される表現方法を指す. これは, web 上で 3 次元幾何形状や 3 次元空間を記述する構造化言語として一般的である VRML (Virtual Reality Modeling Language, ISO/IEAC14772) を例にとると, Transform ノードを使ってモデルを作成することにあたる. この方法の利点は, 関節において互いの部品が接続している, ということを自明に表しており, 関節における部品の位置関係が直観的に理解できることにある. しかし, CG 表示時に, 親部品から子孫の部品にいたるまで順に回転行列をかけることから, 特に詳細人体モデルのように, 部品数・ポリゴン数が大きい剛体リンクの表示に際しては, 表示時の負荷が大きくなり, 実時間での表示が難しくなりうる. 現在の計算機技術ではそれほど苦にならないといわれる場合もあるが, 高価なグラフィックボードなしでも表示できる環境を構築することを目指し, 表示システムの作成を試みた.

本システムはあくまでも表示が目的であることから, その姿勢に至る前に一周ぐるりと回していたか否か, すなわち 360 度を超えて回転した場合 (多数回転) と 360 度以内の回転とを区別する必要がない. そこで我々は, 回転方式としてクォータニオンを採用す

* その時点においてどれだけ力んでいるかを表す変数である. これは, 同じ姿勢でも, 力を意図的に加えた場合とそうでない場合で筋力が異なることを説明する変数である.

☆☆ ここまでの変数はすべて, その時点における実際の筋・腱力を f で, 最大努力時の筋・腱力を F で表している. また, 筋 (muscle) に関わる変数・定数を上付文字 M で, 腱 (tendon) に関わる変数・定数を上付文字 T で, 自然長での定数 (筋に固有の値) を下付文字 0 で, 時刻 t での変数を下付文字 (t) で表している.

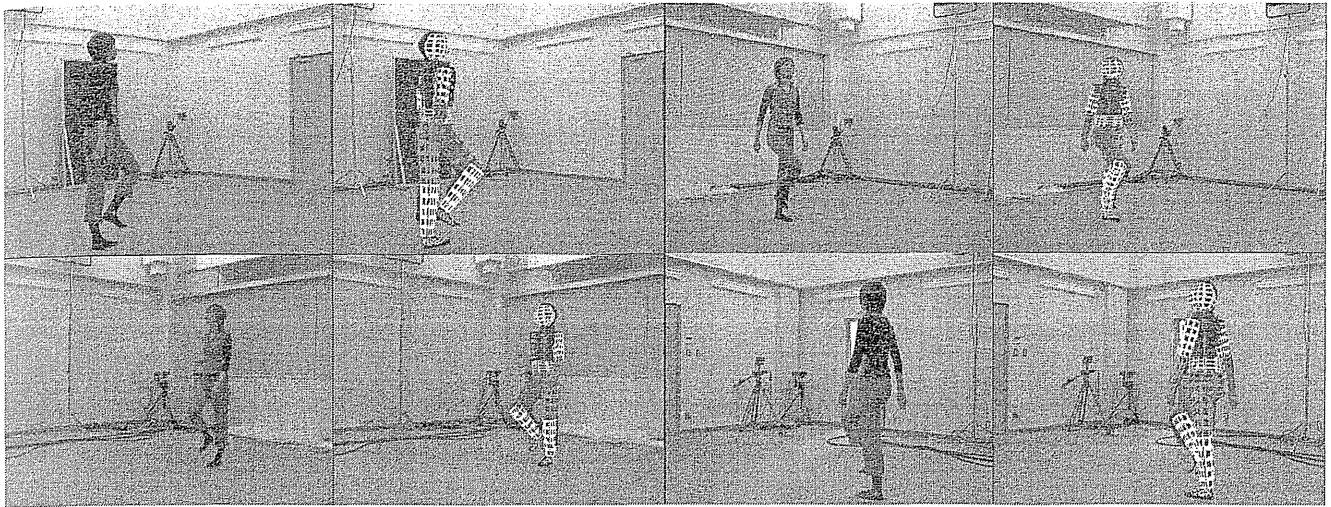


図 7 動作抽出結果

Fig. 7 The result of motion extraction.

ることとした。

また本システムでの目的は、モーショキャプチャから得られたデータをもとに解析・評価・シミュレーションを行った結果の表示であることから、インタラクティブに被験者の動作を操作し、変更する必要はないといえる。そこで我々は、あらかじめ部品・孫部品に対するワールド座標系を計算しておき、それを再生する表示システムを構築した。

4. シミュレーションに用いた技術の有効性の検証

3章で提案した手法の有効性を示すため、モーショキャプチャおよび複数の被験者にアジャストした詳細人体モデルを使って、同じ動作を行わせた場合に評価結果がどのように異なるかについて、実際に評価・シミュレーションを行った。

ここでの目的は、提案した個々の手法の精度と実現性を確認することである。

4.1 モーショキャプチャに関する検証実験

図5の仮想人体モデルと、マーカを胴体の左右、両手首、両足首の計6個を用いて動作を抽出した結果を図7に示す。図7は、被験者を囲むように設置した4つのカメラについて、それぞれ、マーカを装着した被験者を撮影した元画像(左)と、モーショキャプチャの解析結果として得られた値をもとに被験者の体格にあわせた人体モックアップを元映像に重ね合わせた画像(右)である。どの視点からも、被験者とおおよそ同じ位置に人体モックアップが重ね合わせられているといえる。

ここで、後に詳細人体モデルで評価を行ううえで、モーショキャプチャに求められる精度を考えてみる。

マーカを手首および足首につけること、後の画像解析で映像中の被写体領域と人体モックアップの部品の領域とを比較することから、手首・足首の幅の半分、すなわちおよそ2.5cmより小さい誤差範囲内で収まっていなければならない。また、人体の姿勢を取得する際には、各関節について ± 5 度以内の誤差で取得する必要があるとされている。

室内で実験してみたところ、マーカ位置は精度 ± 1 cmで取得することができた。一方、このもとで関節角度を ± 5 度以内で取得するためには、前腕部では、肘の位置のずれが ± 3 cm以内でなければならない。やはり室内で実験してみたところ、肘の位置の精度が ± 2.4 cmと、いずれも上記の要件を満たしていることから、詳細人体モデルに基づく評価を行ううえで十分な精度を保っていると考えられる[☆]。

以上のとおり、マーカのおかげで実際の被験者の姿勢と極端に外れることもなく、また仮想人体モデルと画像とのマッチングによりマーカを取り付けていない部分においても要件を満たす精度となっている。このことから、少数マーカ型モーショキャプチャによって、被験者の動きを制限することなく、精度良く動作をコンピュータ上に取り込めることが示された。

4.2 モデルベースト動作評価・シミュレーションについての検証実験

Hill-type Modelを用いた動作評価の例として、4.1節で得た歩行動作である、8歩歩行した後、4歩で回れ右し、さらに8歩歩行した動作に対し、右脚部の筋力評価を行った。

[☆] 前腕の長さを、成人男性の標準長である25cm¹¹⁾として計算した。

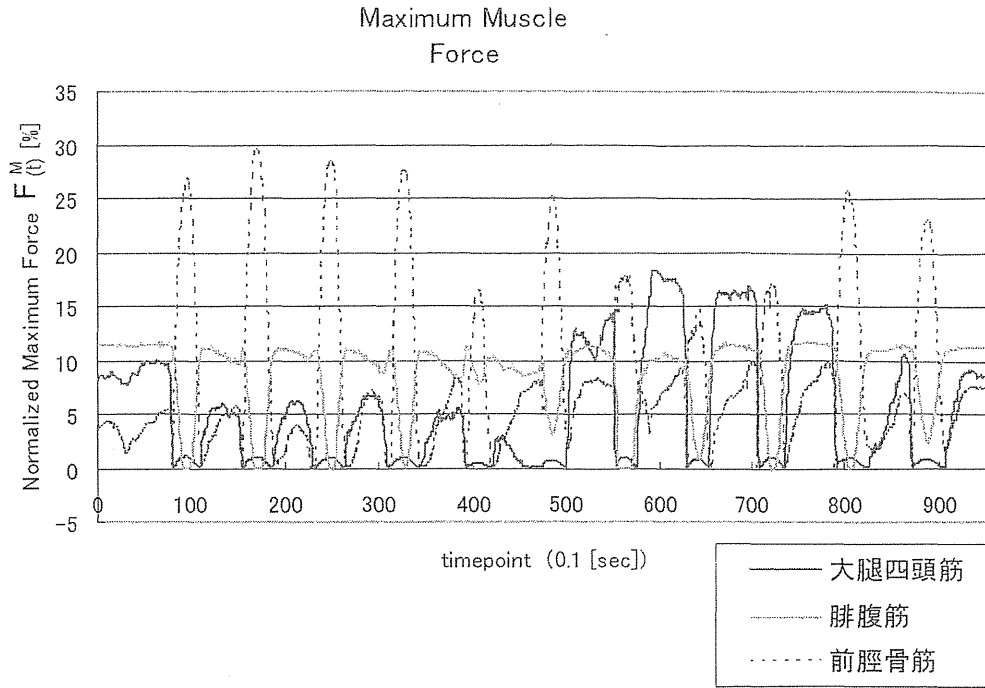


図9 脚部についての筋力評価結果
 Fig.9 Evaluation result (maximum muscle power).

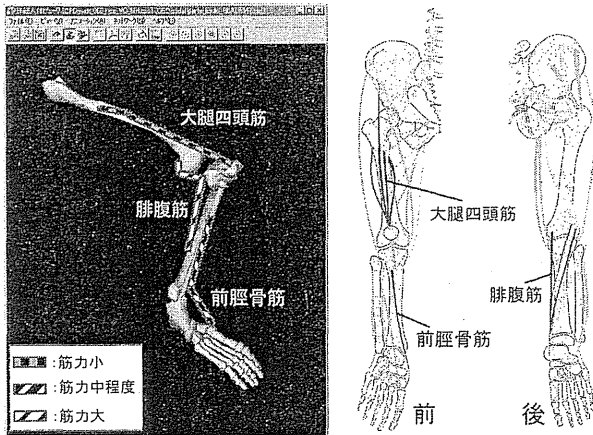


図8 脚部についての筋力評価 (右は文献 30) より抜粋
 Fig.8 Muscle power evaluation of right leg (Right image is referred from Ref. 30)).

3.3 節で述べた手法により、時点ごとの各筋が発揮する筋力を推定できることから、脚部の主要な筋3つに関して、シミュレーションを行った。ただし、筋の活性度 $a(t)$ は、筋電位計などの測定器具がない限り求めることができない。そこで、今回は $a(t) = 1$ と仮定し、この姿勢で最大努力の力を出したときにはどれだけの力を出しうるのであるかを求める評価プログラムを作成した。

具体的に使用した筋は、図8右に示した3つの筋、大腿四頭筋（膝の伸筋）、腓腹筋（膝の屈筋）、前脛骨筋（足首の伸筋）である。

この結果に基づき、筋を着色して表示したものを図8

左に、それぞれの筋の解剖学的な位置を図8右に、また、計算により求めた最大筋力 $F_{(t)}^M$ を F_0^M で割って正規化した値のグラフを図9に示す。図8左で、骨の周りに折れ線分が表示されているものが筋である。評価結果は、筋の色を結果に応じて着色することにより提示する（図8では、グレースケールでも分かりやすくするため、線種により提示している）。この例では、最大努力で発揮する筋力は腓腹筋が最も高く、前脛骨筋、大腿四頭筋の順に低くなっていくという結果が得られた。これは、“腓腹筋が膝の屈筋である”という筋肉の役割と、この時点での姿勢が、歩行中の腿を挙げ膝を曲げた状態であるということから、おおむね合理的に説明ができ、良好な結果が得られているといえる。

また、図9から分かるように、歩行の周期に合わせて最大筋力も変化している。

このように、筋骨格レベルで人体をモデル化することにより、筋や腱の働きにまで踏み込んだ評価・シミュレーションを行うことが可能になったといえる。

4.3 評価・シミュレーション結果の表示の実例

作成した表示システムにより、4.2 節までで得られた動作を表示した例を図10に示す。上図が、カメラで撮影した映像にモーションキャプチャで得られた動作データに基づきモックアップを重ね合わせたもの、下図が詳細人体モデルに動作を変換し表示させたものであり、一連の動作の中からとびとびの8時点分を時

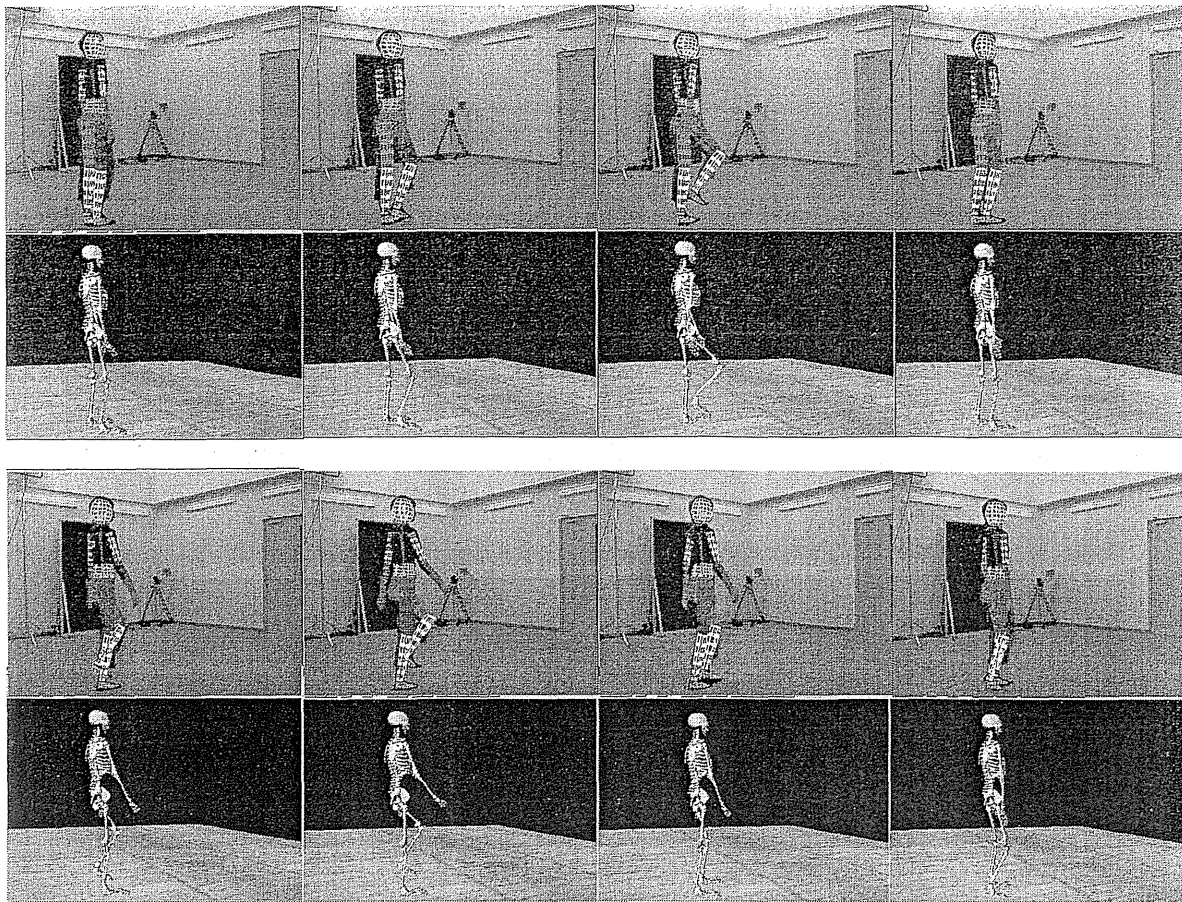


図 10 評価・シミュレーション結果表示例

Fig. 10 Example of evaluation/simulation result.

系列的に並べている。時点ごとにそれぞれ、およそ上図のモックアップと詳細人体モデルとが同じ姿勢を表していることが見てとれる。

5. 詳細人体モデルに基づく動作評価・シミュレーションシステムの有用性の検証

4章までは、詳細人体モデル、とりわけ筋骨格に関する情報の取得・評価方法、およびその検証について述べた。以降は本研究の提案システム全体としての有用性・有効性を示すため、複数の被験者にカスタマイズした詳細人体モデルを使って、同じ動作を行わせた場合に評価結果がどのように異なるか、多くの骨が関与する動作で実際に評価・シミュレーションを行った。

対象とする動作は、椅子に座った状態から椅子の斜め後ろの床に置いてある物を取る、という動作である(図 11)。

椅子に座った状態は、脊椎の動き方が立っている状態とは異なることが知られている¹³⁾。また、体格が異なることにより、椅子に対して同じ位置に置かれた物体でも、手を届かせるためにどれだけ胴体(体幹)を曲げ・ひねらなければならないかが異なる。さらに、腰椎の個々の関節の関節可動域は、個人差や年齢によ

て変化する¹³⁾。

以上の点から、同じ高さの椅子に座り、同じ位置に置いた物体に手を伸ばしても、人によって姿勢が異なり、かかる負荷も変化する。

今回は、被験者として 20代から 50代までの男女 15人に動作を行ってもらい、このときの脊椎の動きとその人の世代における標準的な可動域との比較を行った。

このうち被験者 4人に関する測定結果を図 12 に示す。

図 12 では動作完了時(物に手が届いた状態)の脊椎の側屈角度を示している。横軸は、個人の対格差を吸収するため、脊椎全体の長さが 1 となるように正規化を行っている。一方、縦軸の累積関節角度というのは、腰を基準としたときに腰からその位置に至るまでの間にどれだけ脊椎が側屈したかを表している。すなわち、横軸が 1 のときに脊椎の上端であり、このときの累積関節角度が、脊椎全体での側屈角度を表している。

グラフから分かるように、50代と比較して、20代では合計 20度も関節を大きく動かしており、被験者はおおよそ標準的可動域内で動いている。これは、50代の被験者が脊椎の側屈だけでは物に手が届かず、体

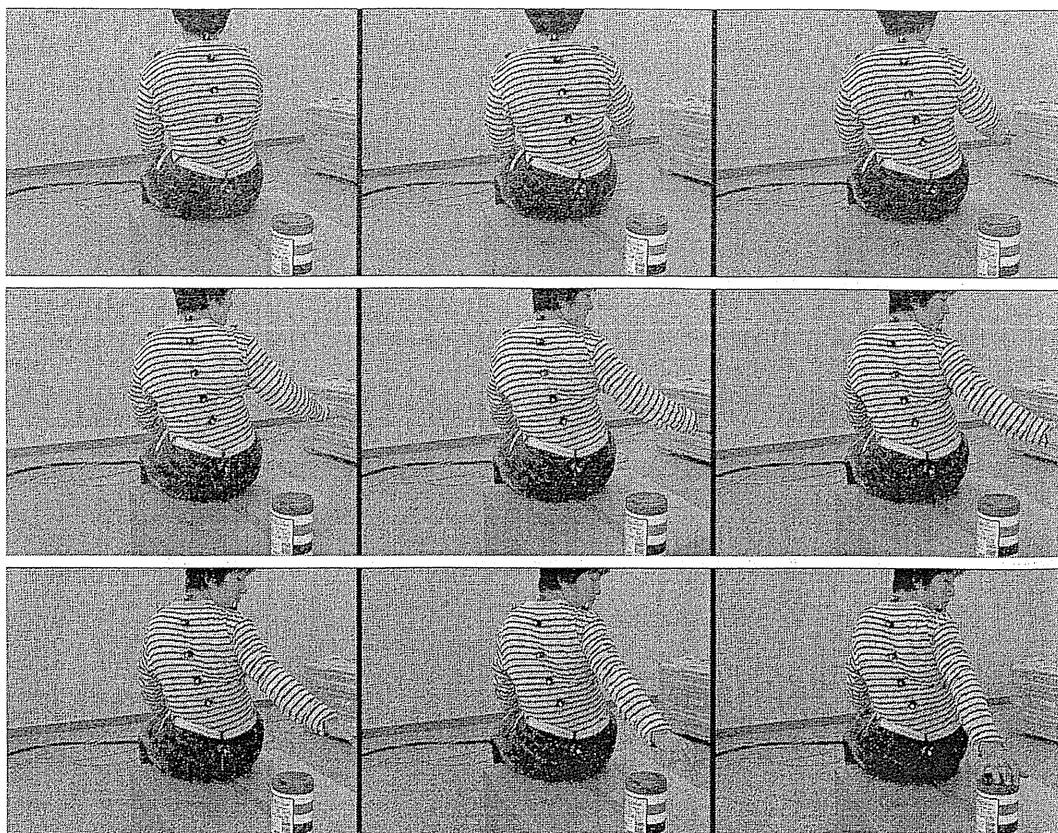


図 11 評価実験を行った動作

Fig. 11 Motion of evaluation experimentation.

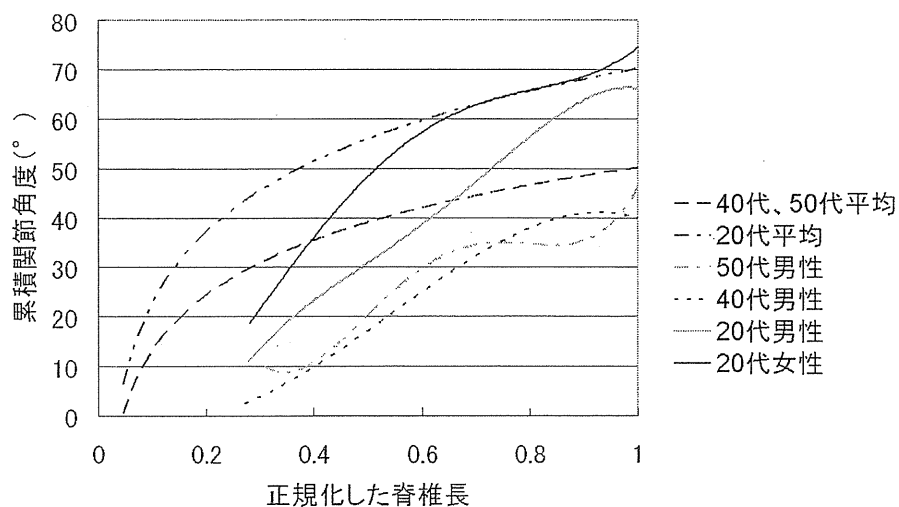


図 12 測定結果と標準可動域

Fig. 12 Experimental result and normal range of motion.

ごと動いているため、20代の被験者にはあまり負荷がかかっていないことを示唆している。

今回の被験者全員に対して、関節可動域との比較を行ったところ、40代以上では全員が脊椎の動きだけで動作を行えなかったのに対し、20代では全員が脊椎の動きだけで動作を行ったうえ、46% (13人中6人) が標準的な関節可動域の範囲内で脊椎を動かしていた。この6人と残りの被験者との間には、性別および身長

について有意な差は見られなかった。

このように、世代別に人体モデルをアジャストし、かつ評価においても世代や性別を考慮に入れることで、より実際の人体の状態に即した、効果的な評価・シミュレーションができるのではないかと期待できる。

6. まとめ

本稿では、工場における工程設計や医療分野など

に利用できる, 人体の動作に対する負荷評価・動作シミュレーションを行うための詳細人体モデルに基づくシミュレータについて概要を示し, シミュレータを構築するうえで取り扱うべき情報を考察した. また, 実際にこのシミュレータに基づく負荷評価を行ってみることで, 詳細人体モデルの有用性を示した.

本稿で提案した方法は, 詳細人体の定義1つをとっても, 非常に多岐にわたる項目から我々独自の判断で必須の項目を抜き出している点是否めない. 妥当性, 必然性については, 今後, 多くの実験を通して検証し, あるいは修正していく必要があると思われる. しかし, 本稿で主張したデータの構成法, 変換の基本的な考え方はその場合でも十分に有効であると考えている.

今後の課題としては, 関節における骨のすべり, 個々の筋肉に対する最大筋力などの推定法の精度を上げ, より実際の人体に近い詳細人体モデルを作成する手法を確立すること, また, 疾病などにあわせてさらに細かいモデルのアジャストを行えるようにすることなどがあげられる.

謝辞 本研究の人体モデル作成に関しては, 整形外科的な立場から, 横浜市立大学医学部附属病院医療情報部根本明宜先生および宇都宮大学機械生産学工学講座酒井直隆先生に, 種々の示唆をいただいた. ここにつつしんで感謝の意を表す.

また, 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金(基盤研究(A))(1)16200004)による.

参 考 文 献

- 1) 長町三生: 現代の人間工学, 朝倉書店(1986).
- 2) 林 喜男: 人間工学 改訂版(経営工学シリーズ11), 日本規格協会(1987).
- 3) Bridger, R.S.: *Introduction to Ergonomics*, 2nd Edition, Taylor & Francis Inc. (2003).
- 4) 渥美浩章: コンピュータマネキンへの期待, バイオメカニズム学会誌, Vol.23, No.1, pp.3-7 (1999).
- 5) 長谷和徳: コンピュータマネキンにおける身体動作の生成, バイオメカニズム学会誌, Vol.23, No.1, pp.18-23 (1999).
- 6) 大村 功, 長尾信一, 波 通隆, 堤 大祐, 倉秀治, 小原 昇, 宮野須一, 佐々木鉄人: 人体関節診断用3次元計測システムの開発, 北海道立工業試験場報告, No.292, pp.139-148 (1993).
- 7) 佐藤, 永野, 富井, 有澤, 酒井: 骨格モデルを用いた人体動作データベースの構築, 情報処理学会論文誌: データベース, Vol.42, No.SIG1(TOD8), pp.92-102 (2001).
- 8) Arisawa, H. and Sato, T.: Human-Body Motion Simulation using Bone-Based Human Model and Posture Database, *4th International Scientific Conference on Prevention of Work-Related Musculoskeletal Disorders (PREMUS 2001)*, p.128, Amsterdam, the Netherlands (2001).
- 9) Arisawa, H., Sato, T. and Tomii, T.: Human-Body Motion Simulation Using Bone-Based Human Model and Construction of Motion Database, LNCS2465, Arisawa, et al. (Eds.), pp.115-126, Springer (2002).
- 10) 佐藤貴子, 昌川泰鎬, 上島崇宏, 有澤 博: 詳細人体モデルを用いた動作評価機構付きデータベースシステムの基本設計, 情報処理学会研究報告 2003-DBS-131 (II), pp.181-188 (2003).
- 11) 野呂影勇: 図説エルゴノミクス, 日本規格協会(1990).
- 12) Arisawa, H. and Imai, S.: Working Simulation based on Info-Ergonomics and Multimedia Database Concept Design, *1996 Japan-U.S.A. Symposium on Flexible Automation* (1996).
- 13) Kapandji, I.A.: 関節の生理学, 医歯薬出版株式会社(1986).
- 14) 鈴木直樹: 高次元医用画像とバーチャルリアリティを用いた新しい治療法の開発, 情報処理, Vol.43, No.5, pp.504-508 (2002).
- 15) 鈴木 尚: 人体計測 マルチンによる計測法, 人間と技術社(1973).
- 16) 人類学講座編纂委員会(編): 人類学講座別巻1 人体計測法 I 生体計測法, 雄山閣出版(1991).
- 17) 河内まき子: 口伝 人体寸法・形状・運動計測編—人体寸法計測その1, バイオメカニズム学会誌, Vol.26, No.1, pp.50-54 (2002).
- 18) 小島 潔, 杉崎英嗣, 四倉達夫, 森島繁生: モーションキャプチャを用いた内部骨格の動作再現, 信学技報 HIP2002-80 (2003-03), pp.19-24 (2003).
- 19) 田中直史, 大久保衛, 大槻伸吾: VICON による肩甲骨の動作解析, 日本臨床バイオメカニクス学会誌, Vol.16, pp.217-222 (1995).
- 20) 臨床歩行分析研究会: 報告書 歩行データ・インターフェイス・ファイル活用マニュアル 歩行データフォーマット標準化提案書修正版, Ver.1992.06 (1992).
- 21) 倉林 準, 持丸正明, 河内まき子: 股関節中心推定方法の比較・検討, バイオメカニズム学会誌, Vol.27, No.1, pp.35-42 (2003).
- 22) 倉林 準, 持丸正明, 河内まき子: 日本人男性の股関節中心推定方法の比較・検討, デジタルヒューマン基盤技術(産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究ラボ平成14年度成果報告書), pp.70-77 (2003).
- 23) 中村隆一, 斎藤 宏: 基礎運動学(第4版), 医歯薬出版株式会社(1992).
- 24) Delp, S.L., et al.: Hamstrings and psoas lengths during normal and crouch gait: impli-

- cations for muscle-tendon surgery, *J. Orthop. Res.*, 14, pp.144-151 (1996).
- 25) 坂木和則, 有澤 博: モデル知識を用いた遺伝的アルゴリズムによる人間の姿勢推定: FIT (情報科学技術フォーラム) 2002 論文集, 第3分冊, pp.45-46 (2002).
- 26) 信原克哉: 肩 その機能と臨床, 医学書院 (1987).
- 27) Zajac, F.E.: Muscle and Tendon: Properties, Models, Scaling and Application to Biomechanics and Motor Control, *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, Vol.17, Issue 4, pp.359-411 (1989).
- 28) 石田明允, 廣川俊二, 宮崎信次, 阿江通良, 林豊彦: 身体運動のバイオメカニクス, コロナ社 (2002).
- 29) KIT-M: 3D アニメーションプログラミング, *C MAGAZINE*, Vol.14, No.5, pp.24-43 (2002).
- 30) 藤田恒太郎: 人体解剖学 改訂第41版, 南江堂 (1993).

付 録

A.1 取得体格データ記述

3.1 節で述べた手法により取得した被験者の体格・身体特性および関節中心の基本的なデータフォーマットは, 表 1 のように表される.

表 1 中の VRTCLENGTH, SGTLENGTH, FRNTLENGTH は体格に関するパラメータ, NXTVECTOR_n は関節中心の位置に関するパラメータであり, これらは部位ごとに測定・記述される. 一方, ROMFLEX, ROMETN, ROMABDC, ROMADDC, ROMEXTROT, ROMINTROT は関節可動域に関するパラメータであり, 関節ごとに測定・記述される.

実際には, 部位によってはより多くのパラメータを測定しなければならない. たとえば体幹 (胴体) の胸部を例にとる. 体格を知るうえで重要なパラメータである肩幅は, およそ両肩関節間距離で近似できる可能

性があるものの, 胸部の子部品との接続位置は首と左右の胸鎖関節であり, 肩関節ではない. このため, 直接肩関節間距離を計算することはできないのである. このような場合には, 表 1 に加え, 部位特有のパラメータを加える.

また, 関節可動域は, 関節ごとの自由度に合わせてもともと存在しないパラメータもある. たとえば, 手首関節は回旋方向の自由度を持たないため, ROMEXTROT, ROMINTROT は最初から存在しない.

なお, 関節中心のデータは, 人体を階層構造で考えた際 (図 5 参照) における親部品のローカル座標原点から, 求める関節中心へ向かうベクトルで表現する. おおよそ, 図 5 上の部品中心軸が, このベクトルにあたる.

A.2 詳細人体モデル記述

詳細人体モデルでは, 取得データから推測・変換をともなつて得られたデータ (骨の長さ, 筋肉の付着位置など) に加え, 各骨にはどの筋が付着しているか, など, モデルそのものの構造に関するデータも記述しておく.

骨に関する記述フォーマットを表 2, 筋に関する記述フォーマットを表 3 に示す.

筋肉は, 起始, 停止, 中継点を結ぶ連続した線分集合で表す. このとき, これらの頂点は骨部品のローカル座標系の位置で表されるべきであることから, 骨部品および頂点の ID により参照している. たとえば表 3 のサンプルの BONEID_q は, 表 2 側の SEGID = 0001 の部品の, MSLVRTCRD3 (MSLVRTCRD_p のうち $p = 3$ のもの) として定義された点を指していることになる.

A.3 取得モーション記述

3.2 節で述べたように, 動作の取得は図 5 に示した仮想人体モデル (モックアップ) と映像とのマッチングをとることにより得るため, 取得するモーションデータはモックアップの姿勢として表される. 被験者

表 1 取得体格データ記述
Table 1 Description of human body model.

データ名	形式	サンプル	意味
VRTCLENGTH	float	483.5	垂直軸方向スケール
SGTLENGTH	float	181.6	矢状-水平方向スケール
FRNTLENGTH	float	169.2	前額-水平方向スケール
NXTVECTOR _n	float × 3	-10.25 -4.35 -47.05	次部品の関節中心位置 (n=この部品の子になる部品の数)
ROMFLEX	float	125	屈曲側可動域
ROMETN	float	16	伸展側可動域
ROMABDC	float	45	外転側可動域
ROMADDC	float	20	内転側可動域
ROMEXTROT	float	45	外旋側可動域
ROMINTROT	float	45	内旋側可動域

表 2 詳細人体モデル記述 (骨)
Table 2 Description of precise human body model (bone).

データ名	形式	サンプル	意味
SEGID	four digit (<1000)	0003	部品 ID 番号
SEGNAM	string	right shinbone	部品名称
VRTNUM	int	1082	頂点の数
VRTn	float × 3	0.1282 0.343 1.849	n 番目の頂点のローカル座標 (0<n≤VRTNUM)
SRFNUM	int	1254	面の数
SRFLOOPr	float × (X+1)	487 486 489 -1	頂点の結び方 (0<r≤SRFNUM, X>2) (CCW)
LENGTH	float	8.3 4.8 48.2	長さ (軸, 軸, 軸方向)
NXTSEGNUM	int	2	次の部品の数
NXTSEGIDm	four digit	4	m 番目の部品の ID (0<m≤NEXTSEGNUM)
NXTSEGCrdm	float × 3	-63.3 -39.6 -23.43	m 番目の次の部品のローカル座標 (0<m≤NEXTSEGNUM)
MSLVRTNUM	int	4	この部品に筋肉が付着する数
MSLVRTCRDp	float × 3	-59.2 -64.9 -19.23	p 番目の筋肉が付着する座標 (0<p≤NEXTSEGNUM)

表 3 詳細人体モデル記述 (筋)
Table 3 Description of precise human body model (muscle).

データ名	形式	サンプル	意味
SEGID	four digit (≥1000)	1002	筋肉 ID 番号
SEGNAM	string	right quadriceps	筋肉名称
VRTNUM	int	4	起始, 停止, 中継点の数
BONEIDq	four digit (<1000)	0001	参照する部品 ID (0<q≤VRTNUM)
MSRVRTIDq	int	3	BONEIDq の参照する座標 ID (=表 2 MSLVRTCRDp の p)
MAXFORCE	float	10.52	自然長での最大筋力
LENGTH	float	28.3	基本的立位肢位での筋肉の長さ

表 5 詳細人体動作記述
Table 5 Motion description of precise human body model.

データ名	形式	サンプル	意味
TIMEPOINT	float	1.333	時点
SEGID	four digit (<1000)	0003	部品 ID 番号
MOVEMENT	float × 3	0.02, 0.01, 0	部品のずれ
ROTATION	float × 4	0.866, 0.354, 0.25, 0.25	部品の角度 (ローカル座標のクォータニオン)

のモーションデータとして得られる項目を, 表 4 に示す.

なお, 項目「意味」中の関節名は図 5 の関節名と対応している.

A.4 詳細人体動作記述

ある 1 関節における, 1 時点あたりの姿勢を表す記述フォーマットを表 5 に示す.

この形式の, 全関節についてのデータの集合を 1 時点分の姿勢と考え, さらにその時系列として動作を表現する.

表4 取得モーション記述

Table 4 Data description of motion capturing.

データ名	形式	サンプル	意味
r_hip_flex	float	44.504120	右股関節屈曲伸展
r_hip_add	float	13.810194	右股関節側屈
r_hip_rot	float	19.383473	右股関節回旋
r_knee_flex	float	88.577799	右膝関節屈曲伸展
r_ankle_flex	float	5.316606	右足屈曲伸展
r_ankle_add	float	0.000000	右足側屈
r_ankle_rot	float	-2.300084	右足回旋
l_hip_flex	float	1.355093	左股関節屈曲伸展
l_hip_add	float	6.106591	左股関節側屈
l_hip_rot	float	-8.378870	左股関節回旋
l_knee_flex	float	4.982179	左膝関節屈曲伸展
l_ankle_flex	float	5.671249	左足屈曲伸展
l_ankle_add	float	-5.729578	左足側屈
l_ankle_rot	float	-9.406515	左足回旋
r_scapula_flex	float	0.450225	右胸鎖関節屈曲伸展
r_scapula_add	float	85.208535	右胸鎖関節側屈
r_scapula_rot	float	0.000000	右胸鎖関節回旋
r_shoulder_flex	float	-8.206596	右肩関節屈曲伸展
r_shoulder_add	float	1.912280	右肩関節側屈
r_shoulder_rot	float	-70.622801	右肩関節回旋
r_elbow_flex	float	3.111705	右肘関節屈曲伸展
r_elbow_rot	float	0.000000	右前腕ひねり
r_wrist_flex	float	22.918312	右手関節屈曲伸展
r_wrist_add	float	-11.530272	右手関節側屈
l_scapula_flex	float	3.587444	左胸鎖関節屈曲伸展
l_scapula_add	float	88.272966	左胸鎖関節側屈
l_scapula_rot	float	0.000000	左胸鎖関節回旋
l_shoulder_flex	float	0.686393	左肩関節屈曲伸展
l_shoulder_add	float	16.853457	左肩関節側屈
l_shoulder_rot	float	25.498637	左肩関節回旋
l_elbow_flex	float	31.453829	左肘関節屈曲伸展
l_elbow_rot	float	0.000000	左前腕ひねり
l_wrist_flex	float	5.697020	左手屈曲伸展
l_wrist_add	float	-5.828183	左手側屈
lumbar_flex	float	-3.790072	腰関節屈曲伸展
lumbar_add	float	-1.045172	腰関節側屈
lumbar_rot	float	-1.925812	腰関節回旋
thoracic_flex	float	-4.160839	胸関節屈曲伸展
thoracic_add	float	4.396958	胸関節側屈
thoracic_rot	float	-3.108300	胸関節回旋
neck_flex	float	3.408454	首関節屈曲伸展
neck_add	float	-7.721569	首関節側屈
neck_rot	float	-5.582693	首関節回旋

(平成 16 年 6 月 17 日受付)

(平成 17 年 1 月 7 日採録)



佐藤 貴子 (正会員)

平成 14 年横浜国立大学大学院工学研究科博士課程前期修了。現在同大学大学院環境情報学府博士課程後期在学中。主としてマルチメディアデータベースにおけるデータモデリング、および詳細人体モデリングに関する研究に従事。日本データベース学会会員。



坂木 和則 (正会員)

平成 16 年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後期修了。工学博士。主として画像認識、3次元計測の研究に従事。現在、株式会社 Realmedia Lab.

勤務。電子情報通信学会会員。



有澤 博 (正会員)

昭和 48 年東京大学理学部物理学科卒業。富士通 (株) を経て、昭和 50 年横浜国立大学工学部に奉職。現在、同大学大学院環境情報研究院教授。工学博士。平成 2 年、アメリカ・

オレゴン州立大学計算機学科客員教授。データベース理論、マルチメディアデータベースシステムを研究テーマとしている。電子情報通信学会、電気学会、日本データベース学会各会員。

Simulation and Evaluation of Factory Works using Musculoskeletal Human Body Model

Takako Sato, Hiroshi Arisawa

Yokohama National University

Abstract Optimum design of work motions is one of the most important issues to construct human-machine co-existing systems. Traditional Ergonomics tried to evaluate pain/fatigue on an observation base. However, generic evaluation method does not exist and Ergonomics has not discussed the mechanism of pain/fatigue. So we proposed individual musculoskeletal human model and proposed Info-Ergonomics concept. This paper overviews Info-Ergonomics concept and focuses on modeling and description of musculoskeletal human bodies.

Keywords: Human Body Modeling, Musculoskeletal Model, Human Motion Simulation, Ergonomics, Human Body Database

1. Introduction

Ergonomics is one of the fields which pursues the physiological and physical comfortability of various human works, such as factory workers, sports players, and rehabilitation patients. Among them, optimum design of work motions is one of the most important issues in human-machine co-existing systems. Traditional Ergonomics have been facing this problems from the viewpoint of measuring characteristics (i.e. human body shape, weight of each body segment, range of motion of joints) of human bodies. Then they evaluate pain/fatigue on an observation (questionnaire) base. However this approach has many problems. First, generic method to formalize human bodies and to describe problems do not exist. Specific model and methods have been developed in case by case. Second, Ergonomics are just observing correlation between human posture/motion and pain/fatigue, but have not discussed the mechanism of pain/fatigue.

On the other hand, if we can construct precise musculoskeletal human body in the individual level, we can simulate bone muscle action by captured posture/motion and evaluate pain/fatigue in a series of works.

So we proposed individual musculoskeletal human model "BBHM" (Bone Based Human Model) and proposed Info-Ergonomics concept, which means "Information model based Ergonomics".

This paper overviews Info-Ergonomics concept firstly, then will be focusing on modeling and description of musculoskeletal human bodies.

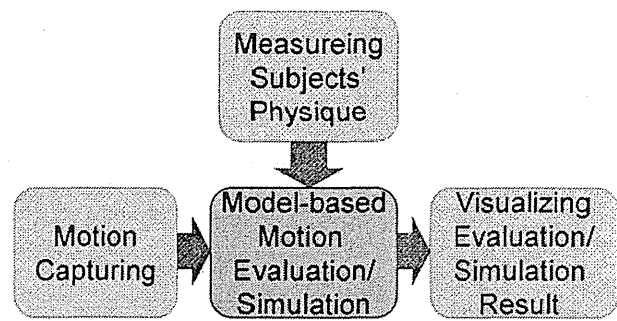


Fig 1. Concept of Info-Ergonomics Simulation System

2. Info-Ergonomics simulation

As mentioned above, Info-Ergonomics is a concept which can simulate pain/fatigue on computer-based human mockup model. The basic idea of Info-Ergonomics established as a wide-range application of Real World Database (RWDB) system [1]. RWDB is integration of 4 component of technologies, Video Capturing, Model based Analysis, Database Processing and Computer Vision. Similarly in the Info-Ergonomics Simulation, Capturing human body motion by video, Human model creation, Model based analysis/simulation and Visualization are fundamental technologies. This concept is summarized in Fig. 1. The function and target of each module is as follows.

1. Measuring subjects' physique

In order to evaluate/simulate human body motions precisely, customized human body model must be required. When measuring subjects' physique, not only body size but the body characteristics (range of motion, muscle strength, and so on) should be included.

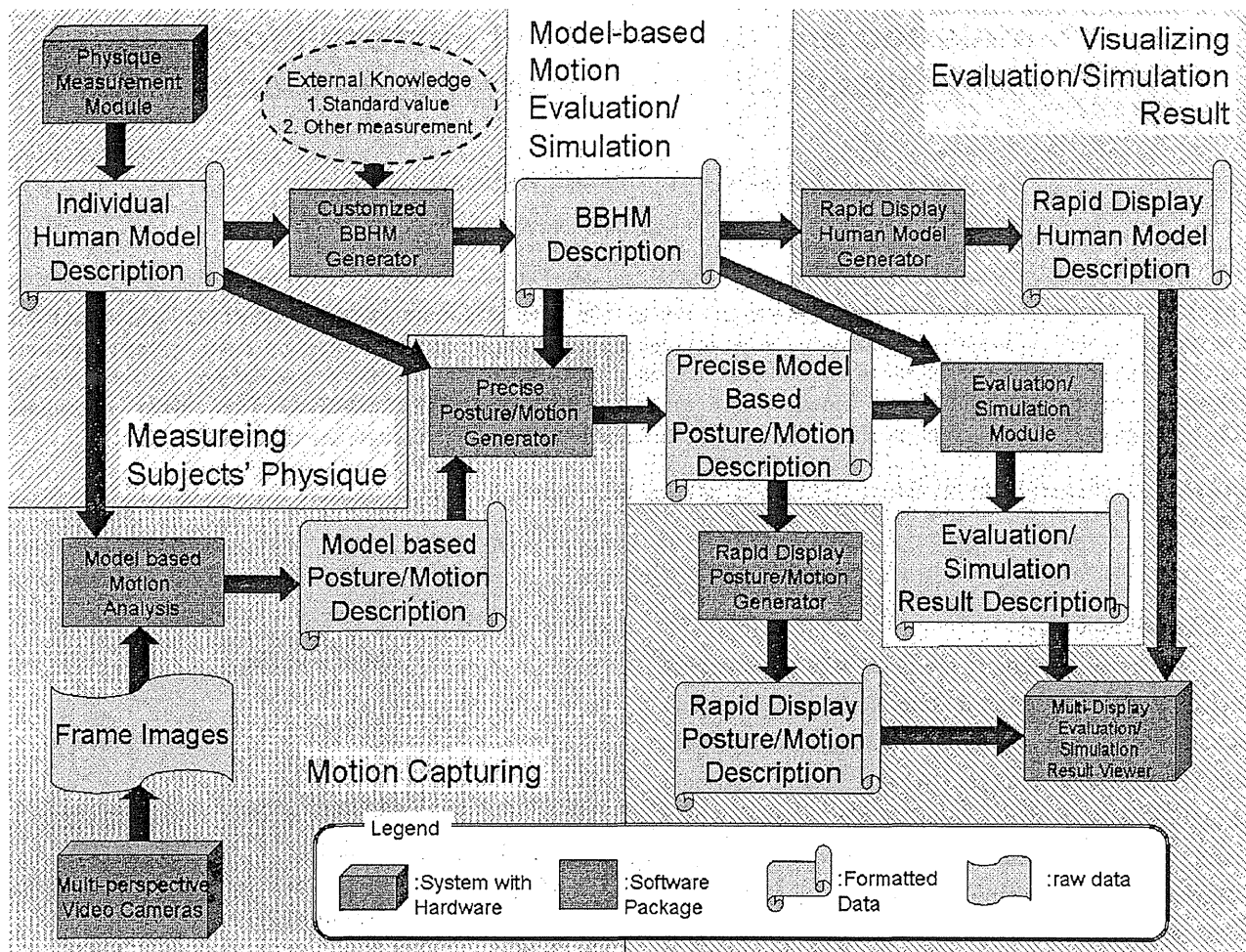


Fig. 2 Data Flow Map of Info-Ergonomics Simulation System

2. Motion capturing

Camera-based motion capture system is adequate because it can detect human posture at each time point without disturbance.

3. Model-based Motion evaluation/simulation

Using the customized human model mentioned above, load/fatigue estimation, must be done in musculoskeletal level for each time-point-posture of a work motion, provided by motion capturing system.

4. Visualizing Evaluation/Simulation result

In order to help intuitive understanding of simulation/evaluation result, some 3D CG systems which can display all bones and muscles with textures in real-time way are required. Also, coloring bone/muscle segments depending on pain/fatigue level is highly recommended.

When we realize total system, we must develop each device, software, and design data format in detail. Especially the data format which bridges functions and functions has an important role. As a result, total system

has been designed as a data flow map as shown in Fig 2.

Detail functions of major boxes will be discussed in later sections.

3. Precise human model and the Description method

In order to achieve precise evaluation/simulation reflecting individuality(body size, flexibility, physical condition and so on), creating precise human-mockup is the most important issue. However, as human body has a very complicated structure, it is impossible to implement all factors of human bodies such as bones' shape, positions to connect bone and muscle, maximum muscle force, and so on. Therefore selecting essential parameters to execute human simulation and the measurement methods of those parameters should be considered keenly. Also, another important issue is the description method of individual human body, i.e. model description methodology.

From now on, we will be focusing on core technologies and data format to describe measurement results.

3.1. Measuring Subjects' Physique

In order to evaluate/simulate individual posture/motion taking individuality (age, stature, life style, flexibility, and so on) into consideration, we need to measure subjects' individuality at first.

Among many measurement items showing individuality, two items below are definitely related.

- Segments' length, width, center of joint

These parameters affect the geometric position of human body model.

- Flexibility, muscle strength

Even if the physique is the same, an athletic ability can be extremely different depending on these parameters.

Ideally, it is necessary to measure the sizes, shapes and positions of all a subject's bones or muscles in order to imitate precise human body model with subject's individually. However, it is not possible without CT/MRI because bones and muscles can't be observed from outside. It is too expensive to use CT/MRI except for medical treatments. On the other hand, our strategy suggests to detect only small number of parameters.

So we tried to reduce parameters to small number of observable ones such as length of upper arms, shoulder width and so on.

We divide human body into a number of segments according to major joints, then we measure the size of body segments. As for range of motion of joints, we adopt measuring method standardized by the Japanese Orthopedic Association and the Japanese Association of Rehabilitation Medicine. About center of joints, we use estimation methods suggested by medical statistics[2][3][4].

3.2. Motion Capturing

In order to detect human motions (or posture sequences) precisely, existing motion capturing systems force us to put a number of "markers" on the surface of body. However, of course, it restricts flexible movement of subjects in a variety of situations. On the other hand, motion capture without markers cannot guarantee the accuracy. This is the reason we introduced "Model based Posture Analysis" method. In the method we use subjects' physique.

So we developed motion capture method with a few markers and image processing.

In order to enable us to capture motion with few markers, we use subjects' physique. At first, we make subjects' mockup with markers. Then we make the

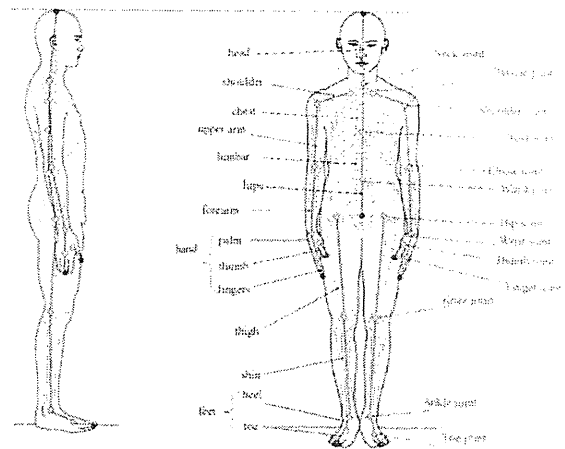


Fig. 3 subject's mockup for motion capture

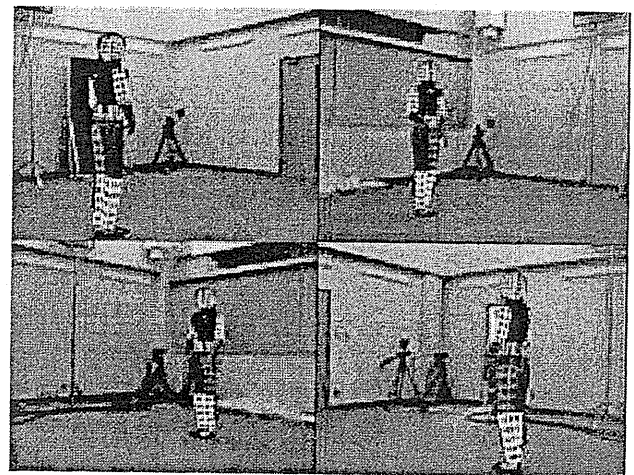


Fig. 4 motion capture results

mockup to do various postures and we compare not only markers' positions but also the mockup's outline and the captured image's region of subject. Fig. 3 shows subjects' mockup.

Result of motion capture with subjects' mockup and 6 markers (right and left of hip, both wrist, both ankle) is shown in Fig. 4. By the grace of marker, we are able to capture subject's motion with high accuracy.

3.3. Motion evaluation/simulation

Motions captured by capturing devices in the section 3.2 are very brief ones. They are "solid model" level description shown in Fig.3, which has only 17 joints and 43 degrees of freedom.

On the other hand the musculoskeletal model to be used in precise evaluation/simulation must be match more complicated. A human body has approximately 200 bones and 600 muscles in total. After excluding mutually fixed bones such as cranium, number of actual bones is 45.

Additionally, another complexity exists. The

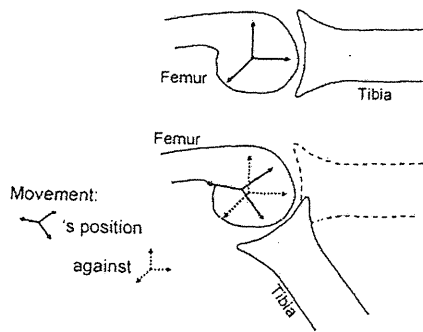


Fig. 5 Tibial sliding against femur

model shown in Fig. 3 is solid-link type. However, in the real joints, a center of rotation is not always a fixed point. For instance, in knee joint, tibia rotates with sliding against femur. (Fig. 5) As a result we must develop converting algorithm from motion captured data to the real bone-based motions.

Joint motions in the model shown in Fig. 3 can be regarded as a perspective motion of human body. Several estimating methodologies of real movement of bones using such perspective motions have been proposed[5][6]. Using one of those method, we developed the algorithm of conversion. The posture data format for one BBHM joint shown in Table 4.

Also, data about BBHM bones and muscles are described as shown in Table 2, 3. From those data the spatial positions of bones and muscles of each point of time can be calculated in geometrical model

Additionally, using Hill-type model[7], one of the well-known model of muscle, we can estimate maximum muscle force of each timepoint.

4. Experimental results and discussion

As discussed above, we are able to calculate muscle length minute by minute from physique and motion data. Then, in order to estimate maximum muscle force of each time point, we use Hill-type model which models Rheological parameters of muscle. By using Hill-type model, we are able to know relation among muscle length, muscle contraction speed, muscle diameter, and maximum muscle force.

As a simple example estimating muscle force, we estimated muscle forces of right legs when the subject was walking. There are about 34 muscles, but here, we extract 3 muscles which are mainly used when subject walks. Fig. 5 shows those muscles and bones of right leg. Estimation results are shown in Fig. 6. We are able to know that muscles are repeatedly contract synchronizing with walking.

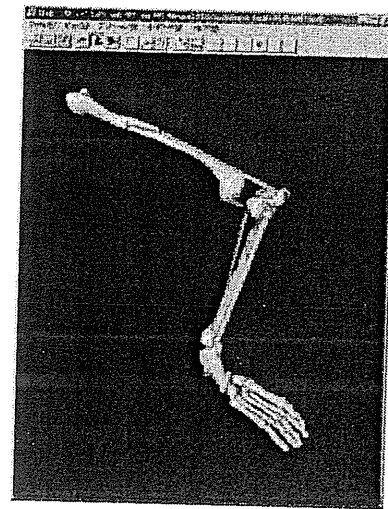


Fig. 6 Musculoskeletal human model (right leg)

5. Conclusion

In this paper, we proposed musculoskeletal human body model for motion evaluation/simulation. We also surveyed principles of motion capturing and physique measuring. Another Important issue, description method of physique and posture are discussed with partially completed examples.

References

- [1] H. Arisawa, T. Tomii, H. Yui and H. Ishikawa, "Data model and architecture of multimedia database for engineering applications," IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E78-D, no.11, pp.1362--1368, 1995.
- [2] Clinical Gait Analysis Forum of Japan, "DIFF Data Interface File Format (DIFF) User's Manual," 1992.
- [3] Davis, R. B., Ounpuu, S., Tyburski, D. and Gage, J. R., "A gait analysis data collection and reduction technique," Human Movement Sciences, Vol.10, No.5, pp.575-587, 1991.
- [4] Vaughan, C. L., Davis, B. L., and O'Connors, J. C., "dynamics of human gait," pp.15-43, Human Kinetics Publisher, 1992.
- [5] I. Kapandji, "Physiology of the Joints: The Trunk and the Vertebral Column (Trunk & Vertebral Column)," Churchill Livingstone, 1974.
- [6] Furukawa, D., Mori K., Suenaga, Y., "Human Spine Posture Estimation from 2D Frontal and Lateral Views Using 3D Physically Precise Spine Model",
- [7] Delp S. L., Loan P., "A graphics-based software system to develop and analyze models of musculoskeletal structures," Comp. Biol. Med. Vol. 25, No.1, pp.21-34, 1995.

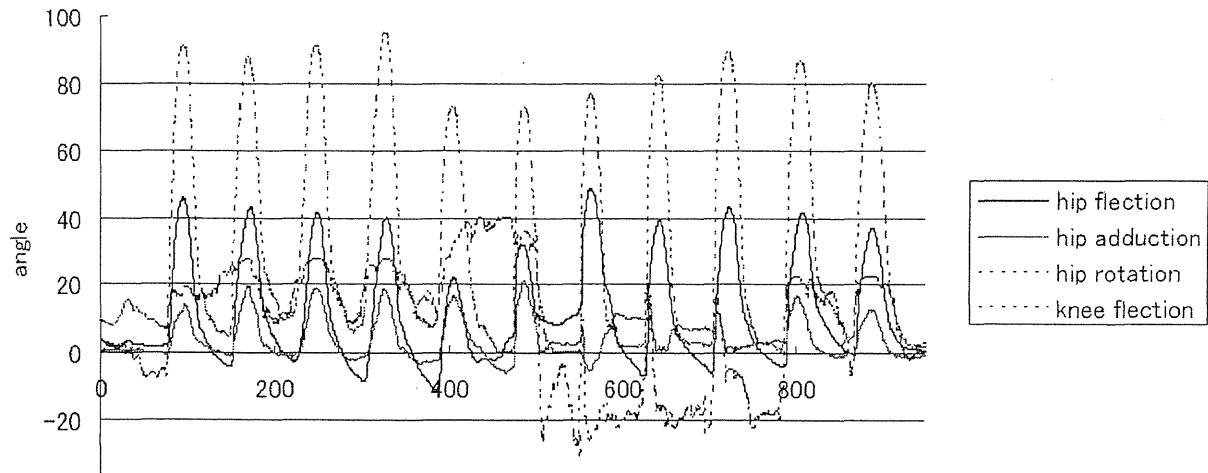


Fig. 7 Estimation Result

Table 1 Motion Capturing Data Description

data name	format	sample data	semantics
r_hip_flx	float	44.504120	right hip joint flexion/extension
r_hip_add	float	13.810194	right hip joint adduction/abduction
r_hip_rot	float	19.383473	right hip joint rotation
r_knee_flx	float	88.577799	right knee joint flexion/extension
r_ankle_flx	float	5.316606	right ankle joint flexion/extension
r_ankle_add	float	0.000000	right ankle joint adduction/abduction
r_ankle_rot	float	-2.300084	right ankle joint rotation
l_hip_flx	float	1.355093	left hip joint flexion/extension
l_hip_add	float	6.106591	left hip joint adduction/abduction
l_hip_rot	float	-8.378870	left hip joint rotation
l_knee_flx	float	4.982179	left knee joint flexion/extension
l_ankle_flx	float	5.671249	left ankle joint flexion/extension
l_ankle_add	float	-5.729578	left ankle joint adduction/abduction
l_ankle_rot	float	-9.406515	left ankle joint rotation
r_scapla_flx	float	0.450225	right scapla joint flexion/extension
r_scapla_add	float	85.208535	right scapla joint adduction/abduction
r_scapla_rot	float	0.000000	right scapla joint rotation
r_shoulder_flx	float	-8.206596	right shoulder joint flexion/extension
r_shoulder_add	float	1.912280	right shoulder joint adduction/abduction
r_shoulder_rot	float	-70.622801	right shoulder joint rotation
r_elbow_flx	float	3.111705	right elbow joint flexion/extension
r_elbow_rot	float	0.000000	right elbow joint rotation
r_wrist_flx	float	22.918312	right wrist joint flexion/extension
r_wrist_add	float	-11.530272	right wrist joint adduction/abduction
l_scapla_flx	float	3.587444	left scapla joint flexion/extension
l_scapla_add	float	88.272966	left scapla joint adduction/abduction
l_scapla_rot	float	0.000000	left scapla joint rotation
l_shoulder_flx	float	0.686393	left shoulder joint flexion/extension
l_shoulder_add	float	16.853457	left shoulder joint adduction/abduction
l_shoulder_rot	float	25.498637	left shoulder joint rotation
l_elbow_flx	float	31.453829	left elbow joint flexion/extension
l_elbow_rot	float	0.000000	left elbow joint rotation
l_wrist_flx	float	5.697020	left wrist joint flexion/extension
l_wrist_add	float	-5.828183	left wrist joint adduction/abduction
lumbar_flx	float	-3.790072	lumbar joint flexion/extension
lumbar_add	float	-1.045172	lumbar joint adduction/abduction

lumbar_rot	float	-1.925812	lumbar joint rotation
thoracic_flx	float	-4.160839	thoracic joint flexion/extension
thoracic_add	float	4.396958	thoracic joint adduction/abduction
thoracic_rot	float	-3.108300	thoracic joint rotation
neck_flx	float	3.408454	neck joint flexion/extension
neck_add	float	-7.721569	neck joint adduction/abduction
neck_rot	float	-5.582693	neck joint rotation

Table 2 BBHM Description Format (bone)

data name	format	sample data	semantics
SEGID	four figures int (<1000)	0003	bone ID number
SEGNAM	string	right shinbone	bone name
VRTNUM	int	1082	vertex number
VRTn	float x 3	0.1282 0.343 1.849	local coordinate of n-th vertex ($0 < n \leq \text{VRTNUM}$)
SRFNUM	int	1254	surface number
SRFLOOPr	float x (X+1)	487 486 489 -1	surface loop ($0 < n \leq \text{SRFNUM}, X > 2$)(CCW)
LENGTH	float	8.3 4.8 48.2	bone length(sagittal-horizontal axis, frontal-horizontal axis, vertical axis)
NXTSEGNUM	int	2	next bones' number
NXTSEGIDm	four figures int	4	bone ID of next m-th bone ($0 < m \leq \text{NEXTSEGNUM}$)
NXTSEGCRDm	float x 3	-63.3 -39.6 -23.43	local coordinate of connect point of next m-th bone ($0 < m \leq \text{NEXTSEGNUM}$)
MSLVRTNUM	int	4	muscle attached vertex number
MSLVRTCRDp	float x 3	-59.2 -64.9 -19.23	local coordinate of p-th muscle attached vertex ($0 < p \leq \text{NEXTSEGNUM}$)

Table 3 BBHM Description Format (muscle)

data name	format	sample data	semantics
SEGID	four figures int (≥ 1000)	1002	muscle ID number
SEGNAM	string	right muscle of psoas major	muscle name
VRTNUM	int	4	number of attachment(fixed end, mobile end, via points)
BONEIDq	four figures int (<1000)	0001	attaching bone ID($0 < q \leq \text{VRTNUM}$)
MSRVRTIDq	int	3	local coordinate ID(=p) of BONEIDq
MAXFORCE	float	10.52	maximum force of natural length
LENGTH	float	28.3	muscle length of fundamental standing position

Table 4 BBHM based Posture Description Format

data name	format	sample data	semantics
TIMEPOINT	float	1.333	time point
SEGID	four figures int (<1000)	0003	bone ID number
MOVEMENT	float x 3	0.02, 0.01, 0	movement (Fig.5)
ROTATION	float x 4	0.866, 0.354, 0.25, 0.25	quaternion in local coordinate

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@arislab.ynu.ac.jp, rei@arislab.ynu.ac.jp, arai@arislab.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@arislab.ynu.ac.jp, rei@arislab.ynu.ac.jp, arai@arislab.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る様々なルール（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

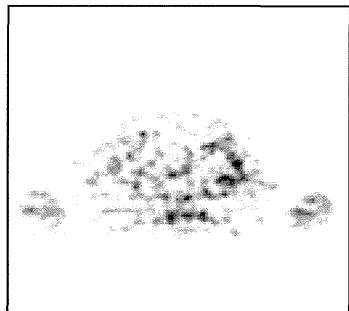


図 1 PET 画像

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。

- ① 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。
- ② ①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①→②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①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②は、過程①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①に対応)と宣言的な処理を行うフェーズ(過程②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。

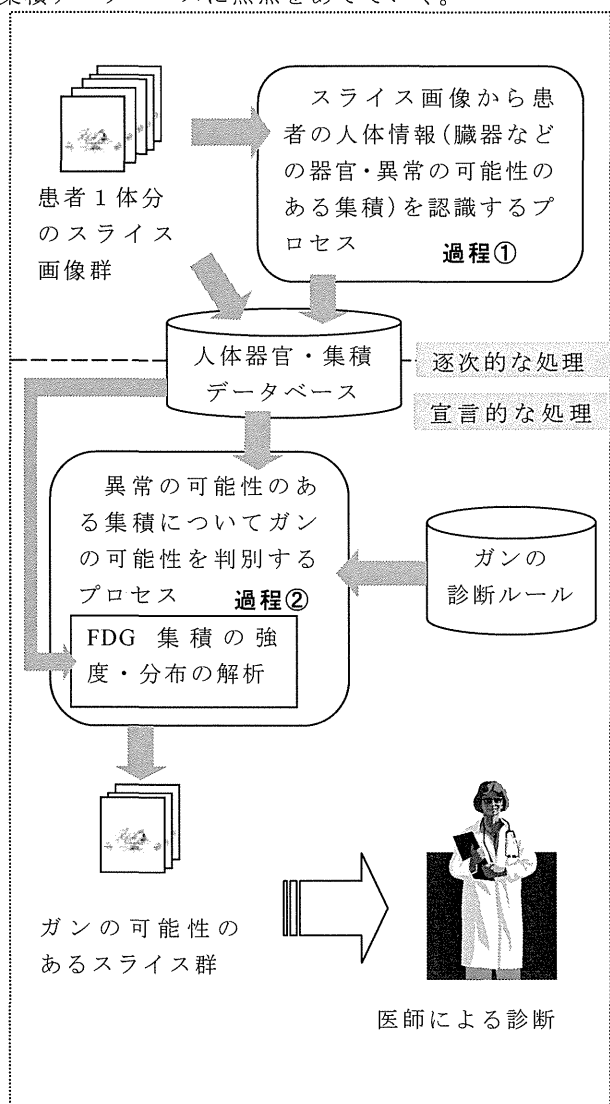


図 3 トータルシステムアーキテクチャ

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、胴、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”を胴、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、患者の胴、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 胴部 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

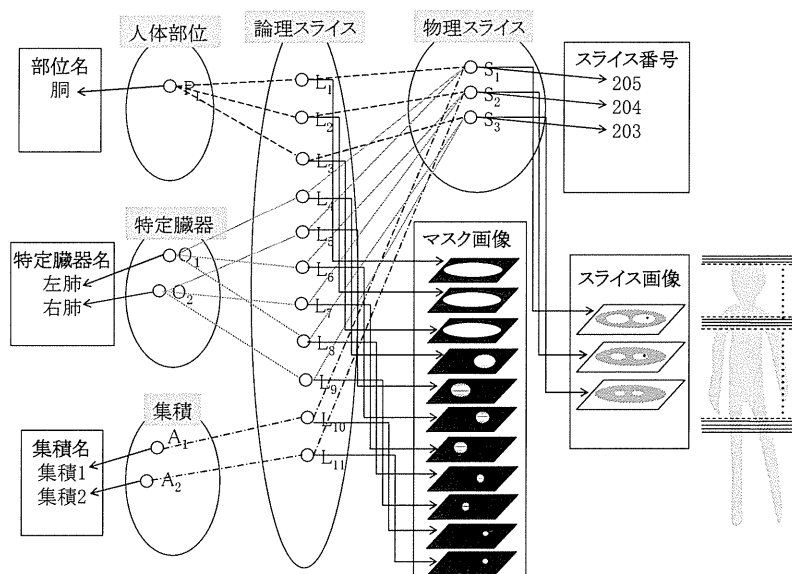


図 4 モデリングされた人体器官・集積データベース

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にするシステム)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。

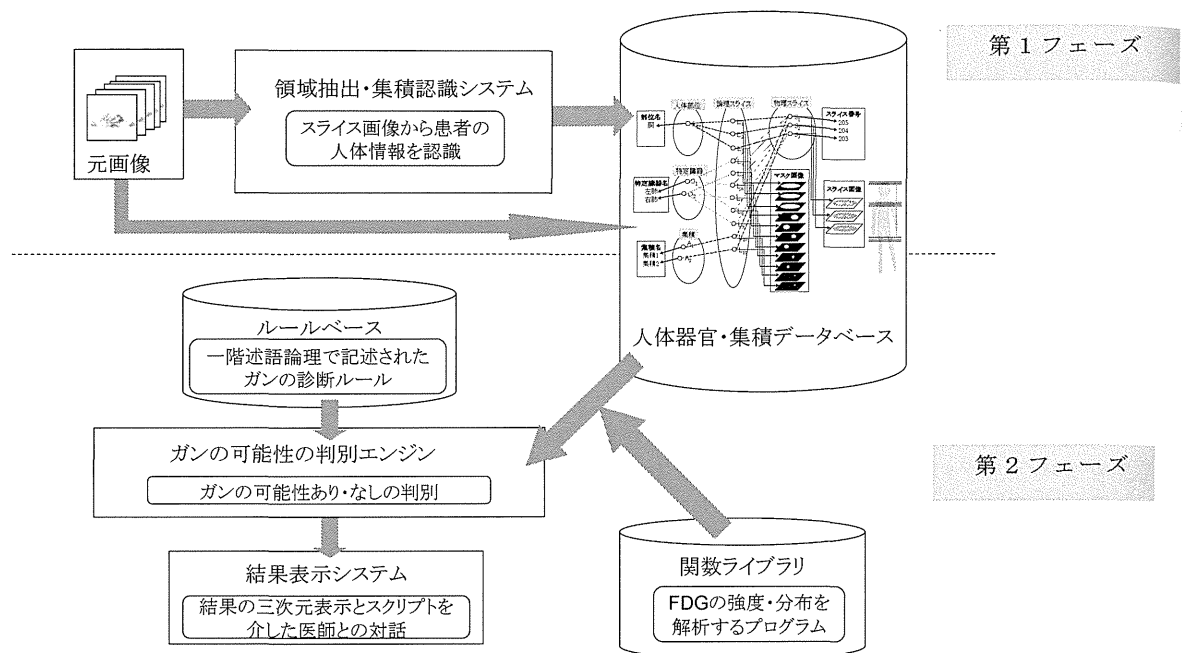


図 5 PET 画像自動診断データベース・システムのプロトタイプシステム構成

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どってみたいいく。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なので、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。

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。

① “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。”

② “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]。①,②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、 $\forall a \in A(\text{accumulation}(a)) \cdot \forall o \in O(\text{organ}(o))$ 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。

$$\begin{aligned} & \textcircled{1} \forall a \exists o \{ \text{is_in}(a, o) \leftarrow \\ & \quad \text{accumulation}(a) \wedge \text{organ}(o) \wedge \\ & \quad \quad \text{situation}(a, o, \text{in}) \} \\ H & \equiv \{ a \mid a \in A \wedge \text{name}(o, \text{heaper}) \wedge \text{is_in}(a, o) \} \\ \forall a \in H \{ \text{has_abnormality}(a, \text{heaper}) \leftarrow \\ & \quad \exists x \exists y \{ \text{max_suv}(a, x) \wedge \\ & \quad \quad \text{max_suv_of_normal}(\text{heaper}, y) \\ & \quad \quad \quad \wedge (x - y) > 1 \} \} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \forall a \in H \{ \text{has_possibility_of_abnormality}(a, \text{heaper}) \leftarrow \\ & \quad \exists x \exists y \{ \text{max_suv}(a, x) \wedge \\ & \quad \quad \text{max_suv_of_normal}(\text{heaper}, y) \\ & \quad \quad \quad \wedge 1 \geq (x - y) > 0.8 \} \} \\ \textcircled{2} \forall a \exists o \{ \text{is_cross}(a, o) \leftarrow \\ & \quad \text{accumulation}(a) \wedge \text{organ}(o) \wedge \\ & \quad \quad \text{situation}(a, o, \text{cross}) \} \\ \forall a \exists o \{ \text{is_within_normal_limit}(a, o) \leftarrow \\ & \quad (\text{is_in}(a, o) \vee \text{is_cross}(a, o)) \wedge \\ & \quad \quad \text{name}(o, \text{bladder}) \wedge \\ & \quad \quad \exists x \exists y \{ \text{volume}(a, x) \wedge \text{volume}(o, y) \\ & \quad \quad \quad \wedge (x / y) > 0.95 \} \} \end{aligned}$$

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ない。①,②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
$\text{situation}(a, o, s)$ ($s \in \{\text{in, out, cross}\}$)	a と o の位置関係は s である
$\text{max_suv}(e, x)$ ($x \in \mathbb{R}(\text{実数})$ $e \in A \times O \times P$)	e 内の最大 SUV 値は x である
$\text{max_suv_of_normal}(n, x)$ ($x \in \mathbb{R}(\text{実数})$ $n \in ON(\text{特定臓器名の集合})$)	特定臓器 n の正常部位の最大 SUV 値は x である
$\text{name}(o, n)$	o の名称は n である
$\text{volume}(e, x)$ ($x \in \mathbb{R}(\text{実数})$)	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

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] E.H. Shortliffe, “Computer Based Medical Consultations: MYCIN”, American:Elsevier, 1976
- [4] 江浩, 増藤信明, 西村修, 奥村俊昭, 山本眞司, 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-II), Vol.J83-D-II, No.1, pp.333-341, Jan.2000.
- [5] 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-II), Vol.J83-D-II, No.1, pp.3-26, Jan.2000.
- [6] 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.
- [7] 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-II), vol.J81-D-II, pp.1402-1410, Jul.1998.
- [8] 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-II), Vol.J83-D-II, No.1, pp.342-350, Jan.2000.
- [9] 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-II), Vol.J84-D-II, No.11, pp.2456-2467, Nov.2001.
- [10] 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-II), Vol.J83-D-II, No.1, pp.219-227, Jan.2000.
- [11] 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.

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 4 ~ 抜刷 4

PET 自動診断システムの構築

-実現に向けて-

荒井淳[†] 佐藤貴子[†] 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: [†] arai@arislabs.ynu.ac.jp, sugar@arislabs.ynu.ac.jp, arisawa@ynu.ac.jp

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

あらまし 医療画像診断による自動診断システムの構築は非常に困難であるとされている。そこで、当研究室ではデータ指向型推論システムを提唱し、データ操作言語 MDPL および論理データ構造 NEW を提案している。本論文では、早期ガン発見の切り札とされている全身 PET 画像診断について、これらの技術を用いることで医師による診断を計算機上でモデリングし、一部について実装を行った。

キーワード 医療画像、画像処理、人工知能、データモデリング

Construction of automatic PET diagnosis system

Jun ARAI[†] Takako SATO[†] 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: [†] arai@arislabs.ynu.ac.jp, sugar@arislabs.ynu.ac.jp, arisawa@ynu.ac.jp

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

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[1]、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から、大きな成果を得られずに今日に至っている。一方、医師による診断手法とまったく別の手法を用いて計算機で診断をすることは、信頼性などの面から、実用化することは難しい。そのため、一般的に計算機による診断支援は、画像処理などの補助的な役割を担ってきた[2-6]。ところで、近年医学会では CT、MRI、PET に代表されるように人体内情報を断層画像の集まりとしてとらえ、それを元に診断するという手法がさかんに行われている。このような診断法を計算機に代行させるためには、医師が画像に対してどのような処理をして情報を導いているのかを把握する必要がある。しかし、画像をもとにした処理は多くの場合経験的、主観的であり、医師自身も明確に言葉で説明

することができず、プログラム言語で記述することは難しい。既存のエキスパートシステムなどの手法ではこのような問題点があるため、計算機での実装は非常に困難とされている。

当研究室では、構造化された情報形式としての NEWeX (Nested Entity Window eXpression) と、NEWeX を扱うプログラミング言語である MDPL (Multimedia Data Processing Language) を用いたデータ指向型推論システムの提案をしている[7]。計算機によるひとつひとつの処理そのものを追うのではなく、データの変化を追うことで、計算機に対する深い知識を持たない人でも計算機が行っている処理が妥当であるかを確かめることができる。この技術を用いることで、医師自身が計算機による処理の妥当性を評価することができ、信頼性を向上させていくことが可能となる。

本研究では、ガン診断の切り札とされている全身 PET 画像診断に着目した。PET 画像は人体の生体機能情報を撮影したものなので非常に個人差が大きい。さ

らに、解像度が低く、全体的にぼやけた画像であるため、医師による感覚的な要素が大きく、一般的な画像処理では医師の診断を模擬することは難しい。しかしながら、当研究室で提案している技術を用いれば、主観的な処理の妥当性を医師自身が確かめることができ、信頼性の足る自動診断システムの構築が可能となる。

本研究室ではこのようなシステムを実現するために、まず計算機による処理の下地となる内容を作成している。本論文では MDPL、NEWEX を用いて計算機上で PET 画像診断を模擬するシステムや PET によるガン診断のモデル化について述べ、また実際の処理の内容について具体例を元に述べ、考察および今後の展望について述べる。

2. 全身 PET 画像を用いたガン診断

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り、現在医学界において非常に有効な診断法として期待されている [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の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. PET 自動診断システムの概念

3.1. システムの基本方針

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、計算機の専門家でない医師自身がシステムの内容を把握・評価することができるような、医師と計算機との隔たりの小さいシステムを目指す。

また、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、専門医師の判断に任せるといったシステム構築を基本方針とした。(Typical Normal (典型的な正常例) の除去)

3.2. 自動診断システム構築手法

従来より、医療診断に関する研究は活発に行われており、様々な手法が存在する。しかしながら、知識獲得のボトルネックや、医師がシステムの内容を把握することの困難さなど、計算機と医師間の隔たりは大きく、システム全体の信頼性を十分なレベルにまで向上

させることは難しかった。

そこで、医師自身がシステムの操作内容を直観的に把握できるようにするため、データの追加・更新を医師に対して提示することとした。操作の手順やアルゴリズムを提示するのではなく、データの追加・更新を提示することで、計算機の専門家でない医師もシステムの行っている操作の意味を把握することができ、その妥当性を評価することができるのではないかと考えた。当研究室では、このようなデータ指向型プログラム言語：MDPL(Multimedia Data Processing Language)、またそこで扱われる構造化データ：NEWeX(Nested Entity Window eXpression)を定義している[7]。これらを用いることで、医師とナレッジエンジニアとの意思の疎通が密接になり、十分に信頼性の足る自動診断システムの構築が可能となる。

4. PET 自動診断システムの設計

我々は、PET 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。

4.1. 医師の診断過程の分析

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記録し、詳細なインタビューを行った。

医師はPET画像を大腿部のほうから一枚ずつ見ていくことにより診断を行っている。その大きな流れは次のようである。

- ・ 脚部の認識・異常の判定
- ・ 膀胱周辺の認識・異常の判定
- ・ 腎臓の認識・異常の判定
- ・ 腹部・肝臓の認識・異常の判定
- ・ 胸部、肺、心臓の認識、異常の判定
- ・ 頭部、脳の認識、異常の判定

このように、医師の診断過程は順序的なステップを踏んでいると分析される。さらに、個々のステップは2つのタイプに分類・整理される。診断に必要な情報を取得しているステップと、取得した情報を用いて判断を行うステップである。

4.2. システムが行う診断の流れ

先に述べたように、本システムでは医師の診断過程をMDPL文として記述し、診断の途中結果を構造化さ

れたデータとして医師に提示する。ここでは、医師が行っているPET診断をMDPL・NEWeXを用いて計算機に代行させる手法について述べる。

まず、医師の診断過程とシステムの診断過程の対応を取るため、医師の診断における各ステップに対応してユニットというものを作成する。ユニットには2種類あり、診断に必要な情報を取得しているステップに対応するものは演算ユニットと呼び、取得された情報を用いて判断を行うステップに対応するものは判別ユニットと呼ぶ。演算ユニットは、構造化されたデータを操作・解析して得た新たな情報を元のデータに付加するユニットとなる。判別ユニットはある時点の構造化されたデータについて異常の有無を判別するユニットとなる。これら2つのタイプのユニットを医師が行っている順序どおりに並べ、医師の診断過程を模擬させる。システム全体の流れを図3に示す。

また、本システムはTypical Normalを除去する方針であり、全ての判別ユニットにおいて異常がみられなかった症例以外はすべてガンの可能性がわずかにでもある、と判定する。

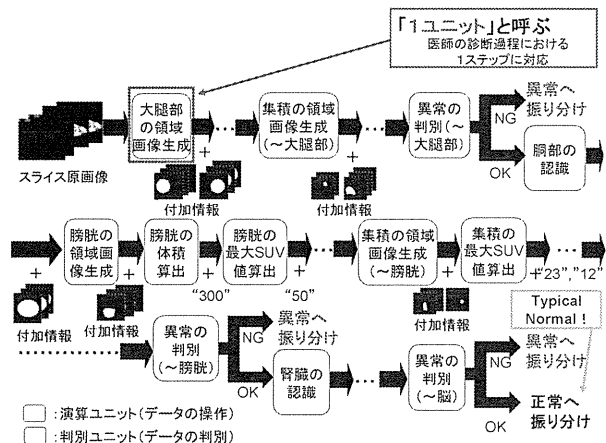


図 3、システム全体の流れ

4.3. ユニット内部

医師の診断過程における各ステップに対応したユニット内部も、それぞれいくつかの処理によって構成されている。しかし、複雑なアルゴリズムを含んでいるため、その処理内容を医師に対して提示する必要は無い。そのため本システムでは、ユニットの概念のまま1つの処理として取り扱う。また、入力前の情報と、操作によって付加された情報を提示することで、その妥当性を評価することができる。

それぞれの処理はさらに具体的な操作の列で構成されているが、繰り返し処理や条件分岐など、複雑なアルゴリズムとなっている。しかし、特殊な制御構文などは無いので、計算機に対する深い知識が無くとも、

わずかな時間があればその処理の流れを把握することができる。そこで用いられているマルチメディア処理などは外部関数の形で実装されており、その処理を医師に提示する必要は無い。

4.4. 具体的な処理の例

ここでは、具体例として、いくつかの臓器の抽出について述べる。

今回用いた症例は 37 歳から 73 歳までの 4 症例であり、その PET 画像を図 4 に示す。

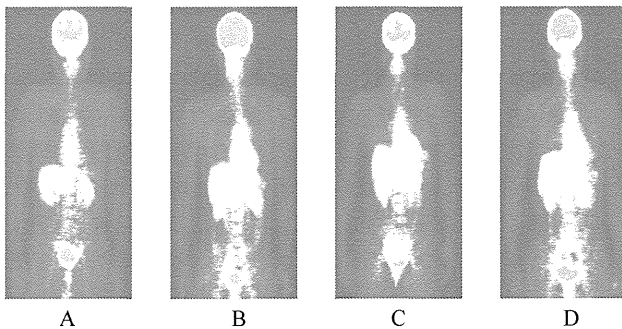


図 4、実験に用いた PET 画像

4.4.1. 腎臓について

腎臓にまつわる医師の知識は

- 腎臓は人体の中でも特異に高い FDG 集積度を示すことがある
- ソラマメのような形状である
- 右腎のほうが低い位置にあるが、ほぼ左右対称な形状をしている
- 腎臓全体に集積が分布することもあるが、一部にのみ集積することもある
- 腎臓から尿管へと連続的に集積することがある

などがある。

それぞれを画像処理などの関数で表現し、実際に計算機によって処理を行う。得られた結果を図 5 に示す。

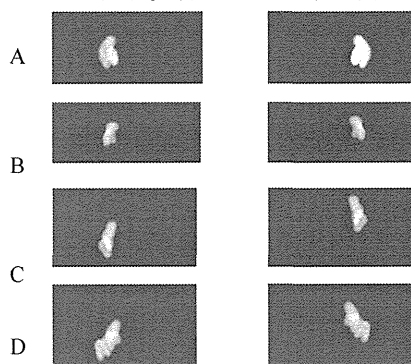


図 5、腎臓の抽出結果

この結果から、腎臓全体に満遍なく集積があるケース、あるいは腎臓周辺に他の集積が見られない場合には非常に良好な結果が得られるが、そうでない場合、あるいは医師の知見と異なるような症例の場合には不適切な結果が得られてしまった。

4.4.2. 肝臓とその周辺について

肝臓については、以下のような知識が得られている。

- 右肺の下部、大きな領域に淡くまばらな集積を示す
- 形状・位置・大きさの個人差は小さいが、集積の度合い・分布のまばらな度合いは個人差が大きい
- 実際の診断では PET 画像から肝臓の輪郭を認識することは難しく、他の臓器と連続した領域であると認識している

これらの知識を計算機上で表現する。本論ではこれら全てが実装されているわけではないが、図 4D の症例に関してのみ、肝臓に関して全体的に高い集積が見られるため、以上の可能性がある、とされた。

4.4.3. 膀胱とその周辺について

膀胱については、以下のような知識がある。

- 下腹部のほぼ中央に存在する
- 非常に高い集積度を示す
- 水風船のような臓器であるため、形状は様々だが内側に凸になることや鋭い角度を持った面を構成することは無い

これらの知識を計算機上で表現し、計算機によって処理をした。その結果を図 6 に示す。

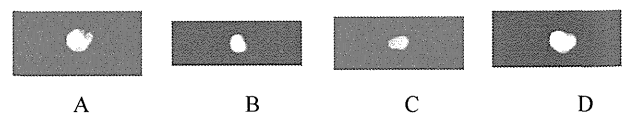


図 6、膀胱の抽出結果

膀胱は他の臓器と比べ非常に特徴的な臓器であるため、良好な結果が得られた。また、症例 A においては膀胱の形状が異常である、との判断を下せた。

4.4.4. 頭頸部とその周辺について

頭頸部については以下のような知識がある。

- 様々な器官が存在し、個人ごとに生理的集積が見られる場合と見られない場合がある
- 基本的にその分布は左右対称となっているため、ガンなどの異常集積であるかは頭頸部の左右対称性を基本として診断する

• また、脳は非常に高い集積度を持つ
これらの知識を元にした脳の抽出結果を図 7 に示す。

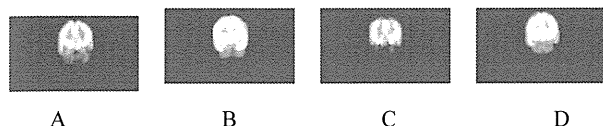


図 7、脳の抽出結果

脳および頭頸部の領域抽出は実現しているが、異常の可能性についての判定については、未完成である。

4.4.5. 肺周辺とその周辺について

医師の知識に関しては他の論文において発表済みであるため[8]、処理結果についての考察のみ行う。

肺領域の抽出結果を図 8 に示す。

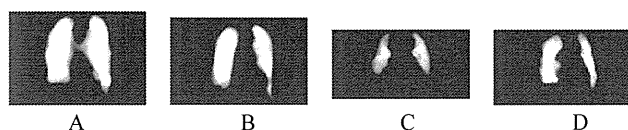


図 8、肺の抽出結果

症例 A、B、D に関しては領域の抽出も良好であり、可能性無しという結果を出すことが出来ている。しかし、症例 C に関しては、肺領域内部の集積率が一般的な症例と比べて高く、肺領域が小さく出力されてしまい、異常の可能性あり、としてしまっている。

5. 考察とまとめ

本論文では、十分な信頼性の足る自動診断システムの構築手法を採用し、具体的なシステムの構築過程での処理内容について述べた。

今回のいくつかの処理によって、FDG の分布にメリハリがある症例に関しては全体的に良好に、そうでない症例では適切な処理が行えない、という傾向が見られた。このことは、本システムの方針である Typical Normal (典型的な正常例) の除去という点においては十分に妥当な結果であると考えられる。

現段階ではトータルシステムとしては未完成なままであり、診断に必要な知識を得、知識の計算機上での表現を実現する必要がある。これらに関しては、なるべく早い段階での完成が求められる。また、全身文の診断が可能となった時点から、医師による内容の把握、訂正を行う作業が必要となる。その際には医師へ

のより直観的な可視化インターフェイスなどが必要になると考えられる。

文 献

- [1] E.H. Shortliffe, "Computer Based Medical Consultations: MYCIN", American:Elsevier, 1976
- [2] 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- II), Vol.J83-D- II , No.1, pp.333-341, Jan.2000.
- [3] 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- II), Vol.J83-D- II , No.1, pp.3-26, Jan.2000.
- [4] 蔡篤儀, 李鎔範, "ファジィ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.
- [5] 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- II), vol.J81-D- II , pp.1402-1410, Jul.1998.
- [6] 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- II), Vol.J83-D- II , No.1, pp.342-350, Jan.2000.
- [7] 細金豊, "マルチメディアデータを扱う推論システムの設計", 横浜国立大学大学院環境情報学府修士論文, 2004.
- [8] 遠藤智絵, 荒井淳, 有澤博, 鈴木晶子, 井上登美夫, "PET 自動診断システムの構築", MIPS2004, 2004

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[†] 植田 賢[†] 富井 尚志[‡]

[†]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

[‡]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: [†] {d04hc027, d05hc008}@ynu.ac.jp, [‡] 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[†] Masaru UEDA[†] Takashi TOMII[‡]

[†] Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences,
Yokohama National University

[‡] Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

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

E-mail: [†] {d04hc027, d05hc008}@ynu.ac.jp, [‡] 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。

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_{MAX}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_{MAX})を利用する。SUV_{MAX}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_{MAX}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_{MAX}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_{MAX}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_{MAX}が記述された所見。SUV_{MAX}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_{MAX}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、画像撮影ー読影ー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_{MAX}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。[H]
・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。[H]
・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。[H]
・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に肺がんが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”

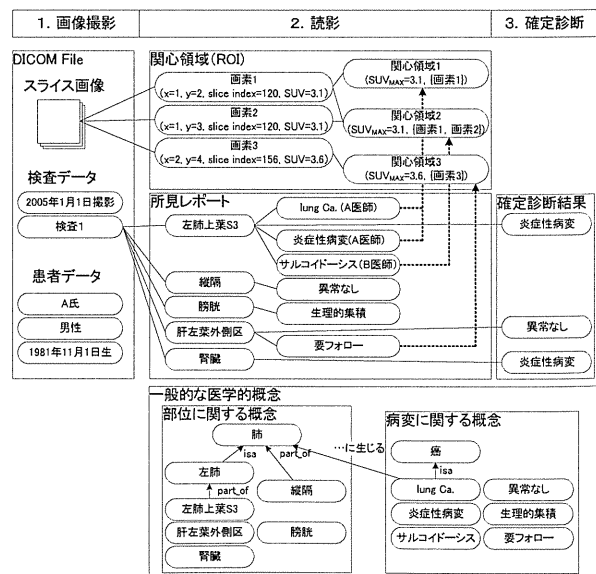


図2 PET診断プロセスで発生するデータ

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ーとして、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、

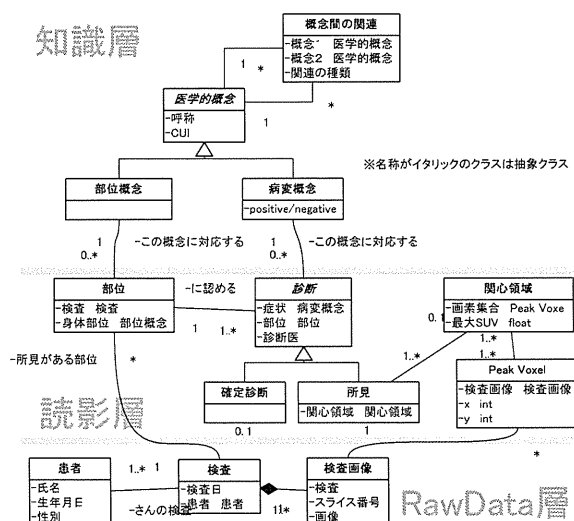


図3 PET診断プロセスの概念スキーマ

Fig.3 Conceptual Schema of the PET Diagnosis Process

設定されたROIのSUV_{MAX}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_{MAX}

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。

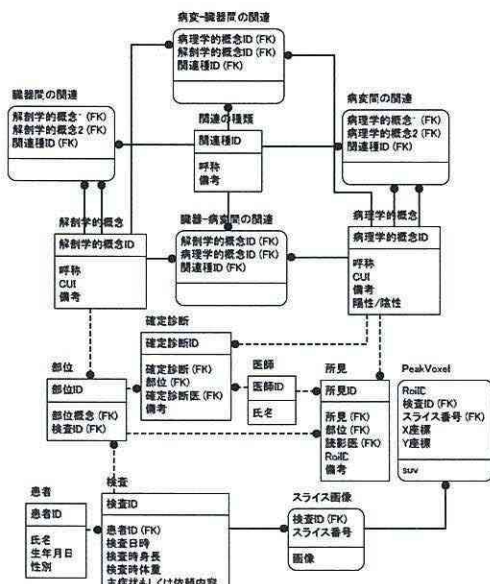


図4 PET診断プロセスの論理スキーマ

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。

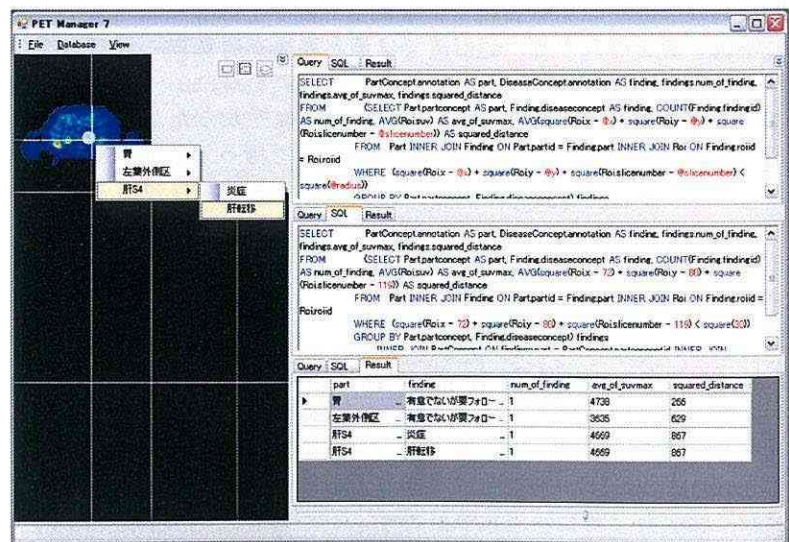
5.1. データの登録

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_{MAX}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_{MAX}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_{MAX}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_{MAX}の範囲は？

この検索によって、部位ごとに、異常な場合のSUV_{MAX}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_{MAX}の範囲が異なるため、臓器ごとにどの程度のSUV_{MAX}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	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	胃に炎症を認めた
3	3	異常は認められない	
4	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	
5	5	異常は認められない	
6	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
7	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。
8	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 | リンパ節転移 | 1 | 3382 | 1139 |
| 膀胱 | 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 | d1 | part_d1 | finding_d1 | d2 | part_d2 | finding_d2 |
|--------|----|---------|------------|----|---------|------------|
| 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 | 膀胱 |
| 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 | 膀胱 | 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_n | 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 | 膀胱 | 生理的集積 |
| 3 | 肝右葉 | 肝転移 |
| 3 | 肝右葉 | 肝転移 |
| 7 | 膀胱 | 生理的集積 |
| 8 | 膀胱 | 生理的集積 |
| 9 | 膀胱 | 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など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

PET 画像 DB を用いた画像色調補正による読影支援手法

植田 賢[†] 砂子 一徳[†] 富井 尚志[‡]

[†] 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 〒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

E-mail: [†] {d05hc008, d04hc027}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

あらまし 近年注目されている PET(Positron Emission Tomography:陽電子放射断層撮影)は、薬剤の集まり具合を撮影する機能画像であるため、がんの早期発見や治療効果の確認に有効である。しかし、薬剤の集まり具合は臓器毎・検査毎に異なるので、読影時に画像に対して色調補正を行なう際、単純に閾値を決めることはできない。そこで我々は、色調補正の際に、過去の読影データと、読影する検査画像自体のデータを用いて閾値の目安を決定することが有効であると考えた。本稿では過去の読影データを蓄積した PET 画像 DB と、読影する検査画像自体のデータを用いた色調補正を行うことで、医師の読影を支援する手法を提案する。また、その様な提案を実現するインタフェースを実装し、実際の検査画像を用いて有効性の評価を行った。

キーワード 陽電子放射断層撮影, PET, 読影支援, 医用画像データベース, 色調補正

A Diagnosis Support Method by Color Tone Offset with PET Image Database

Masaru UEDA[†] Kazunori SUNAKO[†] and Takashi TOMII[‡]

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

[‡] Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University 79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

E-mail: [†] {d05hc008, d04hc027}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

Abstract In recent years, diagnosis by whole-body PET (Positron Emission Tomography) images are considered as an effective method of finding cancer. But interpreting PET images requires a lot of medical knowledge and experience for radiologists. In this paper, we suggest a method for diagnosis support by color tone offset with PET Image DB we have suggested and PET Images themselves being interpreted. We think the method can be useful for radiologists to share medical knowledge and experience regarding PET. Additionally, we put the idea into practice and evaluate the effectiveness.

Keyword Positron Emission Tomography, PET, Diagnosis Support, Medical Database, Color Tone Offset

1. はじめに

近年注目されている PET(Positron Emission Tomography:陽電子放射断層撮影)は、CT や MRI と同じ核医学診断法の一つであるが、従来の診断法とは撮影する物が異なる[1]。従来の診断法では骨や臓器を写す、いわゆる形態画像を撮影するのに対して、PET は体内に投与した FDG(fluorine-18-fluorodeoxyglucose)の分布から、細胞の糖代謝という体内の機能、すなわち機能画像を撮影するため、がんの早期発見や治療効果の確認に有効である。しかし機能画像であるゆえ、読影する医師には、従来の CT や MRI とは異なった PET 固有の知識や経験が必要となる[2]が、PET のがん診断

への利用はまだ始められたばかりであり、PET に関する知識は確立されておらず、今後読影の質を高めていく事[3]と同時に、PET に関する知識の確立が求められている。

PET の読影の際、医師は読影コンソール上で画像に対して色調補正を行ないながら、FDG の集積具合を表す SUV(Standardized Uptake Value)を指標値として異常の有無を判断する。しかし、SUV は糖代謝の程度によって決まるため、同じ臓器であっても患者によって異なるのに加えて、同じ患者であっても検査毎に異なる。ゆえに色調補正を行なう際、注目する臓器に対して単純に SUV の閾値を決めることはできない。この時、も

し経験の豊富な医師による色調補正を容易に取得することができれば、他の読影医に対しての診断支援になると考えられる。

すでに我々は、複数の読影医が所見データを検査画像と共に共有可能とし、読影の支援を行うために、所見データと画素データとを関連付けて蓄積する PET 画像 DB を提案してきた[4]。この DB によって、過去に読影された検査画像からさまざまな読影情報の検索が可能となる。例として、「正常な右肺の SUV 平均値は？」などの検索が可能であり、その検索結果を用いて一般的に使われる医用画像可視化ツールの色調設定を行なう提案も行なってきた[5]。

本稿では、読影中の検査画像自体から得られるデータと PET 画像 DB から得られる過去の読影データを元に、医師個人の知識や経験に依っていた色調補正を、医師の読影プロセスをできるだけ変えずに行なうことで、医師の読影を支援する手法を提案する。まず、これまで提案してきた DB を、読影時に主に注目される最大 SUV に関する検索に特化させたモデルを提案する。次にこの DB を利用して、色調補正を実現する。具体的には、注目臓器の正常部の SUV 範囲を検査画像の画素値から、悪性腫瘍が取り得る最大 SUV の範囲を PET 画像 DB から取得し、色調補正の際の閾値として利用する。また、その様な提案に基づき実際にインタフェースを実装し、実際の検査画像を用いて補正を行ない、従来の色調補正による画像と比較することで、本手法の有効性の評価を行なった。また処理を行ってから結果に反映されるまでの時間を測定し、実時間で利用可能であることを示した。

2. PET 画像の読影

2.1. FDG-PET

FDG-PET とは、放射性フッ素(F-18)で標識した FDG と呼ばれるブドウ糖によく似せた薬剤を患者に投与し、その体内分布を撮影する核医学診断法の一つである。ブドウ糖に似た性質のため、FDG は糖代謝が盛んな箇所集まり、また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は FDG が多く集積する。従来の CT や MR などのような体内を構成する材質、すなわち形態を撮影するものとは違い、PET は糖代謝の程度、すなわち体内の機能を撮影するため、がんの早期発見や治療効果の確認に有効である。PET では、1 回の検査で 295 枚のスライス画像(図 1)が生成され、そのスライス画像に対して医師は読影、すなわち画像から病変があるかどうか、どんな疾患が考えられるかの読影を行う。読影に際して、医師は 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[6]。

PET はがんの発見に有効な撮影法であるが、万能というわけではない。例をあげると、FDG は尿と一緒に排泄されるので、腎臓や膀胱に溜まりやすい。それ故腎臓や膀胱に存在するがんは PET では判別が難しい。また、PET は FDG の集積具合を撮影するものであるが、臓器自体にも生理的集積と呼ばれる集積が起こり、臓器毎で SUV が異なる。例えば、脳は右肺に比べて糖代謝が盛んであるため、右肺より多く FDG が集積する。その他、炎症を起こしている領域にも FDG が集まるなどの理由により、PET の読影に際しては、生理的集積や炎症と異常集積を判別するための多くの知識と経験が要求される[2]。しかし、CT や MRI などとは異なり、PET のがん診断への利用はまだ始められたばかりであり、そのような知識は十分に確立されておらず、今後読影の質を高めていく事[3]と同時に、PET に関する知識の確立が求められている。

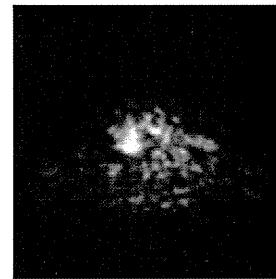


図 1 PET 画像
Fig.1 a PET Image

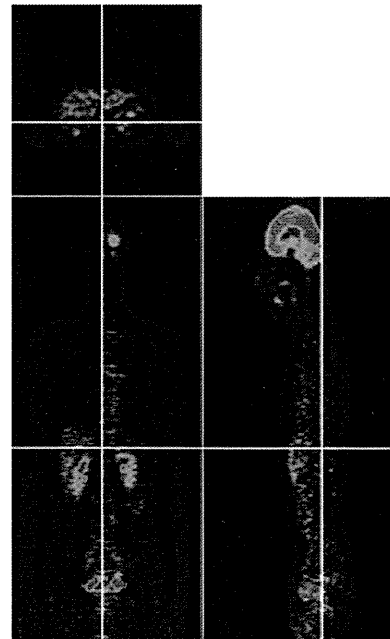


図 2 読影コンソール
Fig.2 an Interpretation Console

2.2. 読影の流れ

PETで得られるのはSUVを画素値とする16ビット階調のDICOM(Digital Imaging and COmmunications in Medicine)形式[7]画像であり、検査技師によってフィルム化される。医師は出力されたDICOM形式画像を1検査分纏めて読影コンソール上(図2)に読み込み、スライス毎に読影を行なう。そして画像と人体の位置関係をだまかに把握して集積を特定した後、特定した集積ががんの可能性があるか定性的に判別する。次に特定した集積に対して関心領域(Region of Interest: ROI)と呼ばれる医師が注目した領域を設定する。ROIにおけるSUV最大値(SUVmax)を算出し、その集積のSUVや臓器毎の標準なSUVと比較しながら、がんの可能性をあるかを定量的に解析する。最後に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、がんの可能性がどうかを判別する。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。以上のことから、読影において、集積を特定する際の色調補正が重要であると言える。

ここで画像の可視化について簡単に述べる。可視化の際、設定した画素値の範囲に対して色が線形で割り当てられた後、γ補正などの補正がかけられる。この時設定した範囲の幅をWindow Width(幅)、範囲の中央値をWindow Level(レベル)と呼び、設定した範囲外の色は、範囲の下限および上限に割り当てられた色で表示される。この幅とレベルは、フィルム化の際は検査技師が、コンソール上では医師がそれぞれ行う。

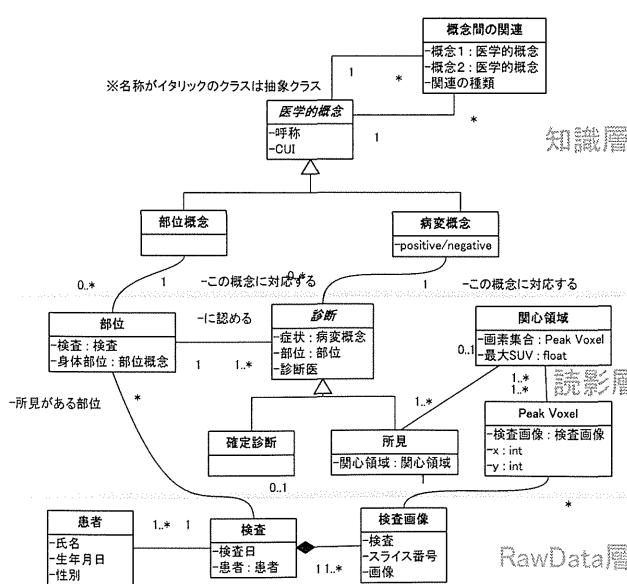


図 3 PET 画像 DB 概念モデル

Fig.3 the Conceptual Model of PET Image Database

2.3. 読影における問題点

前述したように、PETはFDGの集積具合を撮影する機能画像であるため、臓器毎でSUVの範囲が異なる。また同じ臓器であっても患者毎・検査毎に異なる。それ故、特定の臓器に注目する際に色調補正を行なう際、全ての検査に対して同じ閾値を用いるという単純な区切り方はできない。よって色調補正は現在医師の個人の知識や経験に基づいて行なわれているが、そのような知識は現在共有されていない。この色調補正を読影中の画像データ、及び過去の読影データを用いて簡単に行なう事ができれば、医師間でこのような知識や経験を共有することが可能となり、読影の支援になると考えられる。

2.4. PET 画像 DB

読影時に生じる医師の経験的知識を明示的なデータとして蓄積できれば、様々な読影支援が可能になると考えられる。そこで我々は今までに、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[4]。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、そして読影医に分類し、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ている。以下、各層について簡単に述べる。図3にPET画像DBの概念モデルを示す。

知識層

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。

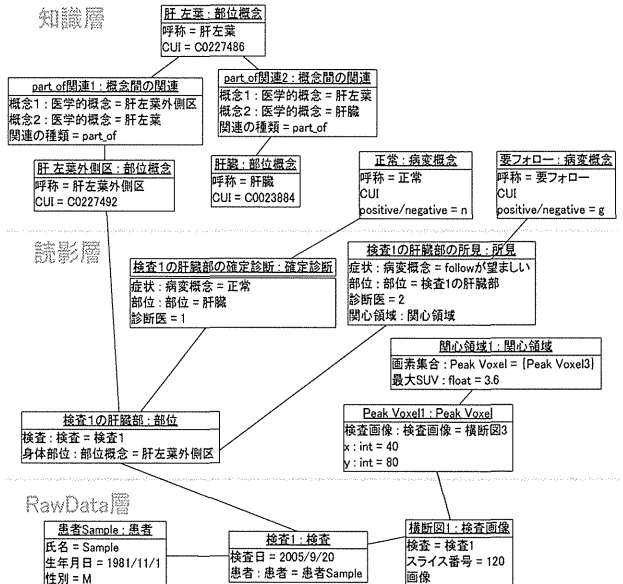


図 4 PET 画像 DB のインスタンス例

Fig.4 an example of Instance in PET Image Database

プロトタイプモデルでは、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)[8]を元にしてデータを登録している。

Raw Data 層

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 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、検査に関する所見データなどを蓄積する。読影層は前述した知識層と Raw Data 層を関連付けるための中間層であり、本モデルでは、医師が設定した ROI における最大 SUV とその画素の座標で ROI を表現する。

図 4 に PET 画像 DB のインスタンス例を示す。がん診断では、診断法自体の精度を調べるために遡及的研究が行なわれる事がある[9]が、PET 画像 DB により、過去の検査における所見データとそれに関わる画像データを容易に検索することができ、このような研究などに大いに役立つと考えられる。また、個人情報の取り扱いに関しても、アクセス権限を設定することによって、患者の個人情報へのアクセスを制限し、統計データのみアクセスできるようにするといった方法で対応することが可能であると言える。

3. 色調補正による読影支援の提案

2.4 節で述べた様に、読影は現在医師個人の知識や経験に依存している。読影の際、過去の読影画像を所見と共に参照したり、所見データを利用したりすれば、医師間の知識を共有することができ、より精度の高い読影を行なうことができると考えられる。そしてそのように読影した結果を再び DB に登録することで、同じような症例に対する参照画像が増え、DB 中の読影

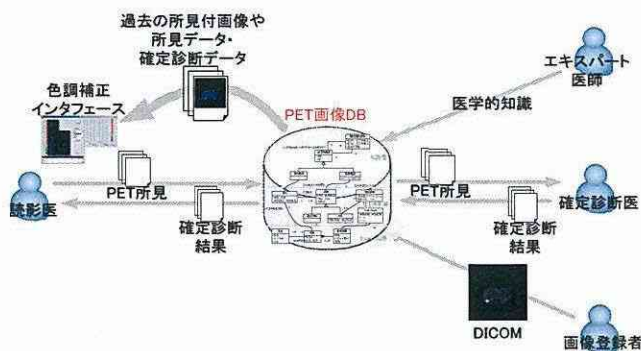


図 5 PET 画像 DB システムアーキテクチャ
Fig.5 System Architecture of PET Image Database

データの精度をフィードバック的に高めることができる(図 5)。

このとき、DB への検索結果をそのまま読影医に提示するのではなく、読影医への提示の方法を工夫することによって、より効果的な読影の支援が可能であると考えられる。例えば、PET 画像 DB では、過去の読影データから、臓器毎の SUV 範囲を検索することができるため、この結果を用いて臓器毎の色調補正を的確に行なう事ができれば、異常集積の見落とし防止など読影の支援になると考えられる。

そこで本稿では、PET 画像 DB に蓄積された過去の読影データを用いた色調補正手法を提案する。この色調補正の手法では、正常部の色と異常集積の色を区別しやすく設定することで注目領域と異常集積を見やすくし、読影時の見落としを減少させることを目的とする。そのために、注目臓器の正常部の SUV 範囲を検査画像の画素値から、悪性腫瘍の SUV 範囲を PET 画像 DB から取得する。以下では、各手順について詳しく述べる。

3.1. 注目臓器の正常部の SUV 範囲の取得

PET は FDG の集積具合を撮影する機能画像であるため、色調補正の際、検査画像に対して単純に SUV に一定の閾値を用いて色を割り当てることはできない。しかし各検査においては、各臓器の正常部の SUV は同程度と考えられる。例えば、ある患者の、異なる 2 つの検査の検査画像群 A と A'があったとすると、A と A'における肝臓全体の SUV は異なるが、A における肝臓正常部位の場所による SUV の差は、正常部位と異常部位の SUV の差に比べて十分に小さいと見なすことができる。

故に読影中の画像データから特定の臓器における SUV の範囲が取得できれば、色調補正に利用でき、各検査に対してより適切な色調補正を行なうことができると考える。PET 画像の画素値は SUV を表すので、医師によって正常な領域の指定が行なわれれば、画像から SUV 範囲を取得することは可能である。

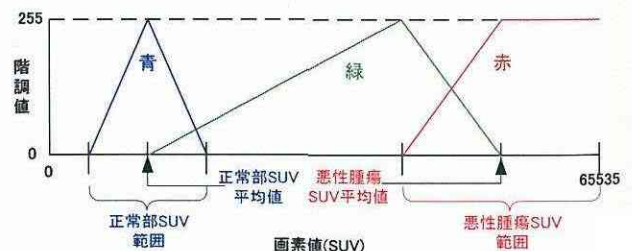


図 6 カラーマップの設定
Fig.6 a Configuration of Colormap

3.2. 注目臓器に存在し得る悪性腫瘍の SUV 範囲の取得

悪性腫瘍の SUV については、検査中の画像から取得することは難しい。その画像にがんが存在するかどうかは補正を行なう前の段階では判断が困難だからである。そこで、悪性腫瘍の SUV 範囲については、過去の読影データを参照することとした。過去の読影データは医師によって作成されたものであり、そのデータを利用することで、読影に関する知識や経験の共有が実現できると言える。また、PET 画像 DB に新たなデータを追加していくことにより、閾値の補正が行なわれ、データの精度がより増していくと考えられる。その様に補正を行なっていく事で、例えば肝臓に存在する臓器の SUV はどの程度であるか等といった、PET に関する知識の確立の手助けにもなると考えられる。

また、所見では部位概念が細かに記述されるが、検索の際には、その部位概念の上位概念でも検索が行える必要がある。例えば、肝左葉についての所見データは、肝臓についての所見データでもあるので、肝臓に関する所見を検索する際に肝左葉のデータも取得できる必要がある。PET 画像 DB では、上記のような上位概念による検索も可能にするために、知識層に部位概念間の関連を蓄積している。

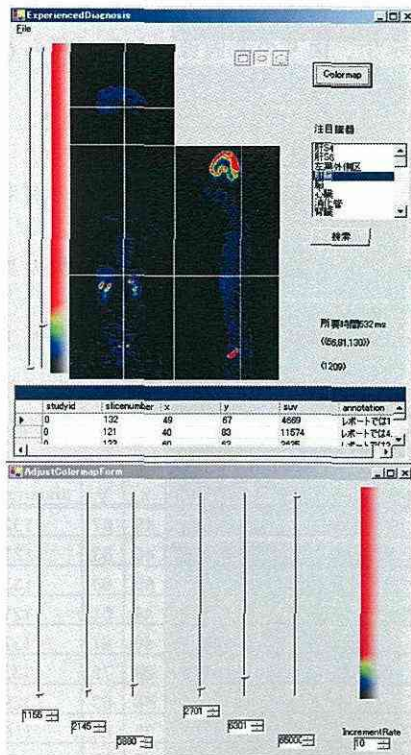


図 7 実装インタフェース画面

Fig.7 a Screenshot of the Implemented Interface

3.3. 各範囲に対する色の割り当て

それぞれの領域を明確に区別するために、取得した SUV 範囲に対して色の割り当てを行なう。割り当てには、注目臓器の正常部に該当する SUV 範囲(以下、正常部 SUV 範囲)には青色を、注目する臓器に存在する可能性のある悪性腫瘍の SUV 範囲(以下、悪性腫瘍 SUV 範囲)には赤色を割り当て、中間には緑色を割り当てる。正常部 SUV 範囲の下限値より下の SUV は切り捨てる、すなわち色を割り当てないことにする。そうすることで、注目する臓器を明確にすることができると考えた。ただし、赤色の割り当てについては、上限値を区切ってそれ以上の SUV を切り捨ててしまうと、過去の読影時より高い SUV であった場合、異常を見落としてしまう可能性が高い。故に悪性腫瘍 SUV 範囲においては、悪性腫瘍 SUV 範囲を超える SUV は全て赤とする。最小値を参照するのは、過去医師が異常を疑った集積の SUV 以上の色を変更し、平均値付近の色をより強調することで、見落としの防止に役立つと考えるためである。平均値を取ることで、ある臓器における悪性腫瘍がどの程度の SUV になるのかを取得できると考える。図 6 に画素値と各色の階調値の関係を示す。

本手法の目的はあくまで医師の読影支援であるた

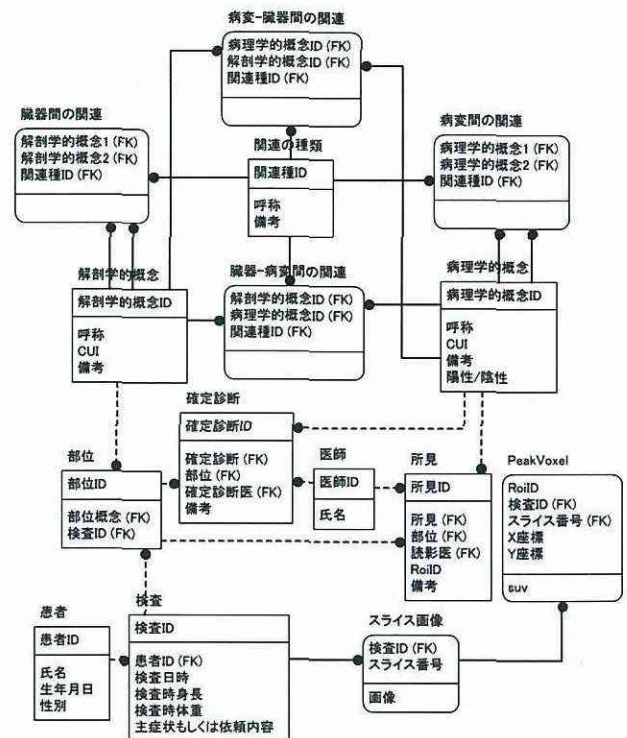


図 8 PET 画像 DB 論理スキーマ

Fig.8 Logical Schema of the PET Image Database

め、最終的な判断は読影医が下すものとしている。それ故、最終的に読影医が色調補正を行なえる必要がある。加えて読影を行なうのは医師であるため、できるだけ現在の読影プロセスを変えないような方法で実現できる必要があり、上記のような補正は、医師の負担を軽減するために、医師が注目している領域に対して自動で行なえるようにするのが望ましいと考える。

4. PET 画像 DB を用いた色調補正のためのインタフェースの実装

3 章の手法によって実際に有効な可視化が可能であるかを評価するために、読影画像と PET 画像 DB の検索結果に基づいて色調設定を行なうためのインタフェースのプロトタイプを実装した。インタフェースの外観を図 7 に示す。実装には開発言語として C# を利用した。また、PET 画像 DB の実装には Microsoft 社製 SQL Server 2005 を利用した。実装した DB の論理スキーマを図 8 に示す。

色調補正を自動化するために、ユーザが現在どこを見ているかをインタフェース上で指定してもらうように実装した。インタフェースはその指定座標をキーとして検査画像と DB の過去の読影情報からデータを抽出し、補正を行なう。以下正常部と異常部の SUV 範囲の色の割当てについて詳しく述べる。

4.1. 注目臓器の正常部 SUV 範囲の取得方法

正常部 SUV 範囲の取得には、ユーザによる注目領域の指定が必要である。画像を読み込むと、三方向からの表示が可能になる。次にユーザは画像と人体の関係を大まかに把握し、注目臓器の正常領域の一部に注目する座標を合わせる。すると、指定座標を中心とし、一辺が 5 ピクセルの立方体内の SUV が読み込まれ、その領域の SUV 範囲の上限値、下限値、平均値が求められる。得られた範囲を正常部 SUV 範囲とし、3.3 節で示した方法に基づき正常部のための色調補正を行なう。

4.2. 注目臓器に存在し得る悪性腫瘍の SUV 範囲の取得方法

悪性腫瘍 SUV 範囲の取得の際、指定した座標付近に過去見られた所見データの SUV を DB より検索し、その最小値、平均値をそれぞれ算出する。そして得られた値を利用して、3.3 節で示した方法に基づき悪性腫瘍のための補正を行なう。

4.3. 手動による補正のためのインタフェース

本手法では最終的な判断は医師が行なう物としているので、画素データや DB の検索によって補正を行なった後、ユーザによる微調整ができる必要がある。そこでカラーマップの各閾値、つまり青色、赤色の起点、頂点、終点を画素値で直接設定できるように実装した(図 7 下のウィンドウ)。

5. 評価

提案手法の有効性を評価するために、横浜市立大学医学部放射線科から提供された検査画像に対して提案手法による色調補正を行ない、従来の可視化手法によって得られた画像との比較を行なった。PET 画像 DB に登録した所見データを表 1 に示す。

5.1. 色調補正の評価

検査画像に対して PET 画像 DB とプロトタイプインタフェースを用いて色調補正を行なった。従来の可視化手法によって得られた画像と提案手法による補正結果を図 9 に示す。図 9 の各画像に対して得られた所見は以下の通りである。

- (a) ・肝 S4,S6 に腫瘤状の集積を認める。
・肝左葉外側区に淡い集積を認める。
- (b) ・肝右葉に相当する部位に FDG の著明な集積を認める。
- (c) ・肺左上葉の前胸壁寄りに腫瘤状の異常集積を認める。

読影の際、医師が異常集積として設定したと考えら

表 1 登録されている所見データ

Table.1 Finding Data in PET Image Database

StudyID	領域	interpreter	Finding_annotation	SUV	x	y	slicenumber
0	肝S4	1	肝転移	4669	49	67	132
0	肝S6	1	肝転移	11574	40	83	121
0	左葉外側区	1	有意でないが要フォロー	3635	60	63	133
0	肝臓	1	生理的集積	2701	44	61	121
0	肝S4	2	炎症	4669	49	67	132
3	肝右葉	1	肝転移	4475	39	72	133
3	肝右葉	1	肝転移	7023	58	63	129
3	胃	1	有意でないが要フォロー	4738	75	64	118
3	傍大動脈・両側総腸骨動脈領域の腫大リンパ節	1	リンパ節転移	3382	57	77	69
5	(左肺)左上葉前上葉区(S3)	1	肺癌	3724	78	64	174
7	膀胱後方(後壁)	1	有意でないが要フォロー	3802	62	76	49
7	仙骨	1	有意でないが要フォロー	5423	60	78	64

れる ROI を元画像に示す。ROI は実際の所見レポートを参照して設定した。

まず全体的に見ると、医師が ROI を設定した臓器の他の領域、すなわち(a)(b)では肝臓の正常領域が、(c)では肺の正常領域が、それぞれ青で表示されている。ただし(c)に関しては、肺が元々集積の起こりにくい臓器であるため、他の領域との明確な区分が困難になっている。次に横断面、すなわちスライス画像に注目してみると、従来手法によって得られた結果同様、ROI が設定された領域が明確になっていると同時に、従来

手法では見られない集積も明確に出ている。これは見落としを防ぐ効果があると同時に、もし癌で無い場合、結果的に医師の負担をいたずらに増やすことになる。

以上のことから、スライス画像、全身画像ともに集積と注目臓器領域の明確化が実現できたため、ある程度の有効な結果が得られたが、肺などの集積の低い臓器を画像中で明確にするために、そして見落としを防ぎつつ医師の負担を増やすことがないように、今後補正方法をさらに検討する必要がある。また、脳など他の臓器に対しても評価を行なう必要がある。

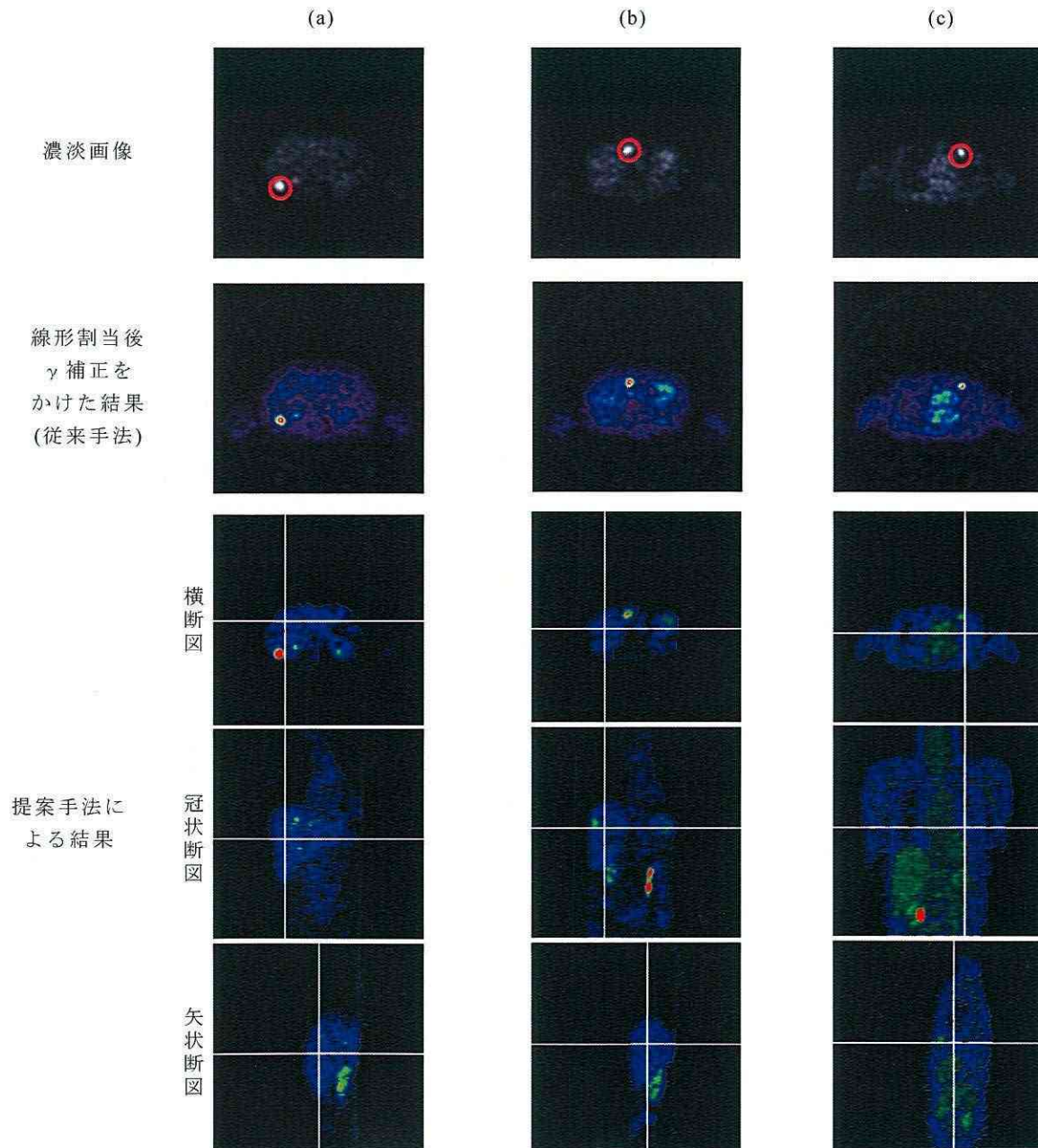


図 9 従来手法と提案手法による色調補正の比較

Fig.9 Comparison of Typical Method with Proposing Method

表 2 処理に要した時間
Table.2 Processing Time

	領域選択		DB検索	
	肝臓	肺	肝臓	肺
(a)	328	438	328	360
(b)	329	375	329	359
(c)	328	375	328	360

(単位は ms)

5.2. 検索時間と処理時間の評価

医師がインタフェースに対して操作を行なうことから、色調補正結果が画面に反映されるまでの時間を測定した。測定した時間は以下の2つである。

- ・ 医師が画像に対して領域を選択してから、その領域内の SUV の平均、上限、下限を取得し、色調補正を行なうまでの時間
- ・ 医師が注目領域を臓器リストより指定してから、PET 画像 DB に対して SQL を発行して条件に該当する検査データの SUV の平均、下限を取得し、色調補正を行なうまでの時間

所要時間を表 2 に示す。この結果から、医師が操作をしてから画面に補正が反映されるまでの時間は 1 秒程度であり、瞬時に反映されることから、現在の医師の読影プロセスを変えることなく実現できると考えられる。

6. まとめ

本稿では、読影中の PET 画像自体のデータと PET 画像 DB を用いて色調補正を半自動的に行なうことにより、医師の読影を支援する手法を提案した。PET 画像の画素データは SUV を表すので、ユーザが画像の注目領域を指定すると、その領域における SUV 範囲を取得することが可能である。本手法では、その範囲を注目臓器の正常部 SUV 範囲として色調補正の際の閾値に用いた。さらに、注目臓器に存在し得る悪性腫瘍の SUV 範囲は、所見データを ROI とその SUVmax とを関連付けて蓄積する PET 画像 DB より取得し、その範囲を悪性腫瘍 SUV 範囲とする。そしてそれぞれの範囲に青、赤の色を割当て、集積の判別をしやすくした。そして、このような手法を実現するインタフェースを実装し、実際の検査画像の可視化を行ない従来の補正結果と比較することで、提案手法の有効性を評価した。さらにその実行時間を測定し、実時間で利用可能であることを示した。

今後の課題として、今回の提案手法によって得られた色調補正結果が、どの程度医師の望む結果となっているのか評価が必要である。また、領域選択に際して、PET 画像に対する自動領域抽出[10]や自動診断[11]と

組み合わせることができれば、更なる支援になると考えられる。

謝 辞

本研究を行なうにあたり、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] 社団法人日本アイトーブ協会 HP
<http://www.jrias.or.jp/jrias/index.cfm/17,0,117,html>
- [2] 中本裕士, "腫瘍 PET: 入門から PET/CT まで", 日本医学放射線学会雑誌, vol.63, no.6, pp.285-293, (2003)
- [3] 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, September, 2004
- [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] 植田賢, 砂子一徳, 富井尚志, "医用画像可視化ツールと PET 画像 DB を統合した読影支援手法," 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol.4, No.2, pp.85-88, 2005
- [6] 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, October 2004
- [7] JIRA/DICOM 委員会 HP
<http://www.jfcr.or.jp/DICOM/index.html>
- [8] Bodenreider O., "Medical Ontology Research: A Report to the Board of Scientific Counselors of the Lister," Hill National Center for Biomedical Communications. May 17, 2001
- [9] Arne-Jorn Lemke, Stefan Markus Niehues, Norbert Hosten, Holger Amthauer, Michael Boehmig, Christian Stroszczyński, Torsten Rohlfing, Stefan Rosewicz, and Roland Felix, "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, August 2004
- [10] 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.
- [11] 長谷川利, 矢口悠理, 遠藤智絵, 荒井淳, 有澤博, "専門家の思考や判断の課程を記述できる意思決定支援システム," 電子情報通信学会第 16 回データ工学ワークショップ(DEWS2005), 4A-i7, March 2005

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

医用画像可視化ツールと PET 画像 DB を共用した読影支援手法

植田 賢[†] 砂子 一徳[†] 富井 尚志[‡]

[†] 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 〒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

E-mail: [†] {d05hc008, d04hc027}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

あらまし 近年、ガンの診断のための撮影手法として注目されている PET (Positron Emission Tomography: 陽電子放射断層撮影) は、機能画像を撮影するため、従来の CT などで見つけられないような小さな初期のガンの発見等に有効である。しかし、PET 画像の読影には固有の医学的知識や経験が不可欠であるが、現在それらの知識は明確には蓄積されていない。我々は、このような知識や経験を共有可能とするために、他の読影医が注目した領域を検索可能な PET 画像 DB を提案している。本稿では PET 画像 DB と医用画像可視化ツールを共用することで、①過去の検査画像において読影医が注目した領域の強調表示や、②集積を判別しやすくなるような色調設定によって、医師の読影を支援する手法を提案する。また、PET 画像 DB の検索インターフェースを実装し、その検索結果の可視化を汎用 3D 可視化ソフト AMIRA™ を用いて実際に行うことで、本手法の有効性と実行時間の評価を行った。

キーワード 陽電子放射断層撮影, PET, 診断支援, 医用画像データベース, 医用画像可視化ツール

A Diagnosis Support Method using PET Image Database with a Medical Image Visualization Tool

Masaru UEDA[†] Kazunori SUNAKO[†] and Takashi TOMII[‡]

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

[‡] Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University 79-7 Tokiwadai, Hodogaya-ku, Yokohama 240-8501 Japan

E-mail: [†] {d05hc008, d04hc027}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

Abstract In recent years, diagnosis by whole-body PET (Positron Emission Tomography) images are considered as an effective method of finding cancer. Using a medical imaging visualization tool, the efficiency of PET is brought out furthermore. But using such a tool to diagnosis PET imaging, a lot of medical knowledge and experience is needed. In this paper, we suggest a method for diagnosis support with a medical image visualization tool and PET Image DB we have suggested. We think the method can be useful for an inexperienced radiologist, we put the idea into practice and evaluate the effectiveness.

Keyword Positron Emission Tomography, PET, Diagnosis Support, Medical Database, Medical Image Visualization Tool

1. はじめに

近年、ガンの診断に陽電子放射断層画像撮影 (Positron Emission Tomography: PET) が用いられてきている。従来の CT や MRI のような形態画像と異なり、PET は体内に投与した FDG (fluorine-18-fluorodeoxyglucose) の分布から、細胞の糖代謝という体内の機能を撮影するため、CT などでは発見が困難な小さな初期のガンの発見等に有効である [1]。読影に際して、医師は SUV (Standardized Uptake Value) と呼ばれる FDG の集積の度合いを示す定量値を用いる [2]。しかし、PET 画像の読影には「右肺におい

て SUV3.5 は異常」や「膀胱の SUV は生理的集積によって高くなる」といった、PET 固有の医学的知識が必要とされる。

例えば、臓器によって平均的な SUV が異なるため、コンピュータ画面上で読影を行う際、画面に対して行う適切な色調補正は注目する臓器ごとに異なってくるが、この補正も各臓器がどのような SUV を持つのかといった PET 固有の知識が必要であると言える。また、過去の検査画像の出力に際して、全身画像だけを取得して可視化したとしても、読影医が抽出した本質的な情報を参照することは不可能である。もし経験の豊富な

医師の注目した領域や色調補正などの本質的な情報を取得することができれば、他の読影医に対しての診断支援になると考えられる。

そこで我々は、複数の読影医が所見データを検査画像と共に共有可能とし、読影の支援を行うために、所見データと画像データとを関連付けて蓄積する PET 画像 DB を提案してきた[3][4][5]。この DB によって、過去の読影された検査画像から臓器ごとの SUV の検索や関心領域の画像の検索が可能である。

本稿では、医用画像可視化ツールと、PET 画像 DB を共用することで、過去の検査画像において悪性と見なされた領域の強調表示や、臓器ごとに集積を判別しやすいように色調を設定することによって、医師の読影を支援する手法を提案する。また、PET 画像 DB の検索インターフェースとして Dicom Publisher を実装し、その検索結果を汎用 3D 可視化ソフト AMIRA™[6]を用いて実際に表示を行うことで、本手法の有効性と実行時間の評価を行った。

2. 全身 PET 画像の読影

2.1. FDG-PET

FDG-PET とは、放射性フッ素(F-18)で標識した FDG と呼ばれるブドウ糖によく似せた薬剤を患者に投与し、その体内分布を撮影する核医学診断法の一つである。ガン細胞は正常な細胞に比べて糖代謝が盛んであるため、ガン細胞が存在する部位には FDG が多く集積する。従来の CT や MR などのような体内を構成する材質、すなわち形態を撮影するものとは違い、PET は糖代謝の程度、すなわち体内の機能を撮影するため、従来の核医学診断法では難しかった初期のガンや転移したガンの発見に非常に有効である[1]。PET では、1 回の検査で 295 枚のスライス画像が生成され、そのスライス画像に対して医師は読影を行う。読影に際して、医師は SUV(Standardized Uptake Value)と呼ばれる値を用いて定量的評価を行なう。SUV とは、薬剤の集積度を、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[2]。

PET はガンの発見に有効な撮影法であるが、機能画像を撮影するため、その読影には、以下のような PET 固有の知識が必要とされる。

- SUV の高い集積でも生理的集積の場合があるため、生理的集積の起こる臓器についての知識
- 集積した場所が解剖学的にどこなのかを確定するための知識 etc…

このような PET 固有の医学的知識が医師に無ければ、ガンが見落とされてしまう恐れがあることや、逆にガンでない領域がガンと見なされてしまうこともある。また、どの臓器にガンが存在するかでガンの治療法は

異なってくると考えられるが、集積した場所を解剖学的に特定することができなければ、治療方針の決定も不可能である。そのため、読影する医師には多くの PET 固有の医学的知識と経験が要求される。

2.2. 読影の流れ

実際の読影時には、医師は医学的知識と経験的知識を、スライス検査画像と照らし合わせながら読影を進めていく。PET 画像の読影は、以下の手順で行われる。

- ①画像解釈:スライス画像において生理的に FDG が集積する臓器(腎臓・膀胱・肝臓など)に対応する領域を人体のランドマーク(Background 集積)として、画像と人体の位置関係を大まかに把握し、集積を特定する。そして、特定した集積(Uptake)がガンの可能性があるか定性的に判別する。
- ②ROI 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、①で特定した集積に対して、画面上で領域を設定する。この時医師が注目している領域を ROI (Region of Interest: 関心領域)という。そして、ROI の SUV 最大値を算出し、その集積の SUV や臓器ごとの標準な SUV と比較しながら、ガンの可能性があるかを定量的に解析する。
- ③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。

以上のことから、読影において重要なのは、ROI の抽出と解析であると考えられる。ROI の設定の際、医師はコンソール上で集積が見やすいように色のコントラストの補正を行なう。コントラストとは、画像の黒い部分から白い部分までの幅、いわゆる許容量のことである。コントラストが高くなるにつれて、白い部分はより白く、黒い部分はより黒く表現されるが、色の階調は失われる。そのため、コントラストによって集積の見え方は異なってくるので、注目する部位によって、適切なコントラストを設定することは重要であるといえる。しかし、注目する臓器によって、SUV の範囲が異なってくるため、コントラストの設定をし、適切な見方をするには、PET 固有の知識や経験が必要とされる。

もし、コンソール上で行なう色調設定が他の読影医による過去の読影結果に基づいて行えるようになれば、経験の豊富な医師の「見方」を共有することが可能になると考えられる。

2.3. PET 画像 DB を用いた診断支援

読影のポイントは ROI の抽出と、その意味付けにあるといえる。しかし、読影医が設定した ROI や、臓器と集積の対応付けは現在明確に記録されていないため、このような知識や経験は共有されていないと言える。

読影時に生じる医師の経験的知識を明示的なデータとして蓄積できれば、読影の支援になると考えられる。これにより、「右肺もしくは肝臓に悪性腫瘍による集積が認められた検査は？」といった検索により過去の読影情報を読影医に提示することが、「任意の検査の臓器毎の SUV_{MAX} は？」といった検索により臨床での集積の判別支援が可能になる。このような検索を実現するため、我々は PET 画像 DB を提案してきた [3][4][5]。

医学では、後に確定診断の是非を論じることや、ゴールドスタンダード診断との比較が要求される場合がある。また、薬剤の効果の確認や新しい診断法の評価のために遡及的研究を行うことがある [7]。上記のような比較や研究を行なうためには、所見データと画像データを全て関連付けて蓄積しておく必要がある。そのためには、DB が不可欠であると考えられる。

本モデルのスキーマは、実際の読影のプロセスに基づき、以下の 3 層からなる。図 1 に PET 情報モデルの概念モデルを示す。

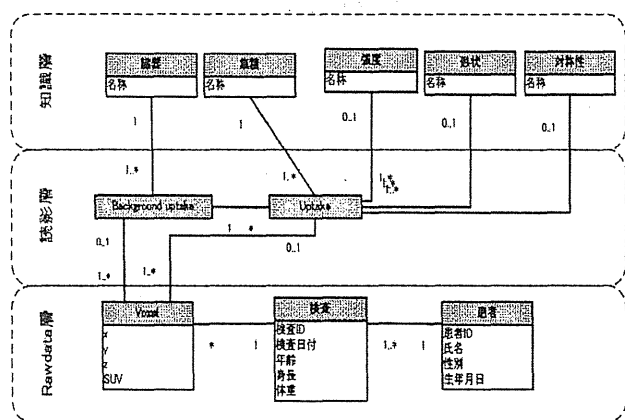


図1 PET 情報モデルの概念モデル

Raw data 層

Raw data 層は、検査時に DICOM 形式で得られる一次データを蓄積するための層で、患者、検査、Voxel をエンティティとしている。PET の解像度は 128×128 [pixel] であり、1 回の検査で 295 枚のスライス画像が生成されるため、Voxel のデータ量は 1 検査当たり $128[\text{pixel}] \times 128[\text{pixel}] \times 295[\text{slice}] = 4,833,280[\text{pixel}]$ となる。この数値からも分かるように画素データを 1 画素単位で扱うと膨大なデータ量になるが、PET は身体の機能情報を表す画像で、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、検索が重要であるといえる。そこで、PET 情報モデルでは Voxel をエンティティとして、1 画素単位で画像を扱う。

知識層

Raw data 層が個々の検査のデータを表現するのに対し、知識層は PET の読影に関する一般的な知識を表現する。知識層では以下のエンティティを定義した [3]。

- ① 医学知識に関する概念を表現するエンティティ
- ② PET 固有の画像の定性的特徴を表現するエンティティ

読影層

個々の検査を表す Raw data 層と、PET の読影に共通の医学的知識を表す知識層を関連付けるため、PET 情報モデルでは読影層を導入した。読影層とは前述の 2 層を関連付けるための中間層である。読影層には「uptake」エンティティと「background」エンティティを定義した。この 2 つのエンティティは Raw data 層に対する関心領域に対応し、知識層と Raw data 層へのアクセスパスを持つ。

3. PET 画像 DB を用いた読影支援手法

PET 画像 DB と、医用画像可視化ツールを共用することで、過去の読影結果を効果的に医師に提示し、読影の支援が可能になると考えられる。以下では、(1) ROI の強調表示による読影支援、(2) 色調補正による読影支援の二つの手法について述べる。

3.1. ROI の強調表示による読影支援

過去の検査画像の出力に際して、全身画像だけを取得して可視化したとしても、 SUV の高い集積を炎症性集積と見なしたのか悪性腫瘍と見なしたのかが分からない。加えて、悪性腫瘍が存在すると分かっている画像に対しても、どこを悪性領域と見なしたのかを確認することができない。

しかし、PET 画像 DB では、過去に医師が設定した ROI を検索できるため、医用画像可視化ツールで検索結果を表示することで、過去の医師の注目領域を可視化することが可能である。例えば肝臓における悪性腫瘍に対して他の読影医がどの様に ROI を設定したのかを見る際には、まず PET 画像 DB から検索によって肝臓の悪性腫瘍と読影された ROI を検索して画像として出力し、全身画像と悪性腫瘍部分の画像を合わせて表示することで、ROI を強調表示した過去の検査画像を可視化することができる。

また、画像の出力に関して、現在の医用画像フォーマットでは、DICOM (Digital Imaging and

Communications in Medicine)形式が世界標準となっている。DICOMとは医用画像機器のための通信規格である[8]。画像フォーマットの構造は TIFF に近く、ファイルの先頭部分にヘッダ情報があり、その後に画像データが格納されている。ヘッダ情報の内容としては、各種画像情報の他に患者情報、装置情報などが書き込まれている。

現在の医用画像にはこの画像フォーマットが広く用いられている。そのため、画像は DICOM 形式で出力できる必要があるが、2.3節でも述べた様に、PET 画像 DB では画像を画素単位で蓄積している。そこで、PET 画像 DB への検索から得られる画素データを DICOM 形式に変換するためのインタフェースが必要であると考えられる。さらに、DICOM 形式で出力することで、この形式をサポートする多くの医用画像可視化ツールを可視化に利用することができる。

3.2. 色調補正による読影支援

PET の読影診断に医用画像可視化ツールを用いて読影を行う際、医師は集積が見やすくなるように、画面に対して色調補正を行なう。しかし、最適な色調補正は、注目する臓器によって異なってくる。例えば脳の平均的 SUV は右肺の平均的 SUV よりも高い。よって実際読影では、単純に『SUVがある閾値を超えれば異常』と見なすわけではなく、臓器・集積ごとに、経験的な値の範囲を超えるかどうかで判断する。また、読影のためにデータを視覚化する際に、集積の判別がし易くなるように低値を青、中値を緑～黄、高値を赤というように、値の範囲をコントラストに対応させるよう色調を設定する。そのため、脳の集積を読影する場合と右肺の集積を読影する場合とでは、読影医が行う画面の色調補正は異なる。しかし、そのような色調補正を行う場合にも、その臓器がどの程度の範囲の SUV を持ちうるのかといった、PET 固有の知識や経験が必要であり、読影経験を積んだ医師でないとなかなか難しい。そこで、経験の豊富な医師による色調補正を共有することができれば、他の読影医に対しての支援になると考えられる。

たとえば、実際に医学で使われている汎用 3D 可視化ソフト AMIRA™は、グレースケールでの画像表示の他に、RGB の範囲を指定したカラーマップに対応させたり、透過度のパラメータを調節しての画像表示が可能である。これにより、ある値以下の画素値の Voxel を完全に透過させることや、半透明にすること等ができる。ファイル形式として DICOM をサポートし、複数スライスの DICOM を読み込んで 3D 表示することができる。また、2 種類のスライス群を同時に読み込んで重ね合わせて表示させることも可能である。

PET 画像 DB では、集積ごと、臓器ごとの SUV の範囲を検索することができる。そこで、注目したい臓器と同じ臓器に同様の集積をもつ過去の検査画像から SUV の範囲を検索して、その範囲値を医用画像可視化ツールでの色調設定に利用することができる。これにより、過去の読影結果に基づいて、読影を行いやすい色調補正をすることが可能である。例えば、脳を読影しやすい色調補正を得るために、まず PET 画像 DB から全ての患者の正常な脳の SUV 値の最大値と最小値を取得し、各々その平均を取ることで、一般的な脳の SUV の範囲を算出する。次に、その範囲値間でコントラストを青から赤へ比例的に変化するように設定する。

このように色調補正することで、医師は読影の際に、臓器ごとに見やすい画像を得ることができる。

4. PET 画像 DB と医用画像可視化ツールの共用

4.1. 検索インタフェース “Dicom Publisher”

PET 画像 DB への検索から得られる画像データを DICOM 形式に変換するためのインタフェースとして、“Dicom Publisher”を実装した。Dicom Publisher は全身画像だけでなく、ROI の設定された領域のみの画像も DICOM 形式として取得できる。また、画像取得のための検索インタフェースとしての機能も備えており、定型検索を行える。実装には開発言語として C#.NET を利用した。

4.2. 検索結果の画像可視化への適用

過去の ROI の SUV の範囲を可視化の際の色調設定に利用することで、集積を見やすくし、読影の支援ができると考えられる。3.2節の手法に基づき、実際に有効な可視化が可能であるかを評価するために、医用画像可視化ツールとして AMIRA™を用い、PET 画像 DB の検索結果に基づいて色調設定を行った。

色調設定に利用する値を取得するための SQL の例をリスト 1 に示す。このクエリでは、まず臓器テーブル・Background テーブル・集積テーブル・Uptake テーブルの Join を取り、脳の生理的集積の一覧を取得して、その一覧と Voxel テーブルで Join を取り、検査ごとに脳領域の SUVmin と SUVmax を取得する。そして、全ての検査において得られた SUVmin と SUVmax の平均を算出している。

そうして得られた SUV の範囲を画像の可視化の際に利用する。具体的には、SUV の範囲の下限を閾値として、それより低い画素値を透過させた。そして上限より高い画素値は赤く表示させるようにし、その間の値は青～黄で表示させるようにした。

```

SELECT AVG(SUVMIN) AS 'AVG(SUVMIN)', AVG(SUVMAX) AS 'AVG(SUVMAX)'
FROM (SELECT MIN(CAST(Voxel.SUV AS bigint)) AS 'SUVMIN',
MAX(CAST(Voxel.SUV AS bigint)) AS 'SUVMAX'
FROM (SELECT Uptake.StudyID, Uptake.AccumulationID
FROM Ont_Background INNER JOIN
Background ON
Ont_Background.TypeID = Background.Type INNER JOIN
Uptake ON
Background.StudyID = Uptake.StudyID AND
Background.RegionID = Uptake.Region INNER JOIN
Ont_Type ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID
WHERE Ont_Background.Name = '脳' AND Ont_Type.Name = '生理的集積'
GROUP BY Uptake.StudyID, dbo.Uptake.AccumulationID)
LIST INNER JOIN
Voxel ON LIST.StudyID = dbo.Voxel.StudyID AND
LIST.AccumulationID = Voxel.AccumulationID
GROUP BY List.StudyID) LIST2

```

リスト1 脳の SUV 範囲取得のためのクエリ

5. 可視化と検索時間の評価

実装した DICOM Publisher と, AMIRA™を利用して, 検索した ROI の可視化を行い, 有効性の評価を行った. また, 可視化に利用した ROI や SUVmax, SUVmin の検索に要した時間を測定し, 検索時間の評価を行った.

5.1. AMIRA™ による可視化の評価

ROI の強調表示を用いた画像の可視化

PET 画像 DB から指定した ROI を検索し, ROI の部分のみの画像と, 全身の画像を AMIRA™であわせて表示することで, 読影時に設定された ROI を見やすくすることができる.

ROI の部分のみの画像の生成は, DICOM Publisher で行った. DICOM Publisher はこのとき, PET 画像 DB に対して以下の問合せを行う.

Query1 過去の検査データで悪性腫瘍と見なされた領域の画像取得

この検索では, 集積定義の“悪性腫瘍”に関連付けられたすべてのタプルを取得することができる. その結果に基づき画像を生成することで, 過去の読影で悪性腫瘍と見なされた領域の画像を生成することができる. 図 2は, 肝臓の悪性腫瘍の領域画像のみを生成し, 全身画像と重ね合わせることで悪性腫瘍と見なされた領域を強調表示した例である.

色調補正を用いた画像の可視化

AMIRA™で, 臓器ごとに見やすい色調の設定を行うために, まず, PET 画像 DB に以下の問合せを行った.

Query2①右肺/②肝臓の悪性腫瘍の SUVmax 範囲の取得

Query3 脳の生理的集積の SUV 範囲の取得

これらの検索結果を表 1, 表 2に示す. Query2 は, 過去の読影に置いて悪性腫瘍が存在すると認められた右肺/肝臓の患者ごとの SUVmax を調べ, 検査全体における SUVmax の範囲を取得している. Query3 は過去の読影において生理的集積と認められた脳領域の

SUVmin と SUVmax を取り, 検査全体での平均を取っている. 次に, 上記 2・3 の検索で得られた値を利用した設定での AMIRA™を用いての画像の可視化を 4.2 の設計方針に基づいて行った. この結果を図 3に示す.

図 3は同じ画像を, 色調を変えて表示したものである. この患者は右肺と肝臓に悪性腫瘍による集積が認められると読影されたが, (a)では, 肝臓の集積は認められるものの, 右肺の集積は認めづらい. そこで Query2①の結果で得られた SUVmax の範囲を利用して 4.2節の手法で色調設定を行なったところ, (図 3(b)), 右肺部に見られる集積が分かりやすくなった. 同様に, Query2②の結果で得られた SUVmax の範囲を同様にして色調設定に用いたところ (図 3(c)), (a), (b)に比べて肝臓部の集積の散在状況と位置づけが明確になった. 図 3(d)は, 脳を見やすいように色調を設定した例である. 脳の読影を行う場合, 脳は右肺や肝臓に比べて生理的集積の度合いが高いため, 同じ色調で表示すると集積が発見しにくい. そこで Query3 の結果で得られる脳の SUV を同様の方法で色調設定に用いたところ (図 3(d)), (a)に比べて脳の集積状況が見やすくなった. 本来読影では主に異常部位の SUVmax にのみ注目するが, このように色調設定に利用する際には, 生理的集積の SUV 範囲も有効であると言える.



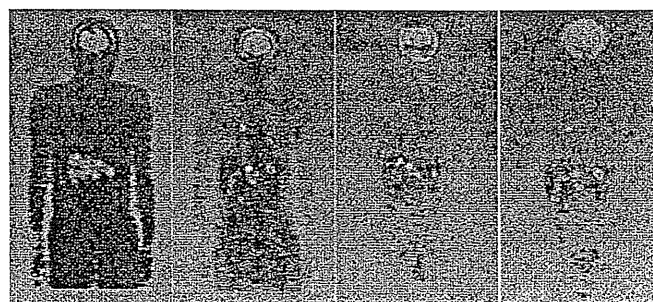
図2悪性腫瘍と見なした領域の明確化

表1悪性腫瘍の SUVmax 範囲の取得

臓器	MIN(SUVmax)	MAX(SUVmax)
右肺	6786	9325
肝臓	6208	15565

表2脳の SUV 範囲の取得

AVG(SUVmin)	AVG(SUVmax)
1521	9191



(a) (b) (c) (d)

図3初期設定と検索データを利用した設定とでの画像の可視化の比較(a)初期設定, (b)(c)Query2 の結果を利用した設定, (d)Query3 の結果を利用した設定

5.2. 検索時間の評価

次に実時間で利用可能かどうかを調べるために、5.1節の Query1～Query3 の実行時間を測定した。その結果を表 3 に示す。

画像取得のための検索はしばしば起こると予想されるため、即時応答が求められる。部分画像の DICOM ファイル取得に関しては、Query1 に要する時間は 0.8 秒程度であり、DICOM ファイル生成に要する時間が 2.0 秒程度で、全部で 3 秒程度なので十分な速さであると言える。なお、全身画像の DICOM ファイル取得に関しては、クエリに要する時間は 9.4 秒となり、DICOM ファイル生成に要する時間は 2.3 秒と、ほとんど変わらなかった。これは、クエリ時間に関しては、検索対象となるタブルの数が全身画像の方がはるかに多いため、検索時間もより多くかかるが、ファイル生成に関しては、画像表示の際の全身の位置づけのために、どちらも 295 スライス全て生成しているためである。したがって、検索に関しては、画素データのインデックス付けの方法でさらなる高速化が可能であると考えられる。

最後に、検索の評価実験を行った際に使用した PET 画像 DB の登録データについて述べる。

- **Raw data 層**: 横浜市立大学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) の検査データを登録した。
- **知識層**: 2.3 節で述べたインスタンスを、それぞれのエントリテーブル毎に登録した [3]。
- **読影層**: Raw Data 層に登録した 10 検査それぞれに対して、バックグラウンド集積・集積に対応する関心領域を登録した。登録は PET Manager [4] を用いて手動で行った。各検査の所見データを表 4 に示す。

表3各検索に要した時間

Query1	0.8s
Query2①	1s
Query2②	2s
Query3	2.8s

表4各検査の所見データ

患者 ID	患者 氏名	検査 ID	異常部位のID		読影の結果
			臓器D	集積D	
0	A	0	-	-	正常
1	B	1	4	10	肝臓・集積
2	C	2	2	10	右肺・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・集積

6. まとめ

本稿では、PET 画像 DB と医用画像可視化ツールを共用して、医師の読影を支援する手法を提案した。また、DICOM 形式で画像を取得するためのインタフェースを実装し、AMIRA™を利用して可視化を行うことで、提案手法の有効性を評価した。

今後の課題としては、色調設定の変更の簡易化、検索インタフェース上での 3D 画像の可視化などが上げられる。

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] 社団法人日本アイソトープ協会 HP
<http://www.jrias.or.jp/jrias/index.cfm/17,0,117,html>
- [2] 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, October 2004
- [3] 石江哲也, 砂子一徳, 富井尚志, "所見情報を利用する PETDB の構築と検索による診断支援手法," 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol. 3, No. 1, pp. 77-80, (2004).
- [4] Kazunori Sunako, Tetsuya Ishie, Masaru Ueda, Takashi Tomii, "Introduction and Implementation of a System to Share Findings with ROI for PET Diagnosis Support," *Proc. of International Workshop on Biomedical Data Engineering (BMDE2005)*, April, 2005
- [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, June 2005(掲載予定)
- [6] AMIRA <http://www.amiravis.com/>
- [7] Arne-Jorn Lemke, Stefan Markus Niehues, Norbert Hosten, Holger Amthauer, Michael Boehmig, Christian Stroszczyński, Torsten Rohlfing, Stefan Rosewicz, and Roland Felix, "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, August 2004
- [8] JIRA/DICOM 委員会 HP
<http://www.jfcr.or.jp/DICOM/index.html>

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

石江 哲也^{†,*} 砂子 一徳[†] 富井 尚志^{††}

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. その読影は, 1. 関心領域 (Region Of Interest: ROI) を設定し, 2. その意味づけを行い, 3. 画像所見を記載する, というプロセスによる. すなわち, 読影は画像内の領域を意味づけすることである. しかし, PET は身体機能に注目した画像であるため, 読影には PET 固有な知識を要求されるうえ, 大量の画像を操作しながらの読影は負担が大きい. 一方, 今日では WB-PET が健康診断に適用され, 大量に画像が生成されるため, 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有効である. 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」という観点からの支援を提案している. 本稿では, ROI を定性的, 定量的に記述するための PET 固有の知識の抽出, 関心領域情報付き画像所見を蓄積・検索するための PET 情報モデルの導入, および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, その結果と実行時間についての評価を行った.

Design of WB-PET DB Storing Image Findings with ROI and Diagnostic Support by Retrieval

TETSUYA ISHIE,^{†,*} KAZUNORI SUNAKO[†] and TAKASHI TOMII^{††}

In recent years, diagnosis by whole-body PET (Positron Emission Tomography) images are considered as an effective method of finding cancer. Interpretation of PET consists of three processes, 1. setting ROI (Region Of Interest), 2. giving its semantics to the ROI, and 3. describing them into finding reports. In this study, 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 by retrieval”. In this paper, we extract knowledge peculiar to PET for describing ROI qualitatively and quantitatively, and also we introduce the PET information model for associating finding data and image data. Finally, all data are stored into the PET DB, and can be retrieved from the DB. For the purpose of evaluation, we implemented a prototype system on practical DBMS. By using the prototype, effective queries in diagnostic support are performed and the execution times are examined.

1. はじめに

近年, ガンの有効な診断方法として FDG (2-[fluorin18]fluoro-2-deoxy-D-glucose) を用いた WB-PET (Whole Body-Positron Emission Tomogra-

phy) 画像診断が, ガンを数ミリオーダーの初期の段階から発見できることや, ガン腫瘍の悪性・良性の判別が可能であるといったことから注目されている^{1)~3)}. 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にとどまるため, 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. この読影を専門的に行う医師を読影医と呼ぶ. PET の読影は, 1. 関心領域 (Region Of Interest: ROI) を抽出し, 2. その意味づけを行い, 3. 画像所見を記載する, というプロセスによる. すなわち, 読影は画像内の領域を意味づけすることであるといえる. 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

[†] 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
Department of Information Media and Environment
Sciences, Graduate School of Environment and Information
Sciences, Yokohama National University

^{††} 横浜国立大学大学院環境情報研究院
Faculty of Environment and Information Sciences,
Yokohama National University

^{*} 現在, 株式会社電通国際情報サービス
Presently with Information Services International-
Dentsu., LTD

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。

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はま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 を提案する。本 DB では医学知識と画像データを関連づけるために中間層（「読影層」と呼ぶ）を導入することで、「関心領域情報付き画像所見」を蓄積し、検索を可能にする。

WB-PET 画像診断に特化した関連づけの蓄積を行う部分においては、現状の読影手順を大きく変更することなく画像所見を蓄積することを目指した。これは、医療現場での実際の利用を目的とした本研究では、医療情報システムの分野において、すでに確立されている診断手順を大きく変更する必要があるものは医師に受け入れてもらうことが困難であると考えたためである。

本稿では、ROI を定性的に記述するための PET 固有の知識の抽出、関心領域情報付き画像所見を蓄積・検索するための PET 情報モデルの導入、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、その結果と実行時間についての評価を行った。

2. WB-PET 画像診断

2.1 18F-FDG PET (陽電子放射断層撮影)

PET は放射線フッ素 (F-18) で標識した FDG (2-[fluorin18]fluoro-2-deoxy-D-glucose: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薬剤を注射で患者の体内に投入し、その体内分布を撮影する。PET でガンが判別できるのは、ガン細胞は正常細胞と比較して 3~7 倍も糖代謝がさかんなため、ガン腫瘍がある部位には FDG がより多く集まる。この原理に基づいて PET 画像からガンを判別する¹⁾。FDG の分布の度合いを示す定量値として SUV (Standardized Uptake Value) という値が用いられる³⁾。

計算機上で PET データを取り扱う場合には DICOM 形式⁴⁾を用いる。医用画像における標準記述形式は DICOM である。WB-PET 画像診断における DICOM の画素値は SUV に対応する。したがって、画像中で

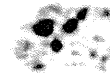


図 1 PET 画像例

Fig.1 An example of PET image (liver cancer).

は SUV の分布はコントラストの差となって表示される。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、

- CT や MR は身体の「形態」を観測する、
- PET は身体の「機能」を観測する、

ことである。このため、ガン診断に限って言えば、遠隔転移の診断、治療効果および再発の診断において CT や MRI より優れているといわれている。しかし現状の FDG-PET の短所として、以下の 2 点があげられている^{3),5)}。

- (1) 正常な臓器にも生理的に集積する。

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 (e.g., 腎臓・膀胱・肝臓など) はガンがない場合でも画像では濃く表示される。これを生理的集積と呼び、異常とは区別する。このため PET の読影医には解剖学、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ん、PET 診断に固有な知識を要求される。

- (2) 空間分解能が悪い。

機器の特性上、現在利用できる PET の解像度は 128×128 (Pixel) で階調は 16 bit グレースケールであり、空間分解能が悪く、そのため正常臓器の解剖学的位置関係がわかりにくい。

2.2 WB-PET の読影

本節では読影で用いられている PET 固有の医学用語と読影手順について述べる。読影医の協力を得て、実際の PET 読影作業の様子を詳細に記録し、読影手順の調査・分析を行い、PET 固有の知識の抽出を行った。WB-PET の読影手順を図 2 に示す。

PET 固有の医学用語

- **集積 (uptake)** : 画像中で周囲と比較して薬剤が多く集まっていて、ガン腫瘍の可能性がある領域。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とらえる。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

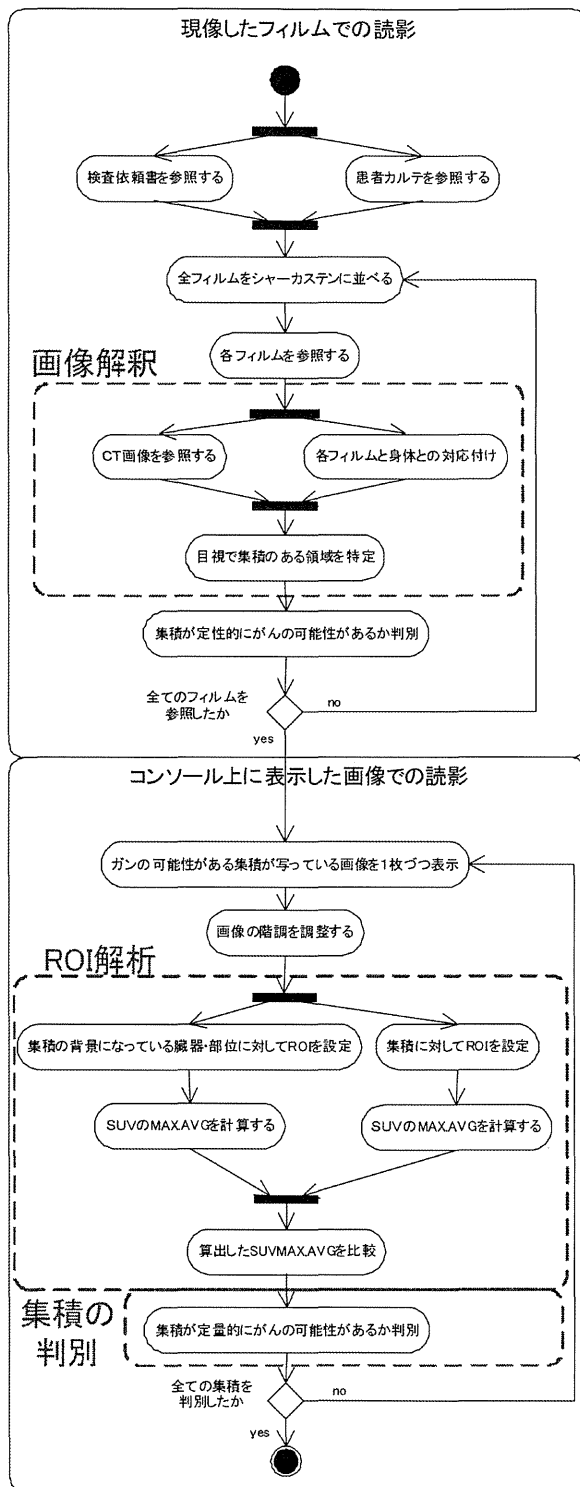


図 2 PET 画像診断の読影手順

Fig. 2 Steps of interpretation of PET.

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 (図 2)

- (1) **画像解釈**: 現像したフィルムを順次確認しながら, 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, 画像と人体の位置関係を把握し, 集積を特定する. 位置関係の把握や集積の特定

により読影医は頭の中で画像の構造化を行っている. そして, 特定した集積が「定性的に」ガンの可能性があるかどうか判別する.

- (2) **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, (1) で特定した集積に対し, 画面上で領域を設定して SUV の最大値 (SUV_{MAX}) を算出する. 設定された領域を関心領域 (Region Of Interest: ROI) と呼ぶ. 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.
- (3) **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.

PET が「機能」を観測する医用画像であることを考慮し, 最も重要なプロセスは, 関心領域の意味づけにあるといえる.

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

従来の読影における問題点として次の 3 つがあげられる. (i) 読影医が画像中のどこに関心領域を設定し, 人体のどの部位に対応させたか明示的に記録されていない. (ii) 1 回の検査で生成される全身分約 300 枚もの大量の断層画像を操作しながらの読影は負担が大きい. (iii) WB-PET 検査が健康診断にも適用され, 検査数自体も大幅に増加し, より大量に画像が生成される.

こうした現状から, 我々は 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」という観点で有用な診断支援が行えると考えた. これまでに我々は画像データと所見データを統合管理するための DB の構築と検索による診断支援を提案している^{6),7)}. 本研究では自動診断や, 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, 次節で導入する PET 情報モデルに従って画像所見を蓄積する. 本 DB では次のような検索による診断支援が可能である.

- 検査画像取得のための検索
- 臨床での集積の判別支援のための検索
- 画像所見分析のための検索

具体的な検索例は 5 章で述べる. なお, 図 3 に本 DB の概観を示す.

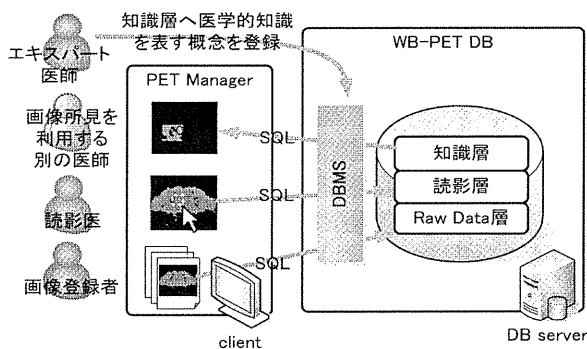


図3 WB-PET DBの概観

Fig. 3 Overview of WB-PET database system.

3.2 PET 情報モデル

本研究では WB-PET DB の構築において概念モデリングが最も重要であると考えた。これは、PET の画像データは CT, MR に代表される従来の医用画像のように身体の「形態」を観測するのではなく、「機能」を観測するため、CT や MR とはデータを持つ意味が本質的に異なるからである。そこで、本稿では概念モデリングを行い WB-PET 画像診断の読影とその所見において何がプリミティブであるかを特定し、それをエンティティとして抽出した。

モデリングを行う際の指針として次の 3 つに留意した。

- (1) 現状の診断手順を大きく変更せずに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づけに注目する。

上の指針に従って、医学知識と画像データとを対応づけて画像所見を DB に蓄積し、検索するための「PET 情報モデル」を導入する。本モデルは「知識層—読影層—Raw data 層」の 3 層からなる。医学知識と PET データを関連づけるために中間層（「読影層」と呼ぶ）を導入し、中間層におけるインスタンスを 1 つの所見の事実と対応させることで、「関心領域情報付き画像所見」として蓄積する。概念モデルを図 4 に示す。以下各層について述べる。

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。

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。患者、検査のデータは DICOM ファイルのヘッダから、Voxel のデータは画像データ部分から取得する。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。本モデルでは各断面画像の画素を 3 次元グリッド上に

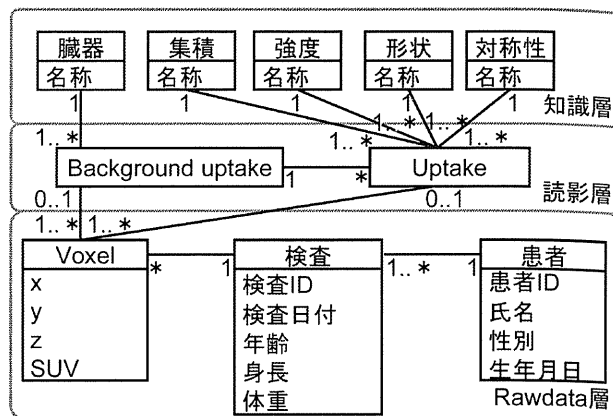


図4 PET 情報モデルの概念モデル

Fig. 4 Conceptual model of PET information model.

配置し、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。KMeD⁸⁾ でも画素単位で扱うというアプローチが採用されている。PET の解像度が CT や MR に比べて大変小さいとしても、1 検査あたり $128 [\text{pixel}] \times 128 [\text{pixel}] \times 295 [\text{slice}] = 4,833,280 [\text{voxel}]$ ものデータ量になる。画像のようにサイズの大きなデータを扱うためのデータモデルとして配列型、商用 DBMS に実装されている BLOB (Binary Large Object) 型もあるが、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。

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。一般的に医師が診断に用いる知識は広範かつ複雑なものと考えられるが、本研究で対象とする知識は診断結果である「画像所見」を表現するのに必要な範囲とした。画像所見は、検査を依頼した医師に検査結果を伝えることを目的として記述されるため、「なに」が「どこに」あったのか、もしある場合は「どんな」状態なのかということが記述される。具体的には「なに」の部分に集積の種類 (e.g., 生理的集積) が、「どこに」の部分に臓器・部位名 (e.g., 肝) が、「どんな」の部分に定性的 (e.g., 強度や形状など) や定量的 (e.g., SUV_{MAX} , SUV_{AVG}) な記述が行われる。そこで知識層では、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」を定義した。「定量的記述子」については後述するように算出値として扱うため知識層に直接格納しないこととした。知識層を図 5 に示す。知識層の要素についてより詳細な説明を以下に述べる。

臓器	集積	強度	対称性	形状
{脳, 右肺, 左肺, 肝臓, 右腎臓, 左腎臓, 膀胱}	{未判別, 悪性腫瘍, 良性腫瘍, 炎症性集積, 生理的集積}	{弱い, 中程度, 強い}	{両側対称性, 非対称性, 片側性}	{SPOT状, 腫瘤状, 結節状, ドーナツ状, びまん性, 散在, 線状}

図 5 知識層

Fig. 5 Knowledge layer.

- 医学知識エンティティ

医学知識エンティティは医学知識上のプリミティブな概念を表現する。読影では、医学知識上の概念に基づき画像に写る陰影に意味づけすることで診断を行っていると考えられることから、エンティティとして「集積」と「臓器」を定義した。インスタンスを以下に示す。

集積 { 未判別, 悪性腫瘍, 良性腫瘍, 炎症性集積, 生理的集積 }

臓器 { 脳, 右肺, 左肺, 肝臓, 右腎臓, 左腎臓, 膀胱 }

2.2 節で述べた関心領域と画像所見の関係を考えると、集積領域は「なに」に対応し、バックグラウンド集積領域は「どこに」に対応していると考えられる。このことから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いえる。インスタンスは PET の集積パターンについて書かれた文献 5) と横浜市大から提供された実際の所見レポート 20 件を分析した結果に基づいて決定した。

現状の読影では、画像の空間分解能の悪さから、判別が容易な臓器を主に読影し、それ以外の臓器・部位は異常がある場合のみ所見として記述される。本稿ではプロトタイプシステムとしての有用性の確認のために必要最小限の臓器のみインスタンスとした。5 章で実際に検索を行い、これだけの定義でも有用な検索が可能であることを示す。

- 定性的記述子

定性的記述子とは集積の定性的評価を表現する。定性的評価とは、読影医が画像中の陰影の様子から集積程度を視覚的に判定することである。「機能」を観測する PET では個人差が大きいことから数値による絶対的評価が困難な場合が多い。このため、定性的評価は診断を動機づける重要な要素であると考え、PET に固有の診断の知識として抽出した。PET の集積パターンについて書かれた文献 5) と横浜市大から提供された実際の所見

レポート 20 件を分析した結果に基づいて、記述子の種類を形状 (shape), 対称性 (symmetry), 強度 (intensity) とし、各記述子の値を図 5 のように決定した。強度はバックグラウンド集積との相対的な比較により決まる。

- 定量的記述子

PET 情報モデルでは、関心領域の定量的記述子として SUV_{MAX} , SUV_{AVG} を定義する。これは、WB-PET 画像診断では集積判別の定量的根拠として SUV の値が用いられるためである。SUV の値は撮影装置から出力される PET データの画素値と直接対応している、つまり画素値 = SUV である。したがって、関心領域が設定されると、その領域内の画素値から SUV_{MAX} , SUV_{AVG} を算出できる。

PET 情報モデルでは後述する読影層における Uptake エンティティ, Background uptake エンティティと Rawdata 層の Voxel エンティティを関連づけて蓄積していることから関心領域の SUV_{MAX} , SUV_{AVG} が算出できる。このことから、本稿では定量的記述子を 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。

PET 情報モデルにおいて、知識層への新しい知識の挿入や知識間の関連の整理は、WB-PET 画像診断に関して豊富な知識と経験を持つエキスパート医師が行うこととする。

実際の医学知識はより複雑な構造を持ち、それらが互いに関連しあっていると考えられる。本稿で定義した知識層のエンティティだけでは表現できない画像所見としては、集積がある場所をより詳細に記述した所見 (e.g., 右肺門部に集積を認める, 肝の S6 に集積を認める) や、エンティティ間の関係の記述 (e.g., 生理的集積の起こる臓器) などがある。そこで、医学知識をオントロジとして記述しておけば、詳細かつ更新可能な状態で管理できると考えられる。

医療分野のオントロジとしては NLM (米国医学図書館) が作成している UMLS (Unified Medical Language System)⁹⁾ が医学用語や概念の幅広い領域をカバーしている。また、NCI (米国立癌研究所) が作成したガンのオントロジである National Cancer Institute's Ontology of Cancer がインターネット上の DAML Ontology Library¹⁰⁾ で公開されている。これらのオントロジを利用することも可能である。知識層へのオントロジの導入は今後の課題とする。

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づけに注目する」を実現する。

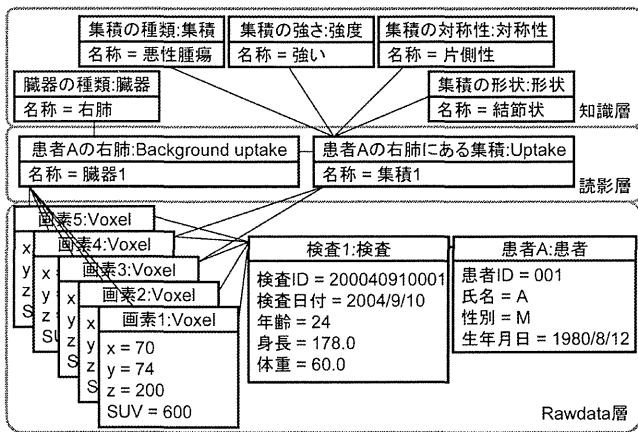


図 6 「患者 A の右肺にある集積」の表現例

Fig. 6 Example of representation for “Uptake in right lung of patient: A”.

知識層が個々の検査画像によらない一般的な読影の知識をインスタンスとするのに対し、Raw data層は個々の検査画像をインスタンスとしている。前述の2層を関連づける中間層として読影層を導入する。

読影において判別、解析の対象となる画像の領域を関心領域と呼ぶが、PETの読影における関心領域は集積、バックグラウンド集積に大別できる。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の対応づけ（アクセス・パス）、(iii) 画像から読み取れる定性的評価の記述子や SUV_{MAX} , SUV_{AVG} といった定量的な特徴量を属性値として持つ。これらによって、読影医が実際のPET画像から抽出した「有意な」領域について明示化された所見情報としてDBに蓄積することが可能となる。

図6において、「右肺に片側性の強い結節状悪性腫瘍を認める」という所見を本モデルで表現した例を示す。読影層内におけるUptakeエンティティのインスタンスとBackground uptakeエンティティのインスタンス間のアクセス・パスは「右肺にある集積」を表現している。すなわち読影層の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。本稿では、この表現形式を「関心領域情報付き画像所見」と呼ぶ。関心領域情報付き画像所見は、所見レポートにおける「右肺に片側性の強い結節状悪性腫瘍を認める」といった1つの所見の記述に対応する。Uptakeエンティティのインスタンスをキーとして、知識層、Raw data層のインスタンスを検索することによって3.1節であげた検索による診

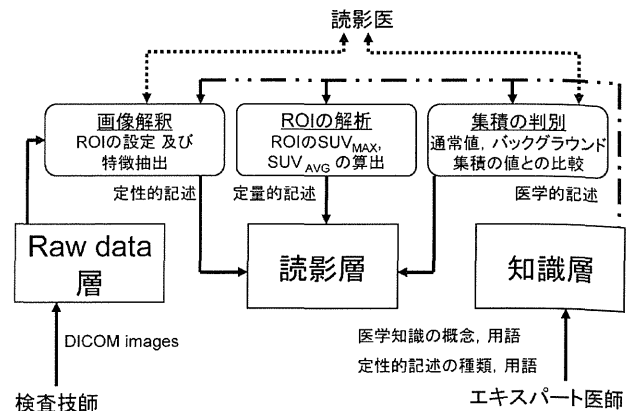


図 7 画像所見の獲得プロセス

Fig. 7 Acquisition processes of image findings.

断支援が可能となる。

PET 情報モデルのデータ構造と検索の関係 PET情報モデルのデータ構造として、集積や臓器ごとに組織化を行わないフラットな構成による画像所見の表現を用いた。これとは別に、複数の集積や臓器にわたって画像所見を構造化し表現するオブジェクト指向的な構造も考えられるが、検索について考えると前者の方が優れているといえる。異なる検査や患者にまたがって宣言的検索を行う場合、構造化された所見どうしが完全に照合することはまれであり、部分的一致 (partially matched) が起こりやすく検索効率の低下を招くと考えられるからである。本モデルでは画像所見の検索にポイントを置くことで診断支援を行うことを目的としている。したがってフラットな構成による所見表現を用いた。ただし、階層を手繰るような検索では検索効率が低下する場合もありうる。5章でさまざまな検索を実行し考察を行う。

3.3 関心領域情報付き画像所見の獲得方法

本節では、PET情報モデルに沿ってWB-PET DBを構築する際の画像所見の獲得方法について述べる。

本モデルでは方針(1)に示したように、現状の読影手順をなるべく変更することなしに「関心領域情報付き画像所見」を蓄積することを目指した。これは医療情報システムの分野において、すでに確立されている診断手順を大きく変える必要があるものは、医師に受け入れてもらうことが困難だと考えたからである。このため、フィルムによる読影は行わず、すべて計算機のディスプレイ上で行うこと以外は、現行の読影手順と変わらない。つまり、関心領域を設定し、その意味づけを行い、判別した結果を記録するという3つのプロセスで行う。

図7に画像所見の獲得プロセスを示す。読影医に伸びる矢印は本DBとのインタラクティブな操作を

表す。WB-PET DB の読影層にインスタンスを挿入することが画像所見の獲得に対応している。読影層へのインスタンスの挿入操作は読影医が統合読影環境“PET Manager”上で読影を行うことにより可能である。PET Manager については 4.2 節で述べる。

以下に示す挿入操作は読影手順の各プロセスとそれぞれ対応している。

● 関心領域設定および特徴抽出：

読影の画像解釈に対応する。読影医が、(1) 集積やバックグラウンド集積に設定した関心領域の画素座標を取得して DB に挿入し、(2) 関心領域に対して定性的特徴を評価して挿入する。集積の関心領域ならば強度、形状、対称性が挿入されることになる。現状では関心領域の入力コストが大きいが、PET を対象とした自動領域抽出の研究¹¹⁾を利用することで入力支援を行うことができると考える。

● SUV_{MAX} , SUV_{AVG} の算出：

読影の ROI 解析に対応する。関心領域の設定後、 SUV_{MAX} , SUV_{AVG} を算出する。算出した値は Raw data 層の SUV から導出可能なため本 DB には格納せず、読影後は、検索実行時に算出する。

● 一般的な値やバックグラウンド集積との比較により集積を判別：

読影の集積判別に対応する。読影医が、集積の関心領域ならば知識層の集積エンティティのインスタンスに対応した集積パターン名 (e.g., 生理的集積, 悪性腫瘍など)、バックグラウンド集積の関心領域ならば知識層の臓器エンティティのインスタンスに対応した臓器名 (e.g., 右肺, 肝臓など) を挿入する。

4. プロトタイプシステムの実装

4.1 関心領域情報付き画像所見を蓄積する“WB-PET DB”の実装

図 4 の概念モデルに基づいて設計した論理モデルを図 8 に示す。この論理モデルをスキーマとして RDBMS 上に実装した。DB サーバの実装環境はハードウェア：Dell Precision 530, CPU：Intel Xeon 2.4 GHz (DUAL 構成), Memory：1 GByte, OS：Microsoft Windows Server 2003, DBMS：Microsoft SQL Server 2000 である。

4.2 統合読影環境“PET Manager”の実装

3.3 節の画像所見獲得方法に沿って画像所見を WB-PET DB へ登録するツールとして統合読影環境“PET Manager”を実装した。PET Manager は Raw data

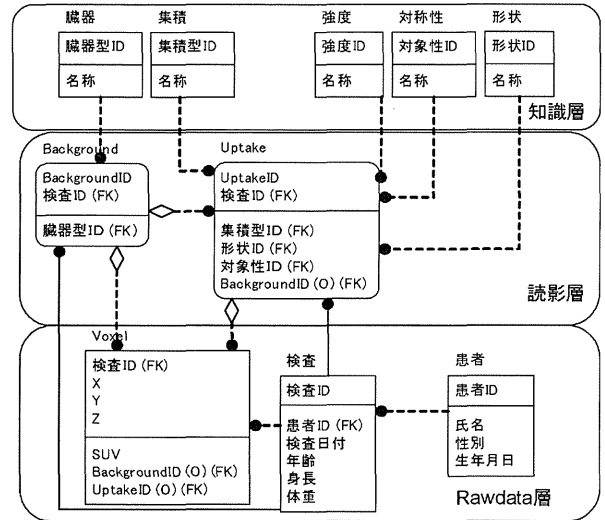


図 8 PET 情報モデルの論理モデル

Fig. 8 Logical model of PET information model.

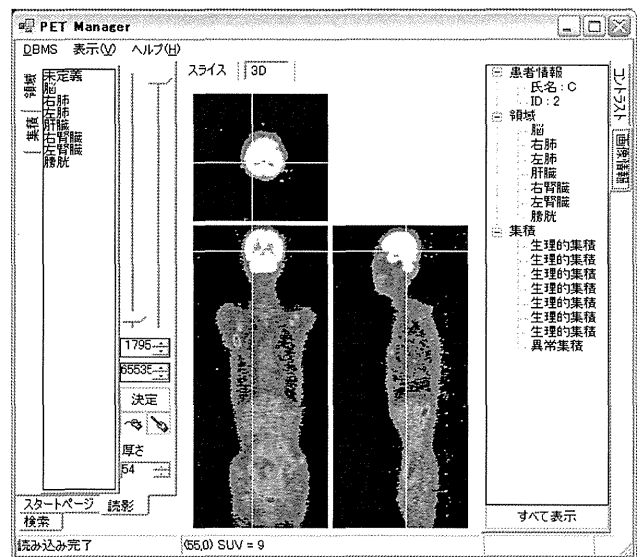


図 9 PET Manager による読影インターフェース

Fig. 9 Interface of PET Manager.

登録、画像所見登録の機能のほかにも PET ビューアとして画像の 3 面表示、表示コントラストの調節、WB-PET DB へ簡易定型検索を行う機能を備える。実装には開発言語として C#.NET を利用した。図 9 に PET Manager による読影画面を示す。

5. 検索による診断支援の評価

5.1 検査データの登録

本システムへ実際の PET データと所見データを登録し、検索結果と、検索に要した時間の評価を行った。登録したデータは以下のとおりである。

- Raw Data 層：横浜市立大学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 の登録を行った。
- 知識層：3.2 節で述べたインスタンスを DB へ登

表 1 Raw data 層と読影層のインスタンス

Table 1 Instances of raw data layer and interpretation layer.

患者 ID	患者 氏名	検査 ID	異常部位の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

録した。

- 読影層：Raw Data 層に登録した 10 検査それぞれに対して、PET Manager 上に画像を表示しながら、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登録した。知識層との対応づ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 1 に示す。なお、スケラビリティの評価を行うために、これらのデータをコピーし模擬データを作成した。詳細は 5.3 節で述べる。

5.2 実験 1：検索の実現性の評価

本実験では PET 情報モデルの有用性を示すために、支援が可能と考えられる 3 つの視点から検索を行った。

- 検索画像取得のための検索
- 臨床での集積の判別支援のための検索
- 画像所見分析のための検索

具体的には以下にあげる Query1~Query10 の検索を行った。例として複数のテーブルを利用する Query4 および self-join をともなう Query5 の実行した SQL 文を図 10、図 11 に示す。なお、Query (SQL 文) は DB 管理者が作成した。Query2~10 の検索結果を図 12 に示す。

以下詳細について述べる。

(1) 検索画像取得のための検索

● [実験方法]

計算機のディスプレイ上で読影を行うために、次の検索を行った。

Query1 任意の検査の画像取得

Query2 「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

Query1 では、1 検査分の画像データをすべて取得するために Voxel テーブルに対して検査 ID を指定して検索を行う。

Query2 では、知識層の「悪性腫瘍」インスタ

```

SELECT max(cast(Voxel.suv as int)) AS 最大SUV,
       Uptake.StudyID,
       Uptake.AccumulationID
FROM   Ont_Background
       INNER JOIN Background
       ON Ont_Background.TypeID = Background.Type
       INNER JOIN Uptake
       ON Background.StudyID = Uptake.StudyID
       AND Background.RegionID = Uptake.Region
       INNER JOIN Voxel
       ON Uptake.StudyID = Voxel.StudyID
       AND Uptake.AccumulationID = Voxel.AccumulationID
       INNER JOIN Ont_Type
       ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID
WHERE  Ont_Background.Name = '右肺'
       AND Ont_Type.Name = '悪性腫瘍'

GROUP BY Uptake.StudyID, Uptake.AccumulationID
ORDER BY Uptake.StudyID

```

図 10 Query4 の SQL 文

Fig. 10 SQL of Query4.

```

SELECT NormalStudy.PatientID AS 患者ID,
       NormalStudy.StudyID AS 正常時の検査ID,
       NormalStudy.DateTime AS 正常時の検査日,
       AbnormalStudy.StudyID AS 異常時の検査ID,
       AbnormalStudy.DateTime AS 異常時の検査日,
       AbnormalStudy.異常部位
FROM   (SELECT Study.*
        FROM   Study
        WHERE  (StudyID
                NOT IN (SELECT Study.StudyID
                        FROM   Study
                        INNER JOIN Uptake
                        ON Study.StudyID = Uptake.StudyID
                        INNER JOIN Ont_Type
                        ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID
                        WHERE  Ont_Type.Name = '悪性腫瘍'
                )
        ) NormalStudy //正常例の検査テーブルの相関名
       INNER JOIN //self-join
       (SELECT Study.*,
        Ont_Background.Name AS 異常部位
        FROM   Study
        INNER JOIN Uptake
        ON Study.StudyID = Uptake.StudyID
        INNER JOIN Ont_Type
        ON Uptake.Type = Ont_Type.TypeID
        INNER JOIN Background
        ON Study.StudyID = Background.StudyID
        AND Uptake.StudyID = Background.StudyID
        AND Uptake.Region = Background.RegionID
        INNER JOIN Ont_Background
        ON Background.Type = Ont_Background.TypeID
        WHERE  Ont_Type.Name = '悪性腫瘍'
        ) AbnormalStudy //異常例の検査テーブルの相関名
ON NormalStudy.PatientID = AbnormalStudy.PatientID
AND NormalStudy.DateTime < AbnormalStudy.DateTime

```

図 11 Query5 の SQL 文

Fig. 11 SQL of Query5.

スと関連づけられた画像所見を対象とし、その一覧リストを取得する。

● [実験結果]

Query1 は画像データの画素値すべてを取得することになるので、検索結果の掲載は省略する。Query2 の検索結果より、たとえば検査 ID=9 では「右肺と肝臓に悪性腫瘍による集積が認められ

Query 2

検査ID	患者ID	検査日	異常部位
1	1	2002/1/29	肝臓
2	2	2001/12/27	右肺
9	9	2002/1/24	右肺
9	9	2002/1/24	肝臓

Query 3

サイズ(cm ³)	検査ID	集積ID
58.077210	2	10
9.126910	9	10

Query 4

最大SUV	検査ID	集積ID
6786	2	10
9325	9	10

Query 5

患者ID	正常時の検査ID	正常時の検査日	異常時の検査ID	異常時の検査日	異常部位
8	8	2001/11/2	9	2002/1/24	右肺
8	8	2001/11/2	9	2002/1/24	肝臓

Query 6

検査ID	集積のサイズ(cm ³)	形状	臓器のサイズ(cm ³)	臓器	占める割合
1	19.71	腫瘍状	677.889	肝臓	0.029

Query 7

X	Y	Z
57	67	137

Query 8

集積の最大SUV	集積	形状	臓器実質の最大SUV	臓器
15565	悪性腫瘍	散在	5000	肝臓

Query 9

最大SUV	臓器	集積	形状
6208	肝臓	悪性腫瘍	腫瘍状
15565	肝臓	悪性腫瘍	散在

Query 10

平均SUV	集積名
3203	異常集積
349	生理的集積

図 12 検索結果

Fig. 12 Query result tables.

た」ことが読み取れる。

- [実験考察]

Query1 の検索を利用して計算機のディスプレイ上で読影を行うことにより、フィルムでは不可能な、任意の視点での表示、より柔軟な関心領域の設定、 SUV_{MAX} 、 SUV_{AVG} の算出が可能である。Query2 の検索では、「集積」という読影で用いられる概念レベルで検査画像やその所見が検索でき、集積が画像内のどこに位置しているかを示すことができるので複数の医師による診断結果の共有に有用であるといえる。

(2) 臨床での集積の判別支援のための検索

- [実験方法]

実際の読影では集積の判別が難しい場合もある。たとえば、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_{MAX} 、 SUV_{AVG} などを参照できる検索を行った。

Query3 「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

Query4 「右肺の悪性腫瘍」の SUV_{MAX} の一覧取得

Query5 正常例から、後の検査で異常例になった検査の画像所見を取得

Query6 肝で腫瘤状の集積がある画像において、集積の体積と肝実質の正常部分との体積の比較

Query3 では、「右肺にある集積∧悪性腫瘍∧SPOT 状」の症例に一致する画像所見を検索し、その集積の各サイズを算出して一覧リストとして表示する。集積のサイズは、PET が約 3 mm 間隔で断層撮影されることから、1 画素の体積を約 $0.3^3 = 0.027 \text{ cm}^3$ として、Rawdata 層の Voxel テーブルのタプル数の合計に掛け合わせて概算値を算出する。

Query4 では、「右肺にある集積∧悪性腫瘍」の症例に一致した画像所見を検索し、その集積領域の SUV_{MAX} を Voxel テーブルの画素値から算出して、一覧リストとして表示する。

Query5 では、「同一患者 ID を持つ検査∧検査日が過去の検査では正常例∧直近の検査では異常例」の条件に一致する画像所見を検索する。

Query6 では、「肝臓にある集積∧腫瘤状」の条件に一致する画像所見において、集積領域の体積とバックグラウンド領域の体積を比較する。体積の計算は Query3 と同様の方法で算出する。

- [実験結果]

Query3 の検索結果より、たとえば検査 ID=2 の画像所見において右肺の悪性腫瘍のサイズは約 58 cm^3 であることが読み取れる。また、Query4 の検索結果より、検査 ID=8 の画像所見において右肺の悪性腫瘍の $SUV_{MAX}=6.786$ であることが読み取れる。Query5 の検索結果より、患者 ID=2 の患者は 2001/11/2 の検査では正常だったが 2002/1/24 の検査では右肺と肝臓に異常な集積が認められたことが読み取れる。Query6 の検索結果より、検査 ID=1 の画像所見では肝臓の正常部分に対する腫瘤状の集積の割合は 2.9% であることが読み取れる。

- [実験考察]

WB-PET DB では画像データと所見データが関連づけて蓄積されているので、集積の種類、形状、

強度、対称性について条件を満たす複数の画像所見に対して宣言的に検索することができる。集積の判別が難しい場合、Query3 や Query4 では判別の参考とするために本 DB で正常例/異常例の画像所見を検索し SUV_{MAX} , SUV_{AVG} , 集積のサイズを参照するなどが考えられる。同一患者に対しても、再発診断や治療効果の確認において、過去の検査の画像所見と集積の形状・体積・SUV の経時差分の変化をより定量的に比較することができる。Query5 や Query6 によってより効率的な比較読影が可能になるといえる。また、集積の判別だけでなく、病変の進行度を測り、治療方針を決定する際にも有用であるといえる。

(3) 画像所見分析のための検索

● [実験方法]

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。

Query7 肝臓の重心座標

Query8 肝で散在している集積の SUV_{MAX} と肝実質の SUV_{MAX} の比較

Query9 肝で散在している集積の SUV_{MAX} と腫瘤状の集積の SUV_{MAX} の比較

Query10 右肺のバックグラウンド集積と悪性腫瘍の SUV_{AVG} 比較

Query7 では、DB 内のすべての所見の肝臓領域を対象として、対応するバックグラウンド集積の重心座標を Voxel テーブルから求め、一般的な肝臓領域の重心座標として算出する。

Query8 では、“肝にある集積∧散在”所見すべてを対象とし、集積領域と肝実質の正常領域の SUV_{MAX} を求め比較する。

Query9 では、“肝臓にある集積∧腫瘤状”所見と“肝臓にある集積∧腫瘤状”所見を対象とし、それぞれの集積の SUV_{MAX} を求め比較する。

Query10 では“右肺にある集積∧悪性腫瘍”の所見を対象とし、右肺に対応するバックグラウンド集積の SUV_{AVG} と集積の SUV_{AVG} を比較する。

● [実験結果]

Query7 の検索結果より、DB 内の画像所見において肝臓領域の平均重心座標は $(x, y, z)=(57, 67, 137)$ であることが読み取れる。Query8 の検索結果より、肝臓にある散在している集積は $SUV_{MAX}=15.565$ であり、そのときの肝臓領域は $SUV_{MAX}=5.0$ であることが読み取れる。Query9

の検索結果より、DB 内の画像所見において腫瘤状の悪性腫瘍は $SUV_{MAX}=6.208$ であり、散在している悪性腫瘍は $SUV_{MAX}=15.565$ であることが読み取れる。Query10 の検索結果より、DB 内の画像所見全体において右肺領域は $SUV_{AVG}=0.349$ であり、集積では $SUV_{AVG}=3.203$ であることが読み取れる。

● [実験考察]

Query7 により画像中での肝臓の大局的な位置が把握できるので、肝臓領域の画像を表示する際に、ディスプレイの階調値を肝臓用に自動設定する機能などを提供できる。Query8 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_{MAX} 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所見もあるが、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。つまり偽陰性の所見を減らすことができる。Query9 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。Query10 は、集積の種類による SUV の強度の傾向を調べる検索である。右肺における異常集積の SUV_{AVG} が 3.203 程度であるのに対し、バックグラウンド集積は 0.349 であることが分かる。この検索は、判別の際の定量的評価に役立つと考えられる。

PET 画像診断では個人差により SUV が変化するので、患者ごとに専門家（読影医）の判断が必要になる場合がある。そのため一定の閾値による正常/異常の判別は適用が難しい。しかし、特殊な症例（e.g., 肺の内側に淡く集積するびまん性腫瘍は正常例との区別が困難であるなど）の場合を除けば、正常例における SUV は臓器ごとにある範囲に決まってくる。本 DB では読影中の関心領域をそのまま蓄積しておくため、統計データを検索により求めることができる。正確な臨床データが蓄積され、多くの事実関係が蓄積してくると、「肺における SUV の平均値は 1.5 程度で、それより大きい値を持つ患者はガンの可能性が高い」というような医科学的法則が確立する。これは「事実の集合の関係」として定量的に表現される。これを臨床の知識として診断時に利用できれば効果的な診断支援が行えるので、DB による集約演算を用いた検索が有効であるといえる。

5.3 実験 2：検索時間の評価

● [実験方法]

登録検査数が増加したときの検索時間の変化を調

表 2 DB のサイズ
Table 2 Size of WB-PET database.

DB名	登録検査数 (件)	異常検査数 (件)	DB_Size (GByte)
DB 10	10	3	4
DB 250	250	75	76
DB 500	500	150	150
DB 750	750	225	225
DB 1000	1000	300	299
DB 1250	1250	375	374
DB 1500	1500	450	448
DB 1750	1750	525	522
DB 2000	2000	600	597

べるため、5.1 節の検査データを患者 ID・検査 ID を振りかえてコピーし、250 件分（検査数 250 件，患者数 225 名）～2,000 件分（検査数 2,000 件，患者数 1,800 名）の検査データを持つ実験用の模擬 DB を用意した。それぞれの DB のディスク上のサイズは表 2 のようになる。これらの DB へ、実験 1 の Query1～Query 10 を実行し、登録検査数の増加と検索時間の関係を調べた。本実験では、データ規模が増加したときの検索時間の評価を行うことが目的なので、模擬データに対して検索を行った結果でも十分有用性を示すことが可能であると考えた。

● [実験結果]

各 Query の検索時間の結果を図 13 に示す。

● [実験考察]

Query1 は 1 つの検査を検索対象としているため、DB の規模にかかわらず検索時間は一定となった。また、Voxel テーブルとの Join をともなわない検索である Query2, 5 は、DB の規模が大きくなっても、すぐに結果を返せることが分かる。一方、Query6 は集約演算を含み、また、検索条件に該当する検査が DB の規模に比例して増加するため、検索時間も比例的に増加した。

Query7～Query10 は大量のデータアクセスを必要とするため、他の Query と比べてより多くの時間を要したが、傾向としては登録検査数に比例した。Query8 では、肝臓に集積が認められる所見のみを対象とするため検索範囲が狭まること、また最大値を持つ 1 つの画素のみを検索することになるため DB のインデックスがよく効くことにより検索時間の短縮に影響したと考えられる。Query10 では、右肺の平均値は DB 内の所見すべてを対象とすること、また平均値はテーブルに対してフルアクセスが必要になることにより、検

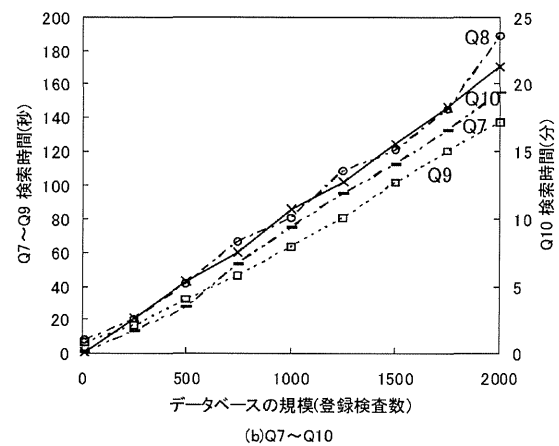
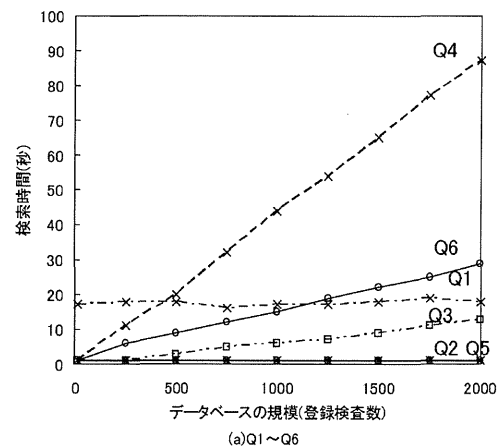


図 13 検索に要した時間

Fig. 13 Retrieval execution time of Query1～Query10.

索に時間がかかったと考えられる。しかし、これらの検索は主に研究用の分析に有用であり、読影時に毎回実行される検索ではないことを考慮すると、本稿の実験結果でも十分実用に耐えうると考えられる。

実験のデータ規模について考察を行う。今回の実験では、オリジナルのデータ 10 件～模擬データ 2,000 件まですべてにおいて、登録データのうち 30% で有意な集積が認められる。これは有意な画像所見が見られる可能性が高い精密検査データが DB に蓄積されていることを想定したためである。一方、健康診断のデータを扱うと想定すると、精密検査に比べて大量のデータが発生するが、有意な所見が認められるのは全体の 1～3% といわれ割合は低い。国内最大規模の PET 診断施設「新横浜ゆうあいクリニック」では、年間 7 万件の検査が行われる。健康診断のデータを対象としても、明らかに正常な検査は本 DB では扱わないこととすると、取り扱うデータは 700～2,100 件程度になると予想され、本実験は実用を視野に入れた DB 規模で実用性を示したといえる。

最後にシステムとして的高速化の可能性について

考察を行う。本DBでは、SUVの最大値、平均値は典型的な算出値であるにとらえ、検索時に毎回求めている。そこで、検索でよく使用されるこれらの値をあらかじめ算出して格納しておくことによって、検索時の算出コストを減らすことができ高速化を見込むことができる。ただし、関心領域の変更が起こった場合、算出値のデータの一貫性を保持する機構が必要となる。また、実験に用いたSQLを見るとJOINが多用されている。よってチューニングによる高速化の余地があると考えられる。本稿では導入したPET情報モデルの実現可能性と実用性を評価することが目的であるため、これらのチューニングに関しては考えない。

6. 関連研究

画像に対する索引づけ機能を実現する研究ではCBIR (Content based Image Retrieval)¹²⁾ があげられる。医用画像に特化した研究も多数提案されている¹³⁾。専門知識に基づいた知識モデルベース (Conceptual data model) を導入する試みとしてKMeD⁸⁾ やIRMA¹⁴⁾ があるが、いずれも「形態」画像を対象とする。WB-PETを対象とする研究では、自動診断¹⁵⁾ や画像処理による疑陽性陰影削減手法¹⁶⁾ などセカンドオピニオンによる診断支援、遺伝的プログラミングを応用した画像の自動セグメンテーション¹¹⁾ が提案されているが、本DBのようにデータ活用の観点からの診断支援の試みではない。

医療情報学における用語や記述形式の標準化に関しては、さまざまな取り組みが行われている。疾病名の標準化では世界保健機構 (WHO) が作成したICD-10¹⁷⁾ がある。PET画像診断では画像所見の段階では、特定に疾病名の特定まで至ることは少なく、ガンの可能性の示唆にとどまるのが現状であることから、本稿ではICD-10の利用は考慮していない。記述形式に関してはMedical Markup Language (MML)¹⁸⁾ やHealth Level Seven (HL7)¹⁹⁾ などの標準の利用がすすんでいる。また、本稿で画像データの入出力形式として用いたDICOMでもsupplement23のStructured Report (DICOM-SR) によって所見レポートの標準化が進められており、本研究でも他のシステムとのデータ交換が必要になった場合に、検索結果の出力形式にこれらの標準を利用することが医療情報システムとしての実用性向上につながるといえる。

7. まとめと今後の課題

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を提案した。本DBでは、読影層により医学知識と画像データを関連づけた「関心領域情報付き画像所見」として蓄積し、検索を可能にする。本研究では、医療現場での実際の利用を目的としたため、関連づけの蓄積を行う部分においては、現状の読影手順に沿って画像所見を蓄積することとした。

本稿では、ROIを定性的かつ定量的に記述するためのPET固有の知識の抽出、関心領域情報付き画像所見を蓄積・検索するためのPET情報モデルの導入、プロトタイプシステムの実装を行った。実際に検索を実行し評価を行った結果、PET情報モデルによって診断支援としての検索の実現性と有用性を示すことができた。

今後の課題としては、(i) 読影で異常と診断された集積が本当に悪性腫瘍だったかどうかまでをトレースしてDBに蓄積する、(ii) SQLを知らない医師でも検索を行えるように検索インタフェースを強化する、(iii) 検索結果の直感性を高めるためDICOMファイル、CGなどで出力するなどがあげられる。

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、ほか多くの方々のご協力を得た。ここに深く感謝の意を表す。なお、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。

参考文献

- 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.jriias.or.jp/jriias/>
- 2) Suzuki, A., Kawano, T., Takahashi, N., Lee, J., Nakagami, Y., Miyagi, E., Hirahara, F., Togo, S., Shimada, H. and 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).
- 3) 中本裕士: 腫瘍PET: 入門からPET/CTまで, 日本医学放射線学会雑誌, Vol.63, No.6, pp.285-293 (2003).
- 4) JIRA/DICOM 委員会ホームページ.
<http://www.jfcr.or.jp/DICOM/index.html>
- 5) 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).
- 6) 石江哲也, 砂子一徳, 富井尚志: 所見情報を利用するPETDBの構築と検索による診断支援手

- 法, 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol.3, No.1, pp.77-80 (2004).
- 7) 砂子一徳, 石江哲也, 富井尚志: 所見情報を利用する PETDB の実装と評価, 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol.3, No.2, pp.29-32 (2004).
- 8) Chu, W.W., Cardenas, A.F. and Taira, R.K.: KMeD: A Knowledge-Based Multimedia Medical Distributed Database System, *IEEE Trans. Inf. Syst.*, Vol.20, No.2, pp.75-96 (1995).
- 9) Unified Medical Language System (UMLS). <http://www.nlm.nih.gov/research/umls/>
- 10) DAML Ontology Library. <http://www.daml.org/ontologies/>
- 11) Nakano, Y. and Nagao, T.: 3D Medical Image Processing using 3D-ACTIT; Automatic Construction of Treestructural Image Transformation, *International Workshop on Advanced Image Technology*, Singapore, pp.329-333 (2004).
- 12) Smeulders, A.W.M., Worring, M., Santini, S., Gupta, A. and Jain, R.: Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.22, No.12, pp.1349-1380 (2000).
- 13) Muller, H., Michoux, N., Bandon, D. and Geissbuhler, A.: A Review of Content-Based Image Retrieval Systems in Medicine — Clinical Benefits and Future Directions, *International Journal of Medical Informatics*, Vol.73, pp.1-23 (2004).
- 14) Lehmann, T.M., Gueld, M.O., Thies, C., Fischer, B., Spitzer, K., Keysers, D., Ney, H., Kohnen, M., Schubert, H. and Wein, B.B.: Content-Based Image Retrieval in Medical Applications, *Methods of Information in Medicine*, Vol.43, No.4, pp.354-361 (2004).
- 15) 荒井 淳, 遠藤智絵, 有澤 博, 鈴木晶子, 井上登美夫: 全身PETを用いたガン診断のモデリングと自動診断システムの構築, 信学技報, DE2004-114, pp.7-12 (2004).
- 16) 藤本智之, 戸崎哲也, 千田道雄, 坂本 攝, 松本圭一: 位置合わせ情報を用いた FDG-PET によるガン診断のための疑陽性陰影削減手法, 第 23 回医用画像工学大会抄録集, pp.1-24 (2004).
- 17) 世界保健機構 (WHO): 疾病及び関連保健問題の国際統計分類: International Statistical Clas-

sification of Diseases and Related Health Problems (ICD) (1990).

- 18) 荒木賢二, 大橋克洋, 山崎俊司, 廣瀬康行, 山下芳範, 山本隆一, 皆川和史, 坂本憲広, 吉原博幸: Medical Markup Language (MML) バージョン 2.21 —XML を用いた医療情報交換規約, 医療情報学, Vol.20, No.2, pp.79-85 (2000).
- 19) Health Level Seven (HL7). <http://www.hl7.org/>

(平成 16 年 9 月 14 日受付)

(平成 17 年 1 月 29 日採録)

(担当編集委員 石川 博, 原 隆浩, 片山 薫, 佐藤 聡, 土田 正士)



石江 哲也

2003 年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。2005 年横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期修了。PET 画像データベースの研究・開発に従事。現在は (株) 電通国際情報サービスに勤務。



砂子 一徳

2004 年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。横浜国立大学大学院環境情報学府博士課程前期在学中。PET 画像データベースの研究・開発に従事。日本データベース学会学

生会員。



富井 尚志 (正会員)

横浜国立大学大学院環境情報研究院講師。1999 年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。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各会員。

Introduction and Implementation of a System to Share Findings with ROI for PET Diagnosis Support

Kazunori SUNAKO, Tetsuya ISHIE, Masaru UEDA, Takashi TOMII
Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of
Environment and Information Sciences, Yokohama National University
Division of Electrical and Computer Engineering, School of Engineering, Yokohama
National University
Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University
d04hc027@ynu.ac.jp, d03hc006@ynu.ac.jp, b0144019@ynu.ac.jp, tommy@ynu.ac.jp

Abstract

Positron Emission Tomography (PET) is an effective imaging technique to detect cancers, but interpretation of PET images is difficult for radiologists who have insufficient knowledge and experience. Radiologists could interpret PET images more effectively if they were able to share their PET expertise. To realize this goal, our recent efforts have designed a PET information model that represents the process of interpreting PET images; we have implemented the Whole-Body PET Database (WB-PET DB). The PET information model defines the WB-PET DB schema. WB-PET DB stores findings along with a region of interest (ROI), thereby allowing ROI image retrieval by keys that radiologists use when writing findings. Regarding WB-PET DB, we have shown its conceptual model in recent works, but have revealed little about its system architecture. In this study, we designed and implemented the WB-PET DB System. This system contains the user interface to insert ROI into WB-PET DB and the component that outputs results of retrieval. This component outputs them in a DICOM file format; thereby users can view stored ROIs using 3D visualization software such as Amira™. Results of this study demonstrated a model to retrieve an image of body functionality as a PET image.

1. Introduction

Positron Emission Tomography (PET) is an effective imaging technique for cancer detection. PET

is a study of bodily functions. Therefore, it can facilitate radiologists' initial detection of cancers that are difficult to detect in anatomical images such as CT or MR. Studies of medical databases for CT or MR images are numerous, but those of PET images are few. PET differs essentially from CT or MR in that its image represents a body function; therefore, a medical database of PET information demands an appropriate model.

Body function images can aid cancer detection, but they can also be difficult for radiologists to interpret. Radiologists need proper knowledge and experience to interpret PET images [1].

Important knowledge for PET-image interpretation is related to the physiologic uptake. In a PET image, cancerous tissues and normal tissues can appear in some organs [2]; this normal uptake is called physiologic uptake. A radiologist checks its location and a standardized uptake value (SUV) to determine whether an uptake is physiologic. Nevertheless, knowledge of physiologic uptake relies on the radiologist's individual experience. If radiologists were able to retrieve information about (1) where other radiologists have focused their analyses, (2) what SUV was there, and (3) eventual findings, such information could help radiologists with PET image interpretation.

They determine the region of interest (ROI) on the image and describe related findings in a finding report to evaluate SUV. The ROI is the region on which a radiologist has previously focused. Therefore, ROI and its finding (Fig. 1) reveal important information for all medical doctors who use PET images for diagnosis.

These problems must be solved to support radiologists:

- information is recorded only in reported findings on paper or film;
- unsophisticated computer systems display PET images with few effects; and
- use of legacy data formats prevents introduction of a radically improved system.

To solve those difficulties, PET images, ROI, and proper knowledge should be integrated into a medical database. To achieve this, we have already proposed the Whole-Body PET Database (WB-PET DB), which stores findings along with ROI on PET images [3][4][5]. The database stores image data as it is. In addition, universal knowledge of PET is also stored in the database, which can realize enhanced retrieval for review of findings. In that database, the relationship between knowledge data and image data represents a finding with ROI. We have introduced the PET Information Model with its three-layered schema: Knowledge Layer (KL), Raw Data Layer (RDL), and Interpretation Layer (IL) to store the relationship.

We have researched exemplary queries and performance evaluation [5], but the viewpoint of system design has been omitted. A well-considered system is necessary to allow reviewers to obtain actual effectiveness from WB-PET DB. Regarding the WB-PET DB system, we must consider the following:

- How users input raw image-data into the database.
- How users attach ROI to an image and store it in the database.
- How users generate a relationship between ROI and appropriate knowledge.
- How users obtain query results.

Their consideration can advance the proposed methodology. In this paper, we propose a total system-architecture of the WB-PET DB. Characteristics of this system are:

- Using the Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) file format as the file I/O format, the system can be used seamlessly with the legacy system.
- Because an image with emphasized ROI can be obtained, system users can understand finding information.
- System users can submit ROIs into the database with graphical user interface (GUI) support, which has similar extraction and interpretation processes.
- To assist users in generating correspondence between ROIs and appropriate knowledge, a point-and-click GUI is introduced.

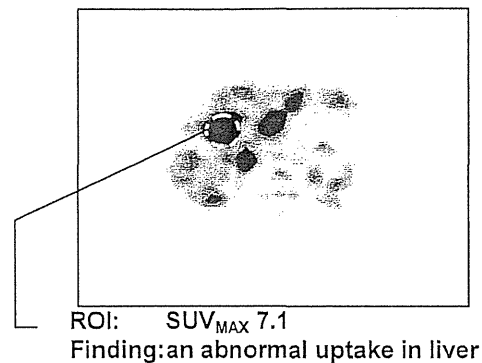


Fig. 1 An example of a finding with ROI

Moreover, we have implemented the system and evaluated it. Results show that the system allows WB-PET DB to acquire PET images and ROI, and presents them to radiologists, physicians, and other finding viewers. Sharing these findings-with-ROI is especially effective for supporting the interpretation of PET images.

2. FDG-PET

2.1. ¹⁸F-FDG PET

FDG-PET is an imaging technique, using 2[fluorine-18] fluoro-2-deoxy-D-glucose (FDG). FDG, which is a glucose that is tagged with radioactive fluorine-18, is produced with a cyclotron. More FDG accumulates there because cancer tissues typically use more glucose than normal tissues. Consequently, the FDG distribution image represents the cancer tissue location.

SUV is widely used to determine FDG accumulation. SUV is the value that stands for static FDG accumulation in tissues, and a location wherein much FDG accumulates indicates high SUV [6]. SUV is standardized by patient-weight; for that reason, no SUV threshold is determined between positive and negative.

Furthermore, SUV uptake is detected in normal tissues because some organs use glucose physiologically. For instance, SUV in the bladder is much higher than in other tissues even if it is not cancerous because injected FDG excretes in the bladder. Therefore, the knowledge about normal physiologic uptake is important for radiologists who interpret PET images [2].

The PET image differs fundamentally from a computed tomography (CT) or magnetic resonance (MR) image. Whereas a CT or MR image represents body shape or material, a PET image represents body function. A PET image is 16-bit gray-scaled; its pixel

values are SUV. In addition, its resolution is no more than 128×128 or 256×256 pixels, which is poorer than that of either a CT or MR image; notwithstanding, it is sufficiently effective to find cancer tissues throughout the body.

2.2. Interpretation of PET images

This section shows the current method of interpretation of PET images. We investigated the process of interpretation with the assistance of radiologists specializing in PET interpretation. Following is the procedure radiologists interpret PET images.

(1) Detect uptakes

Radiologists examine each image to detect FDG uptake. If uptake is found, radiologists decide its correspondent organ according to its location. At the same time, they diagnose qualitatively whether it might be cancerous tissue from its location, size, shape, and so on.

(2) Analyze uptakes with ROI

Intensity of cancer-like uptake is analyzed in more detail. Radiologists set the ROI on the uptake, and investigate its peak or average of SUV to use as a quantitative indicator. ROI is generally set with a circle tool, using a mouse operation. Knowledge or experience is also needed for radiologists in setting the ROI because the ROI size affects the SUV peak or average.

(3) Interpret uptakes

Finally, a radiologist checks whether uptake can be cancerous. They use both qualitative and quantitative indications. These indications are summarized in a finding report that is shared with other finding-reviewers including the attending physician.

Figure 2 shows the relationship between data and the users' actions in PET imaging. First, a technician performs PET imaging. Second, radiologists interpret these images and write finding report. Finally, the physician determines the patient's treatment. PET images and findings might be shared with a patient, if necessary.

2.3. Objectives and Example Queries

Our main objective is to share knowledge for interpretation, such as the average SUV in a normal lung, to support radiologists. Retrieval for past findings with ROI can allow acquisition of such knowledge. Toward this goal, the database is effective in that it can handle a mass of findings.

The following queries are effective to acquire knowledge for interpretation:

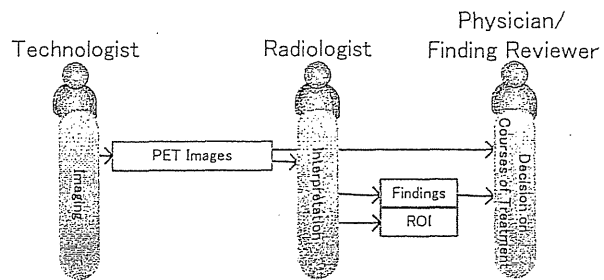


Fig. 2 Interpretation Flow

- Show abnormal images with any neoplasms.
- Show a list of SUV_{MAX} of abnormal uptake in the right lung.
- Show SUV_{AVG} of both the normal uptake and abnormal uptake in the right lung.

3. System Architecture

This section shows the architecture of the system for ROI sharing. First, we present the PET Information Model, which represents information about interpretation of PET such as SUV, ROI, and uptake. Second, we design a system for the PET Information Model, and describe the required system functionality.

3.1. PET Information Model for WB-PET DB

A PET image illustrates bodily functions, unlike CT or MR images; therefore, an appropriate model is needed to represent PET information. We have proposed the PET Information Model to support radiologists through improved information retrieval [3][4][5]. We investigated what data are needed to support radiologists, and specifically examined 10 essential entities. Figure 3 shows a conceptual schema containing these entities as entity types. We call this schema the "PET Information Model". WB-PET DB, whose schema is designed from the PET Information Model, can store not only PET images, but also findings, along with the ROI.

The PET Information Model has ten entities on the conceptual model. This model is flat: there are no hierarchical relationships among them. Nevertheless, these entities can be categorized into three logical layers: a Raw Data Layer, a Knowledge Layer, and an Interpretation Layer.

I. Raw Data Layer (RDL)

This layer stores patient data, study data, and PET-image data. PET images are stored using a voxel-oriented model.

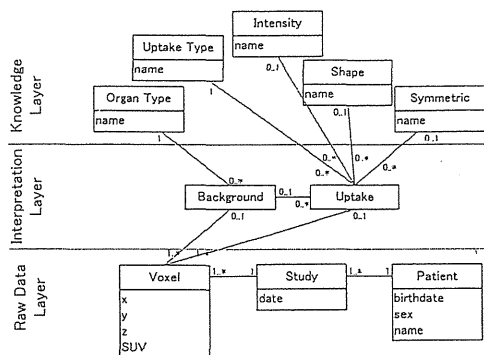


Fig. 3 Conceptual Schema of PET Information Model

To show ROI as just what a radiologist has set, the PET Information Model represents ROI and PET images using voxel-orientation – a layout on a three-dimensional grid. This is similar to the KMeD method [7]. Although voxel data requires a large amount of storage, PET images neither have nor require the higher resolution of CT or MR. For that reason, we consider that this model can be adequate and feasible.

II. Knowledge Layer (KL)

This layer stores terms used in radiologists' interpretation of PET images. We investigated the PET interpretation process and the finding reports, and defined five entities: Organ Type, Uptake Type, Intensity, Shape, and Symmetric. The terms to describe findings are categorized in these entities.

Experts who are sufficiently knowledgeable about the interpretation of PET images insert instances of these entities. Actual knowledge for interpretation may be more complex so that we are considering using ontology to represent such complex knowledge. For example, the Unified Medical Language System (UMLS [8]) is available as a medical ontology.

III. Interpretation Layer (IL)

An instance in KL represents generic knowledge for PET interpretation. In contrast, an instance in RDL represents specific data on every study. We introduce the interpretation layer as their intermediate.

An entity in this layer represents a finding with ROI. The relationship to the voxel entity represents the radiologists' ROI focus. Radiologists select ROIs by two means: "Uptake" or "Background Uptake". We defined these two kinds of ROI as the two entities in this layer.

In addition, these "Uptake" and "Background Uptake" entities represent their findings with the relationship to KL. Entities in this layer relate KL and

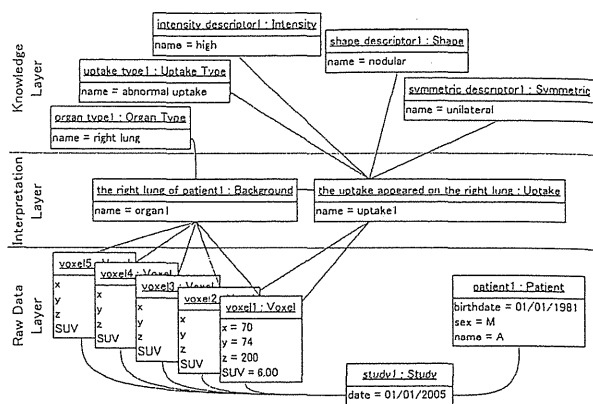


Fig. 4 An Instance of PET Information Model

RDL. Using IL, the PET Information Model can represent a finding with ROI such as "the ROI which is set to an abnormal uptake in right lung".

Figure 4 shows an exemplary instance of a finding on the PET Information Model. This shows "the study which has abnormal uptake in right lung".

A finding of "abnormal uptake in right lung" contains two ROIs. One is the region of abnormal uptake; the other is the right lung region. Two instances in IL represent these ROIs. The relationship between RDL and IL represents ROI voxels. Instances in IL are also related to KL. These relationships represent the ROI type. In Fig. 4, the type of background ROI is the "right lung" and that of uptake ROI is "abnormal uptake". Detailed description regarding its intensity, shape, and symmetry can be added to uptake ROI. This example shows that a radiologist found a high, nodular, unilateral, and abnormal uptake in the right lung. ROI of the uptake is represented as relationships between "uptake1" and "voxel1", "voxel2"... In addition, the relationship between Background and Uptake represents the part where the uptake appeared. In this example, "uptake1" appears in "organ1", which is the "right lung".

Figure 5 shows the interpretation and the data I/O flow of the system. The following illustrates interaction between users and the WB-PET DB system.

- (1) An imaging engineer submits whole-body PET images to WB-PET DB.
- (2) A radiologist gets images from WB-PET DB, and interprets them. The findings and ROI are submitted to WB-PET DB.
- (3) A physician can get the findings with ROI in addition to whole-body images and a report of findings. Physicians and radiologists, doctors, and researchers can use the system to research PET.

These three procedures are identical to current interpretation procedures. Without drastic changes in

those procedures, our system can provide the findings with ROI to radiologists, physicians, researchers, and others.

3.2. System Functionality

We design WB-PET DB using the PET Information Model; the database stores PET Images, findings, ROI, and the relationships among them. The system must have two main functionalities to acquire these data from users: DICOM Input and an interpretation environment.

Image Input

The system must allow technicians to submit the acquired PET images. Generally, image slices are acquired from the PET scanner. The system must convert these image slices into voxel-oriented data and insert them into RDL. RDL stores images as they are: no correction is performed.

Interpretation Environment

To acquire ROIs and findings, the system must allow radiologists to submit findings with ROI. Radiologists therefore require a user interface that displays the PET image, provides a drawing tool to set ROI, and gives a finding description tool. The interpretation environment must submit these inputs to the WB-PET DB.

Moreover, the system must support radiologists' setting of the ROI and diagnosis. If the system shows past findings to radiologists, it could provide them the basis of diagnosis such as "Judging from past findings, this SUV is normal for the right lung". The system must allow radiologists to perform such retrieval.

These functionalities acquire the data. In addition to these functionalities, the system must have functionality to demonstrate query results.

ROI Output and Visualization

The system must show ROI to physicians and it must show other finding-reviewers the findings with ROI – the voxel data in WB-PET DB. We use viewer software that is specialized for the medical field to visualize voxel data. Therefore, the system must output ROI so that such viewer software can display it.

3.3. DICOM file format

We use the DICOM file format [9] as the system interface. The DICOM standard is available to the public and is used worldwide: most legacy systems or medical image viewers support it. We used the DICOM file format to achieve two purposes.

(1) System Input

After a PET imaging session, PET images are submitted to the system using the DICOM file format.

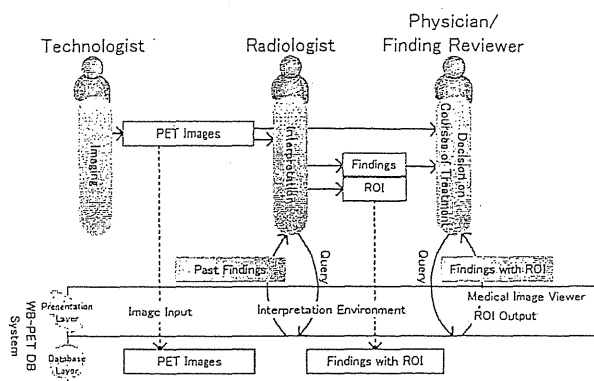


Fig. 5 System Architecture

The patient data and the study (e.g. a patient name, a study date) are subsequently extracted from a file header and stored in RL.

(2) System Output

Our system provides the ROI image as the result of retrieval for findings (e.g. "Demonstrate abnormal uptakes in right-lungs"). Displaying the result with medical imaging is possible by outputting a general file format such as DICOM.

Use of the DICOM file format allows our system to have compatible output and input with existing systems.

4. Implementation

4.1. WB-PET DB

We transformed the PET Information Model to the relational model (Fig. 6) and implemented WB-PET DB in the following environment.

DBMS: Microsoft SQL Server 2000

OS: Microsoft Windows Server 2003

Hardware: Dell Precision 530 computer

CPU: Intel Xeon 2.4 GHz (dual)

Memory: 1 GByte

We submitted real data into this database to evaluate it.

We submitted 10 actual study data to RDL; they were received from the Yokohama City University School of Medicine, Department of Radiology. These data contained eight studies of different patients, and two studies of the same patient. Table 1 shows details. In addition, we made up to 2,000 copies to simulate query performance. Table 2 shows the simulation database size. Because of the real data, simulation data has three abnormal studies every 10 studies. We insert the following instance with the advice of radiologists to KL.

- Organ Definition = {brain, right lung, left lung, liver, right kidney, left kidney, bladder}
- Uptake Definition = {abnormal uptake, normal uptake, inflammation, physiological uptake}
- Uptake Shape = {spotty, tumor-like, nodular, toroidal, diffuse, scattered, linear}
- Uptake Intensity = {high, middle, low}
- Uptake Symmetry = {asymmetric, bilateral, unilateral}

This instance comprises simulation data for evaluation of the query performance. For actual use, a specializing radiologist who sufficiently understands PET images must insert more-detailed data.

We submitted findings with ROI using PET Manager (to be described in section 4.2) to IL.

For these databases, we timed the execution time to retrieve following queries.

Query1 “Show images of any study”

Radiologists require this query to interpret PET images.

Query2 “Show the list of uptake volumes from past abnormal uptakes in the right lung”

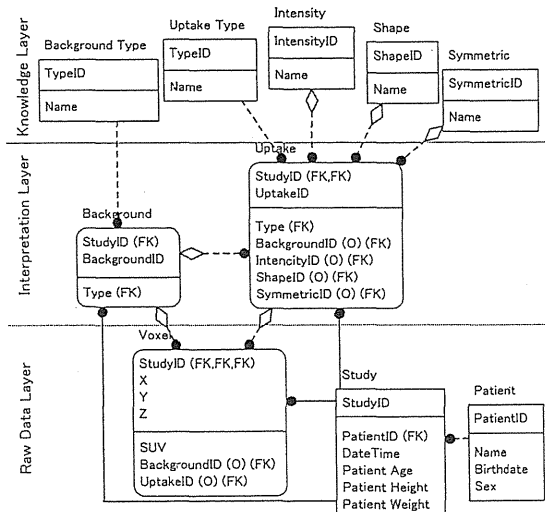


Fig. 6 Logical Schema of WB-PET DB

Table 1 Details of Interpretation

Patient Name	StudyID	Findings
A	0	normal
B	1	abnormal uptake in liver
C	2	abnormal uptake in right lung
D	3	normal
E	4	normal
F	5	normal
G	6	normal
H	7	normal
I	8	normal
	9	abnormal uptake in right lung and liver

Query3 “Show the list of SUV_{MAX} from past abnormal uptakes in the right lung”

Query4 “Show the volume ratio of abnormal uptakes and background from past studies in which abnormal tumor-like uptakes appeared”

Using these queries, radiologists can refer to past SUV of the same findings as they have. This may support diagnosis.

Query5 “Show SUV_{AVG} of background and abnormal uptakes in right lung”

With actual ROI information using queries in this fashion, researchers can investigate the SUV_{AVG} of normal and abnormal tissues in the right lung.

Figure 7 shows query-time results. The result of Query1 was 16-17 s. Query1 targeted images of a study such that retrieval time is independent of the number of total studies. This result appears good because this time is required only at the beginning of interpretation.

Queries2-4 target abnormal studies. The retrieval time increased in proportion to the total number of studies because the abnormal studies increased.

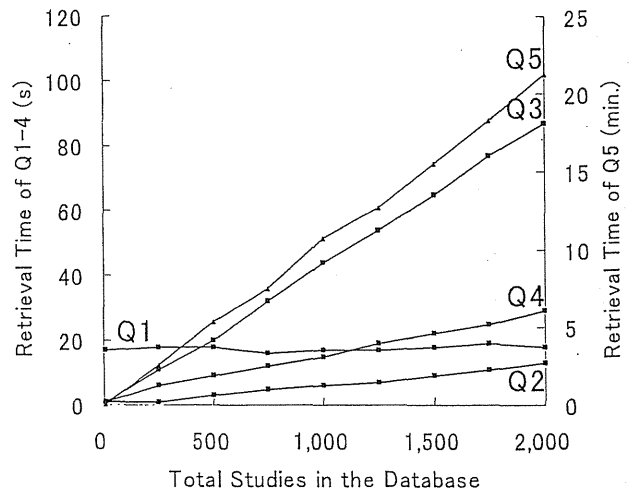


Fig. 7 Query Performance

Table 2 Simulation Database (DB) Size

DB Name	Total studies	Abnormal studies	DB Size (Gbyte)
DB 10	10	3	4
DB 250	250	75	76
DB 500	500	150	150
DB 750	750	225	225
DB 1000	1,000	300	299
DB 1250	1,250	375	374
DB 1500	1,500	450	448
DB 1750	1,750	525	522
DB 2000	2,000	600	597

Aggregation queries like these were time consuming.

Query3 was more time consuming. However, retrieval using this query is unnecessary in the daily interpretation routine because this query is used for investigation, unlike Query1 and Query2. Therefore, the retrieval time is not an important factor in this query.

Data that were used in this experiment contain 30% abnormal studies because we assumed the database used for a work-up. Its data contain more abnormal studies than the health checkup. Many more studies could be performed if we used the database for the health checkup. However, for example, "YUAI Clinic" – one of the largest PET facilities in Japan [10], aims to perform 70,000 studies a year, and health checkup data contains 1-3% abnormal studies [1]. The data to store would be 700-2,100 studies if WB-PET DB stored only abnormal-studies. Therefore, this result emphasizes the practicality of WB-PET DB for health checkup studies.

4.2. PET Manager

We implemented the interpretation environment "PET Manager", which provides the functionality to submit data: PET images, ROI, and findings. Figure 8 shows a PET Manager screenshot.

To interpret the PET image, a radiologist opens DICOM files in the PET Manager, sets the ROI to the place where the uptake appeared, and selects finding of the ROI from a term list. This list shows instances in KL. After all ROIs and their findings are selected, the

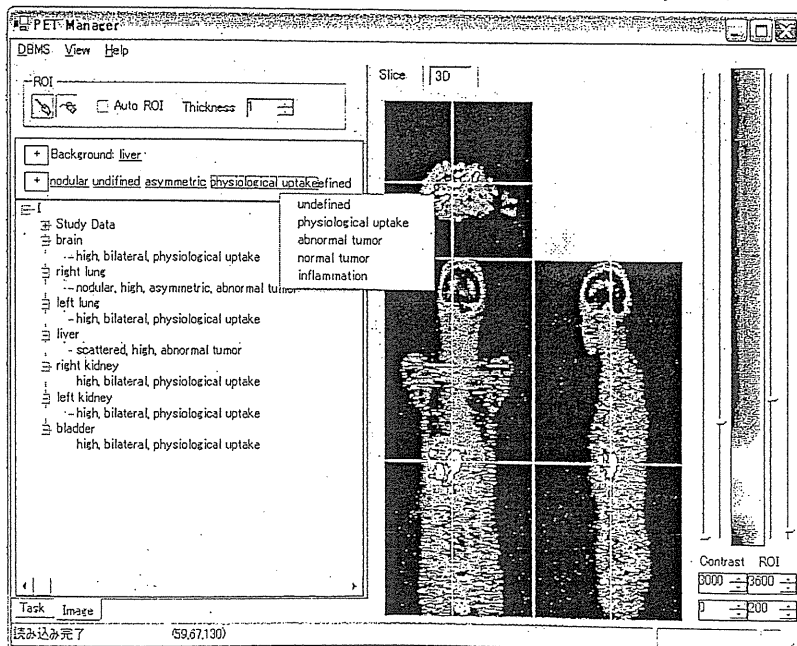


Fig. 8 "PET Manager" Screenshot

PET Manager inserts them into WB-PET DB.

The PET Manager also loads interpreted data from the database. At that time, PET Manager displays the finding list of the study. By selecting a finding, users can highlight its ROI.

However, more useful tools to draw ROI might be necessary if radiologists actually used the system. Radiologists must manually set ROI in PET Manager, but auto segmentation will facilitate this operation. Regarding extraction of background regions on the PET images, a study using genetic programming is in progress [11].

4.3. DICOM Publisher

We implemented a component that converts PET images in WB-PET DB to a DICOM file format. This component can output ROI as DICOM files of partial images.

Figure 9 shows an image that is displayed using Amira™, which is 3D visualization software [12]. Therein, the highlighted ROI is in the liver. ROI visualization is useful for review after interpretation. Using this system, WB-PET DB can output the emphasized DICOM data, which shows the ROI on which a radiologist focused, as a query result.

DICOM is a widely used format: most medical viewer-software supports it. Therefore, images or ROIs stored in the database can be displayed using these viewers. System users can observe them at any angle. The DICOM file format is general. Therefore, our system, which uses it as data I/O format, does not



Fig. 9 ROI Visualization using Amira™

cause a drastic change in the current environment of interpretation. Nevertheless, our system has realized value-added use, which has been impossible in normal DICOM file format such as representing emphasized ROIs. This feature demonstrates that this system is harmoniously useful along with the legacy system.

5. Conclusions

For PET image interpretation, computer systems must support radiologists because interpretation requires proper knowledge and experience. We emphasize that both the ROI and its finding play an important role in interpretation: the proposed storage of findings with ROI can support radiologists. Sharing these data by use of a database allows system users to make numerous queries.

In this study, we designed and implemented the PET Manager and DICOM Publisher. PET Manager, the user interface for radiologists to interpret PET images, supports radiologists to input finding with ROI. PET Manager also submits the input to the WB-PET DB. These data are subsequently used in interpretations; therefore, radiologists can have the benefit of accumulated past findings.

DICOM Publisher outputs query results in DICOM format so that legacy systems that accept DICOM can use the results. This feature is important because many legacy systems run in a typical medical environment. Regarding visualization, most medical viewer-software packages can also display the result using DICOM Publisher. We used Amira™, which is effective 3D visualization software, to visualize ROI inquired from WB-PET DB. This visualization is useful because different finding-reviewers may thereby view ROI stored in the database. On the other hand, the prototype system showed that ROI entry was not sufficiently simple that radiologists could actually use it. An improvement of the user interface would show whether the system is actually useful by radiologists.

In summary, this study has presented the PET Information Model, the system architecture for WB-PET DB, and its functionalities.

Acknowledgements

We would like to express our sincere appreciation to Professor Tomio Inoue and Dr. Akiko Suzuki, Department of Radiology, School of Medicine, Yokohama City University for explaining the interpretation of PET images. A part of this study is supported by Grants-in-Aid for Scientific Research (No.16200004 and No.14780197) from Japan Society for the Promotion of Science (JSPS).

References

- [1] Y. Nakamoto, "Clinical Application of FDG-PET for Cancer Diagnosis", *Nippon ACTA Radiologica*, vol. 63, no. 6, pp. 285-293, 2003.
- [2] P.D. Shreve, Y. Anzai, R.L. Wahl, "Pitfalls in oncologic and benign variants", *Radiographics*, vol. 19, pp. 61-77.
- [3] T. Ishie, K. Sunako, T. Tomii, "Design of PET Image Database with Finding Information and Introduction of Diagnostic Support using Retrieval", *DBSJ letters*, The Database Society of Japan, Japan, 2004, vol. 3, no.1, pp. 77-80.
- [4] K. Sunako, T. Ishie, T. Tomii, "Implementation and Evaluation of PET Image Database with Finding Information", *DBSJ letters*, The Database Society of Japan, Japan, 2004, vol. 3, no. 2, pp. 29-32.
- [5] T. Ishie, K. Sunako, T. Tomii, "Design of WB-PET DB Storing Image Findings with ROI and Diagnostic Support by Retrieval", *Proc. of DBWEB 2004*, pp. 1-8
- [6] A. Suzuki, T. Inoue, et al., "Value of 18F-FDG PET in the detection of peritoneal carcinomatosis", *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, ISSN: 1619-7089, DOI: 10.1007/s00259-004-1577-y. Published online, 2004.
- [7] W.W. Chu, A.F. Cardenas, R.K. Taira, "KMED: A Knowledge-based Multimedia Medical Distributed Database System", *Information Systems*, vol. 20, no. 2, pp. 75-96, 1995.
- [8] Unified Medical Language System (UMLS), <http://www.nlm.nih.gov/research/umls/>
- [9] DICOM, <http://medical.nema.org/>
- [10] YUAI CLINIC in SHIN-YOKOHAMA Japan, <http://www.shinyokohama.jp/>
- [11] 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.
- [12] AMIRA, <http://www.amiravis.com/>

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

PET 自動診断システムの構築

関谷 隆行[†] 圓田 幸宏[†] 石井 久治[†] 佐藤 貴子[‡] 有澤 博[‡]

[†] 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 〒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

E-mail: {t-sekiya,yukihiro,ishii,sugar}@arislabs.ynu.ac.jp, arisawa@ynu.ac.jp

あらまし 現在医学会では、全身 PET(Positron Emission Tomography: 陽電子放射断層撮像)による癌診断法が注目を集めている。この PET 診断を集団癌検診で用いたいというニーズがあるが、医師の負担が大きという問題がある。そこで我々は、PET 自動診断システムを構築し、医師の診断を支援することで、診断の精度向上や読影医の負担軽減を目指している。本稿では、PET 自動診断システムで取り扱うべき情報を整理し、それらを取り扱うためのデータ構造を提案し、それに基づき構築した診断結果ビューワを紹介する。

キーワード 画像診断、PET、自動診断システム

Construction of an automatic diagnosis system for PET

Takayuki SEKIYA[†] Yukihiro ENDA[†] Hisaharu ISHII[†] Takako SATO[‡] and Hiroshi ARISAWA[‡]

[†] Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

[‡] Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

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

E-mail: {t-sekiya,yukihiro,ishii,sugar}@arislabs.ynu.ac.jp, arisawa@ynu.ac.jp

Abstract Recently, diagnosis of cancer using PET(Positron Emission Tomography) images of whole body is widely noticed. It is considered that PET imaging is effective in the cancer screening, but it is a severe burden on doctors. So we aim to construct an automatic diagnosis system for PET in order to improve precision and lighten the burden. In this paper, we summarized kinds of data which should be treated in the system and proposed the data structure. Finally we introduced a viewer which can indicate the result of automatic diagnosis.

Keyword Medical Imaging, PET, Automatic Diagnosis System

1. はじめに

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、古くから多くの研究がなされてきた。たとえば MYCIN などのエキスパートシステムでは、医師の診断をルール化し、推論エンジンが医師に代わって診断する[1]。しかしルール化できる範囲には制約があり、一般的な手法にはなり得ていない。

いっぽう、最近では医学診断に CT や MRI をはじめとする多くの医学画像が用いられるようになった。その中でも PET (Positron Emission Tomography) による癌検診(FDG-PET)は、一部の臓器を除いて早期癌の発見に役立つとされており、近年になって急速に普及が進んでいる画像診断である[2][3]。その原理は、癌細胞が正常細胞よりブドウ糖を多く消費して活発に活動

することから、そこで患者に放射性ブドウ糖を投与し、放射性ブドウ糖から出る放射線量に基づいて画像化すれば、癌細胞はより多くの放射性ブドウ糖を集め、正常部位よりも強く放射線を出しているはずだから癌が発見できる、というものである。PET 装置で撮影されるのは、細胞がどれくらい活発に活動しているかを表した(機能画像と言われる)断層画像群になる。一例を図 1 に示す。なお、PET 診断においては、細胞に放射性ブドウ糖が集まることを「集積」と呼び、癌が疑われる集積を「異常集積」と呼ぶ。また、もともと糖代謝の高い部位(脳、肝臓など)は正常であってもある程度集積がみられるため、これを「生理的集積」と呼ぶ[4]。

PET 診断を行う場合、原理的には、高集積部位が癌なのだが非常に個人差が大きく、かつ解像度が低くて全体的にぼやけた画像のため、実

際の診断では読影医と呼ばれる専門の医師が医学知識と経験に基づいて詳細に画像を検討して判定を行っている[5]。

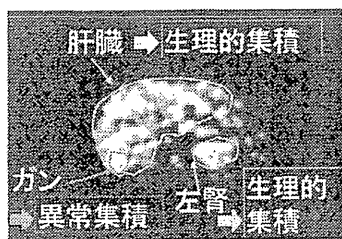


図 1 PET 画像

そこで、このように知識や経験に基づく論理的判断をルール化し、コンピュータ上で自動診断を行うシステムを構築することが新しい医学エキスパートシステムで本質的に必要なことであると考えた。医師は人体内の論理的な3次元構造(人体アトラス)を把握し、患者ごとの違いを意識しつつ、どの部位でどんな集積が現れ、それが何に起因するものかを推測する。このプロセスをコンピュータで自動化するためには、従来のような単純なルールベースではなく、3次元画像処理を含む推論手法が必要である。そこで我々はこのために新しいアルゴリズム記述言語と、3次元画像データと診断結果情報とを統合して表現できるデータ形式を考案した[6]。

このエキスパートシステムが実現できれば、読影医が読む前のスクリーニング(異常なし、医師による精査要、異常発見のどれかへの分類)を行ったり、主治医の判断に対するセカンドオピニオンとしての利用が考えられ、結果として診断精度の向上(見落としの減少)や読影医の負担軽減に大きく寄与すると思われる。

我々は以上の立場から数年にわたってPET医学画像自動診断システムを開発してきた。3次元画像処理を含む推論手法とアルゴリズム記述言語については概に報告しているので[6][7]、今回は特に3次元画像データと診断結果情報とを統合して表現できるデータ形式とその可視化インターフェースを中心に議論を進める。

以下、第2節では医学画像データの特徴やそれを用いた診断技術を概観し、第3節では我々が提案してきた自動診断システムの概略を述べた上で診断結果情報の統合化に必要な要件を整理する。第4節では3節で述べた要件を満たし、実現可能な情報統合手法を提示し、そのデータ

構造について詳述する。第5節では以上の考え方をシステムとして実現するため、診断結果表示機能をもった画像ビューワの実装とその評価について述べる。

2. 医学画像データの特徴と従来の画像診断

2.1. 医学画像データとビューワ

医学画像は一般的に DICOM と呼ばれる標準化された形式で保存される。この形式は、基本的に[属性名(タグ ID):ヘッダ:データ]の羅列である。ヘッダにはデータの形式や意味、データ長といったデータに関する情報が記述されている。

1枚の断層画像をスライスと呼ぶが、DICOM データでは、1スライスが1ファイルで保存されている。

さて、医師は診断時に DICOM データをビューワを使ってコンピュータ上で診断することが一般的に普及してきた。ビューワを用いることで、Axial, Sagittal, Coronal, MIP など、様々な方向・処理方法で撮影画像を見ることができるようになってきた。

この時、多くの場合は全身分約300枚のスライスをまとめて見るが、全スライス分の DICOM ファイルの読み込みには Pentium4 の 3.0GHz 程度の CPU をもってしても 10 秒前後の時間がかかってしまい、円滑な読影作業に支障をきたしている。これは、DICOM ファイルが1スライスごとにわかれていることと、全てのファイルにその検査(撮影)、患者固有の、全く同一の情報(患者の身長、体重、性別、薬剤の投与量等)が冗長に記述されていることに起因する。データベース的な視点から見ても、情報を冗長に格納しておくことは不自然であり、診断情報の検索や集約的な演算のためには新たにシステムを構築しなければならない[8]。

2.2. 従来の画像診断

読影とは、専門の医師が撮影した断層画像をビューワを通して読み、コメントすることを言う。この時、一般的には下記のようなコメントが付けられている。

- 一見してわかる生理的集積を除き、およそ全ての集積に対しコメントをつける。
- 異常でない集積に対してはなぜ異常でないと判断したか、異常集積に対してはどの

ような疾患が疑われるか、や、追加でどんな検査をすべきかコメントをつける。

- 見落としを防ぐため、患者1人分の画像に対し、何人かの医師が見てそれぞれコメントをつける（ダブルチェック、トリプルチェック等）

これらの作業は、ビューワを用いて行われる。まず、ビューワに1回の撮影で得られた全身画像を読み込み、医師の好みに合わせて表示する。一般的には、様々な方向からの断層画像を画面分割して同時に表示することが多いようである。

次に、濃度を微調整して経験的に見やすい画像にしたうえで、大雑把に臓器の位置関係を把握しながら、全身を見通して高集積な部分を注目領域（ROI: Region of Interest）としてピックアップする。

そして、ピックアップした ROI それぞれについて、大きさ、周辺と見比べたり、濃度などをビューワ上で計測してその領域の特徴量を算出したりして、経験や知識をもとに、ROI が異常か正常かを判定する。

この判定をもとに、異常と判断した ROI については異常と判断した理由や判断に使った特徴量やどんな疾患が疑われるかなどをコメントする。また、ROI としてピックアップしながら正常と判断したものについては、標準的な値と比べて高集積だったにもかかわらずなぜ正常と判断したのかをコメントする。

本稿では、この、医師がつけたコメントや ROI に対して算出した特徴量を「医師アノテーション」と呼ぶ。

しかし、これまでも述べたとおり、全身を対象とする PET では、患者1人につき約 300 枚ものスライス画像が得られ、それぞれがぼんやりした低解像度の画像であるために、知識・経験と照らし合わせた正常・異常の判断は医師にとっては非常に負担の大きい頭脳労働である。

3. PET 自動診断システム

3.1. 自動診断システムの構築過程

前節にも述べたとおり、PET 画像の読影は医師の負担が大きい。しかし、特に検診などで利用する場合には、全体の9割以上は癌細胞の見受けられない正常な画像である。

そこで我々は、あらかじめスライス画像を振

り分けて、異常の可能性のあるものと可能性の低いものに分類し、医師が異常の可能性の高いところに特に集中して読影することができるシステムの構築を目指すこととした。

自動診断システムの構築に当たり、最も重点を置くべき点はシステムの安全性・信頼性の確保である。我々は、医師の診断プロセスをできるだけ忠実に記述し、医師が行っている診断過程をそのまま計算機上で再現して自動化することによって、医師の代行をするような、人間模倣的な自動診断システムを作成する、というアプローチをとることとした。このため、読影医師に読影手法を細かくインタビューし、さらに自動診断システムの診断手順が正しいかを医師自身によりチェックできるシステムの構築を試みてきた[7]。

この過程で我々は、医師の診断プロセスは「膀胱周辺の認識→異常の判定」「腎臓の認識→異常の判定」のような順序的なステップを踏んでいることから、一つ一つのステップを「ユニット」としてモデル化し、読影医の診断プロセスを模倣した（図2）。

さらに、診断プロセスが正しいかを医師にチェックしていただくためには、「ユニット」内の処理内容自体もまた医師にとってわかりやすく表現する必要がある。そこで我々は、診断過程で次々変化・追加されていく情報を表現するデータ構造として、NEW を提案してきた[6]。NEW は、MDPL 言語が中間データとして維持・拡張していくデータであり、入れ子型の Window で可視化できることから、診断の途中経過におけるデータの変化をチェックすることができる。

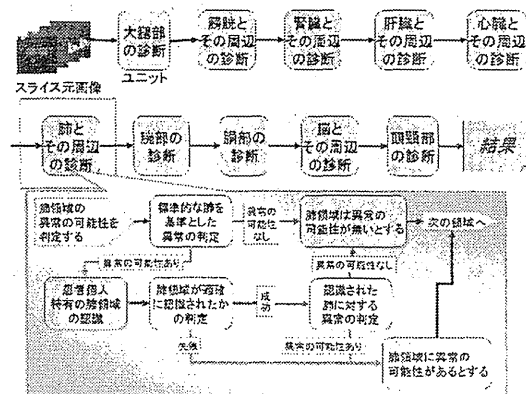


図2 ユニットによる診断プロセスの模倣
読影医へのインタビューから、「全身画像から頭頸部、他各臓器の認識」「頭頸部から脳、喉頭、他の部位の認識」「脳から左脳、右脳の認識」

のように、抽象的な認識から具体的な認識といった具合で木構造的に知識が増殖していることがわかった。そこで、原画像やそこから得られた「臓器領域」「ROI」などを全てNEWで表し、「ユニット」を構成する一つ一つの処理そのもの（すなわち、プログラム自体）を読まなくても、その「ユニット」が処理する意図と、「ユニット」を通過することでデータがどのように変化したかを比べることで、その「ユニット」自体の処理が正しいかどうかを医師が判断できるようになっている。

本システムの自動診断コンポーネントを開発するにあたっては、ユニットごとに処理が妥当であるかどうかを、NEWを通して読影医に検証していただき、その際に出された意見をもとにアルゴリズムの改良を重ねた。その結果、実際に耐えうる異常部位の抽出が可能となった[7]。

3.2. 自動診断システムが医師に提示すべき情報

さて、前節で述べたとおり、NEWは自動診断システムを構築する上で、診断アルゴリズムが正しいかどうかを検証するために適したデータ構造であった。しかし、実際に自動診断システムを読影で使う際には、処理過程全てを読影医師に提示する必要はない。

そこで、自動診断システムが読影時に医師に提示すべき情報について検証する。

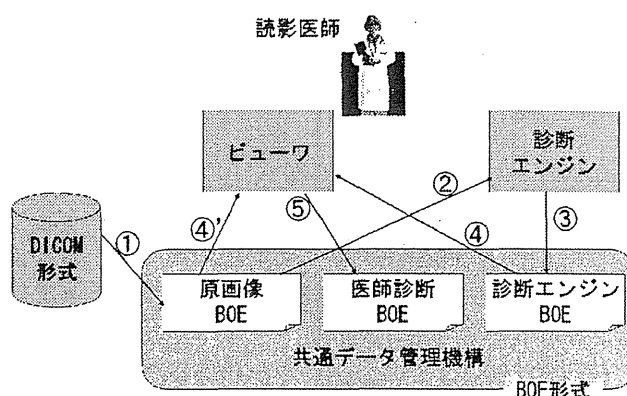
実際の医師アノテーション（読影時のコメント）は、「a.肺に、b.癌と疑われる、c.集積がある」や「a.肺に、b.炎症と思われる、c.集積（群）がある」というように、「a.臓器」-「b.臓器内の異常集積群」-「c.個々の異常集積」のような3階層構造として表現される。これは、まず大まかに臓器の位置を把握した上でROIを探し、そのROIの正常・異常を判断する、という2.2節で述べた診断の手順から考えても自然なことである。そこで、自動診断システムが異常の可能性のある領域を提示する上でも、この3階層構造を模倣し、a~cの3つの領域を、3次元的なマスクとコメントのセット（以下、「診断エンジンアノテーション」と呼ぶ）として提示することとした。

4. 自動診断システムのためのデータ構造

4.1. 自動診断システムで取り扱うデータの分類と、自動診断システムを利用することによる診断のパラダイムシフト

3.2では自動診断システムが提示する診断結果がどうあるべきかについて述べた。これを踏まえ、本節では、自動診断システムで取り扱うデータを、読影手順におけるデータの位置づけに基づき分類し、それぞれどのように表現すべきかを考察する。

まず、従来の読影手順と自動診断システムを利用した読影手順との違いをまとめたものを図



3に示す。

図3 自動診断システムを利用した読影

従来の読影手順では、撮影された画像をビューワに読み込み（①、④'）、その画像に対して直接医師アノテーションをつけていた（⑤）。

これに対し、我々の提案する自動診断システムを利用すると、まず、撮影された画像を読み込み（①、②）、診断エンジンにより異常の可能性のある部位を指摘・領域の特徴量を抽出（③）したうえで、この結果と撮影された画像を比べて（④、④'）読影医師が診断し、医師アノテーションを作成する（⑤）という手順になる。この、②、③、④の手順を踏むことで、自動診断システムが異常の可能性のある領域をピックアップできることになる。

ここで、2.2で述べたとおり、読影の際には、見落としを防ぐため、患者1人分のデータに対し、複数の医師がそれぞれ医師アノテーションをつけることになっている。また、自動診断システムも、模倣した手法の違いやバージョンアップなどにより、原画像や医師アノテーション

とは独立してデータを保持しておく必要がある。そこで、自動診断システムが取り扱うデータを以下のように分類する。

1. DICOM に含まれる情報等の未加工な原画像データ（システム外からインポートし、複数の医師、複数の自動診断コンポーネントが参照）
2. 自動診断コンポーネントが出力する注目領域やアノテーション情報（自動診断コンポーネントが作成し、複数の医師が参照）
3. 医師が作成する注目領域やアノテーション情報（複数の医師が作成、参照）

我々は、これらを表示するデータ形式を「BOE」と名づけ、上述した3つの分類に基づいたファイルをそれぞれ「1. IOE (Image BOE)」「2. EOE (Engine BOE)」「3. DOE (Doctor BOE)」と呼ぶこととした。

さて、自動診断システムを利用し、図 3の②、③、④の手順を踏むことで、自動診断システムの指摘した異常の可能性のある領域を見ながら医師が読影を行えることは既に述べた。それでは、このときの医師のアノテーション (DOE) 情報は、従来の読影手順における医師のアノテーションと同じであるだろうか。

診断エンジンによる診断結果が提示されている場合での医師による診断（所見コメントのつけ方）は、次の3通りに分けられるといえる。

1. 診断エンジンが出力したある集積を見て、それを医師も ROI として捉え、直接コメントする。
2. 診断エンジンが出力した1個、あるいは複数個の集積を参照しつつも医師としてそれらに関係する新しい ROI を定義し、コメントする。
3. 医師自らが ROI を定義し、コメントする。これはいわば診断エンジンと医師とのコラボレーションによる診断結果であり、これを余すところなく表現することが BOE の目的である。

所見コメント情報は全て、当然医師診断 BOE(DOE)の中に保存され、後にビューイングされる時にも 1.~3.を区別して表示される必要がある。また、1., 2.においては、個々の診断コメントごとに診断エンジン BOE(EOE)中のどの ROI を参照してなされたコメントであるかを区別できなければならない。

以上から、原画像 BOE(IOE)のスライスと診断エンジン BOE(EOE)の集積の間には 1:n の対応関係、IOE のスライスと医師診断 BOE(DOE)の ROI の間には 1:n の対応関係、DOE の ROI と診断エンジン BOE(EOE)の集積の間には m:n の対応関係がある上に、対応のインスタンスに上記の 1., 2.に基づく種別がある。

4.2. データ構造とその相互参照

さて、前節で述べたような自動診断システムが取り扱うデータを表現するためには、どのようなデータ構造が必要であろうか。

まず、3.2で述べたように、原画像から得られる3次元領域は、臓器 - 集積群 - 集積という階層構造をなす。各階層の要素に対して1階層下の要素が複数対応し、1:n の対応である。また個々の3次元領域に注目すれば、領域の具体的な位置・形状を表すためのマスク画像や医師のコメント、領域の特徴量などのデータも存在する。

そこで、以下の構造を用意する。

```
オブジェクト := 属性名:値
                | 属性名:{値,値,...}
                | 属性名:タプル
                | 属性名:{タプル,タプル,...}
タプル := [オブジェクト,オブジェクト,...]
```

唯一の基本要素は、属性名で区別されたオブジェクトである。要素間に親子関係があるとき、親に相当するオブジェクトは、子に相当するオブジェクトを内部に含む。1つの親に、複数の親子関係によって子に対応しても良いので、子はオブジェクトの組(タプル)となる。

これは一般的なオブジェクトによるデータ構造であり、直列化によってひと続きのバイト列を得る事ができる。

我々は、以上の論理的な構造を元にビット順など実装に必要な仕様を加えて、データ構造 BOE(Binary Object Expression)の仕様を策定した。以下に BOE で表されたデータの例を図 4 に示す。

図中の矩形が1つのオブジェクトである。「診断エンジン BOE」を例にとれば、ファイル全体もまた1つのオブジェクトであり、その内部には臓器の列として{右肺,左肺,...}が含まれ

ている。さらに、「右肺」の内部にはダブル[マスク画像,最大 SUV 値,...,集積群]があり、「最大 SUV 値」はそれ以上内部にオブジェクトを持たない値であるが、「集積群」には内部構造があり、ダブルの列を保持している。

前節で述べたように、データの種類により 3 種類の BOE ファイルに格納され、その中のオブジェクト間には 1:n や m:n の対応が存在する。また、その対応には 2 種類の種別がある。

それぞれの BOE 間で、これらの参照関係が適切に表現され、かつ保存されなければならない。我々は、以上の要件を次のように実現した。すなわち、BOE に含まれる個々のオブジェクト間には、シンボリック参照を張る事ができる。BOE を利用するアプリケーションは、参照の具体的な値を直接見ることはできないが、BOE の読み書きに用いるライブラリを通して、参照によって結ばれたオブジェクトを相互に辿る事ができる。また、シンボリック参照を作成する際には、参照のインスタンス自身の属性として、その種別を設定する事ができる。そして参照を辿る際には、その種別を取得する事ができる。図中の矢印は、シンボリック参照を表している。

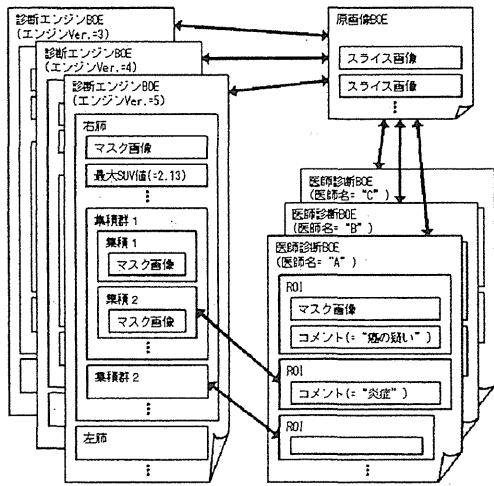


図 4 BOE で表されたデータと参照関係

5. 診断結果表示機能を持つビューワの構築

以上の事を踏まえて、我々は医師が診断時の手順と思考にかなった自動診断機能を搭載したビューワを実装した。図 5 に、診断機能付きビューワを示す。

ビューワは、「診断エンジン部」、「表示キャンバス部」、「診断アノテーション表示部」から構成されている。

「診断エンジン部」では、BOE の原画像[IOE]形式データを入力データとして、診断エンジン(=MDPL で記述された診断アルゴリズム)が自動診断を行う。自動診断された結果として診断エンジンアノテーション[EOE]形式データを出力する。

「表示キャンバス部」では、[IOE]、[EOE]、[DOE]形式データを表示する。本ビューワでは、2×3 のキャンバスで構成されており、上段キャンバスには [IOE] の「Axial」、「Coronal」、「Sagittal」が表示され、下段キャンバスには [IOE] に [EOE] と [DOE] のデータが重ねて表示される。つまり、表示キャンバスには、診断エンジンが出力した [EOE] の 3D 領域や医師の所見コメント [DOE] を原画像 [IOE] に重ねて表示される。

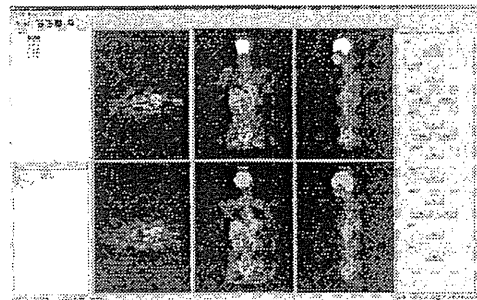


図 5 診断機能付きビューワ

「診断アノテーション表示部」では、診断エンジンが出力した [EOE] の詳細が表示される。上段表示部分には [EOE] の 3D 領域が「臓器」-「集積群」-「集積」の 3 階層木構造として表示される。これを図 6 に示す。下段表示部分には [EOE] の 3D 領域に対して診断エンジンが付加したコメントや各種計測値(体積・FDG 集積の最大値等)が表示される。また、この [EOE] に対する医師の所見コメントも記述できる。この時の医師の所見コメントは、[DOE]形式データとして生成される。ちなみに、医師が診断エンジンを使用せず通常のビューワとして診断に用いた場合、その時に医師が所見コメントとして書き込んだデータもまた [DOE]形式のデータで生成される。生成された [DOE] は「表示キャンバス部」に表示されるようになっている。

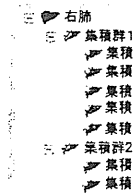


図 6 診断アノテーション表示部の木構造

6. まとめ

本研究は、全身 PET 画像による癌自動診断システムの作成を目標とし、これまでに、医師の診断を模倣して診断アルゴリズムをモデリングし、またその妥当性を医師により直接評価していただくことの可能な基盤を整えてきた[6][7]。

本稿では、医師の診断を支援する上でどのような情報を取り扱うべきかを改めて整理した上で、それらを表示するためのデータ構造を提案した。また、このデータ構造に基づき、自動診断の結果表示機能を持つビューワを構築した。

本研究で提示した診断システムが用いるデータ構造 (BOE 形式) は一人の患者の 1 回の検診によるものを対象として議論してきた。しかし、実際の診断では多くの似た症例の患者データを比較したり、一人の患者のデータを時系列で評価するなど、さまざまな形でのデータ参照とビューイングがありえる。ここで提案したデータ構造は、原データとなるスライス画像群とその上定義された領域群、さらにそれぞれにつけられた意味 (アノテーション) 情報を含む大きなオブジェクトを効率よくかつ柔軟に表現でき、さらにオブジェクト内部のデータ同士の双方向参照を保証できる機構を持つことから、将来診断基礎データと診断結果がデータベース化された場合にも、検索結果の表現手法として有効であり、また拡張性がある。

今後、診断アルゴリズムの精度向上はもちろん、トータルシステムの構築、及び機能向上に向けて研究を深めてゆきたい。

謝辞

本研究は、平成 17 年度文部科学省科学研究費補助金基盤研究(A)「全身 PET-CT 画像を用いた詳細人体モデル及びデータベース構築と自動診断への応用」による。また、本研究を行うに当たり、横浜市立大学大学院医学研究科井上登美夫教授と鈴木晶子医師にご協力いただいた。ここに謹んで謝意を表する。

文 献

- [1] E. H. Shortliffe, "Computer Based Medical Consultations: MYCIN", American:Elsevier, 1976.
- [2] 窪田和雄, "FDG-PET の原理と評価法", 画像診断, Vol.23, No.10, pp.1118-1128, October 2003.
- [3] 中本裕士, "PET/CT の実際と最近の動向", 画像診断, Vol.25, No.9, pp.1151-1159, September 2005.
- [4] 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, October 2003.
- [5] 陣之内正史編著, 吉田毅, 落合礼次, 田邊博昭著, "FDG-PET マニュアル 検査と読影のコツ", インナービジョン, June 2004.
- [6] 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", 信学技報, Vol.105, No.117 (DE2005-18, PRMU2005-39), pp.29-34, June 2005.
- [7] 荒井淳, 遠藤智絵, 有澤博, 鈴木晶子, 井上登美夫, "全身 PET を用いたガン診断のモデリングと自動診断システムの構築", 信学技報, Vol.104, No.347(DE2004-115, DC2004-30), pp.7-12, October 2004.
- [8] 石江哲也, 砂子一徳, 富井尚志, "関心領域情報つ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.SIG 8(TOD 26), pp.1-13, June 2005.

PET-CT 画像を用いたがん自動診断システム

佐藤 貴子[†] 圓田 幸宏[†] 関谷 隆行[†] 羽田 真也^{††} 降矢 一洋^{††}
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／研究院 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

^{††}横浜国立大学 工学部 〒240-8501 横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-5

[‡]横浜市立大学 医学部 〒236-0004 横浜市金沢区福浦

E-mail: [†], ^{††} {sugar, yukihiko, t-sekiya, shinya, furufuru}@arislabs.ynu.ac.jp, arisawa@ynu.ac.jp

[‡] akiko225@yokohama-cu.ac.jp, tomioi@med.yokohama-cu.ac.jp

あらまし PET画像診断は、がん細胞に特異的に集積するFDGという薬品の濃度を人体の断面画像から読み取ることにより、初期がんから発見できる画期的な方法とされている。ところが、これを読み解く熟練した医師はそれほど多くなく、また機械が出力する画像の分量や精度は増える一方なので、読影医師への肉体的負担増や「見落とし」の危険増が問題となってきている。われわれは放射線医学の専門知識に基づき、推論システムとデータベースシステムを用いて、コンピュータが医師と同じ手法で診断をくだすことができるエキスパートシステムを開発した。本稿では特に、このシステムのPET/CTへの応用と診断結果の日本語による出力について述べる。

キーワード 自動診断、PET、がん検診、推論システム

Computer Automated Cancer Detection System from PET/CT images

Takako SATO[†] Yukihiro ENDA[†] Takayuki SEKIYA[†] Shinya HATA^{††} Kazuhiro FURUYA^{††}
Hiroshi ARISAWA[†] Akiko SUZUKI[‡] Tomio INOUE[‡]

1. PETによるガン診断と自動診断システム

情報科学の高度応用分野の中でも最近とりわけ目をひくものの1つに医療分野がある。たとえばがん検診ではX線CT(X線コンピュータ断層撮影装置)、MRI(核磁気共鳴画像装置)、PET(陽電子放射断層撮影装置)など、医療画像を用いた診断が、精度が高くかつ患者への負担が軽いことからよく用いられている。その中で全身PET画像診断は、数ミリ程度の初期がんから発見できる画期的な方法とされている[1][2]。そこで我々は大学病院の放射線医学の専門医師とタッグを組み、がん診断のための画像推論システムを新たに考案し、この仕組みとデータベースを用いて、コンピュータが医師と同じ手法で診断をくだすことができるエキスパートシステムを開発してきた[3][4][5]。このシステムが実現すればセカンドオピニオンの提供、あるいは事前に危険箇所をチェック・提示するセカンドドクターとして極めて有効であり、多くの期待が寄せられている。

1.1. PETとは

FDG-PET画像はFDG(フルオロデオキシグルコース)という放射性的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。FDGは糖代謝が高くなるタイプのガンがある部位により多く取り込まれる

性質があるため、SUVが高くなり、体内のガンの場所を発見できるという診断手法である[1][2]。しかし、生理的にFDGをより多く取り込んでしまう臓器・組織(腎臓・肝臓等)は、ガンがない場合でもSUVが高くなるため、一律に「ある濃度以上はガン」とは言えず、医師の目でまず臓器領域を正しく認識し、次いで「その臓器の正常値から見て異常な集積があるか」を判断する必要がある[6][7]。すなわち、臓器の形状がわかりやすいCT画像と比べ、PET画像は解剖学的知識や経験等に照らし合わせた高度な知識・ロジックを組み合わせる必要があるといえる(図1)。この判断を自動化することが自動診断の目的である。

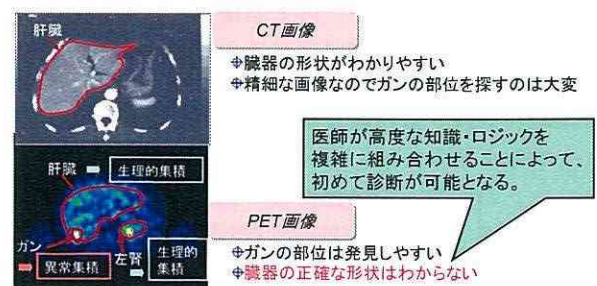


図1 CT画像とPET画像の性質の違い

1.2. 自動診断システム

前述の通り、全身 PET 画像は早期がんの発見に役立つため、全身 PET による集団検診を行うことで、がんの早期発見率が高くなることを見込まれる。しかし、検診では、全体の 9 割以上はがん細胞の見受けられない正常な画像であるといえる。

そこで我々は、あらかじめエキスパートシステムが医師と同じ手法でスライス画像を振り分けて、異常の可能性のあるものと可能性の低いものに分類し、読影医師は異常の可能性の高いところに特に集中して読影することができるシステムの構築を目指すことにした [3][4][5]。

2. 医師に信頼される診断システムを目指して

自動診断システムの構築に当たり、最も重点を置くべき点はシステムの安全性・信頼性の確保である。そこで我々は、医師の診断プロセスをできるだけ忠実に記述し、医師が行っている診断過程をそのまま計算機上で再現して自動化する、人間模倣的な自動診断システムを作成した (図 2)。

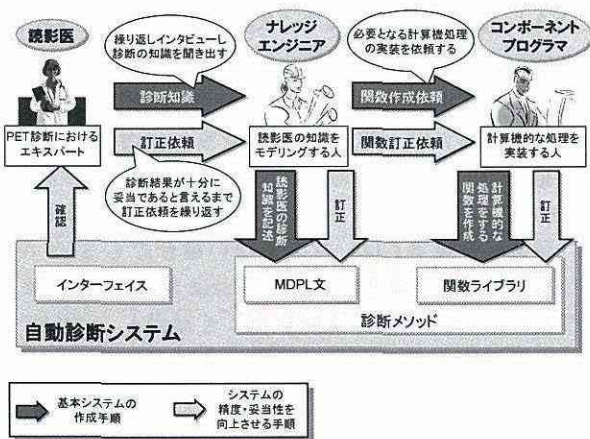


図 2 医師とナレッジエンジニアによる自動診断システム構築の手順

既に述べたとおり、PET 画像では正常な場合・異常な場合にどれ位薬剤が取り込まれ、SUV がいくつになるのか、などの基準が異なる。

そこで我々が作成した診断アルゴリズムは、およそ以下の手順で診断を行っている。

1. おおまかな臓器領域の抽出
2. 臓器ごとの基準に照らし合わせた正常・異常の判定
3. 異常が疑われる領域の提示

そのため、臓器領域の抽出は診断アルゴリズムの初期段階にあり、判断の基準にも影響が及ぶため、最も重要であるといえる。しかし、PET 画像は解像度が低

く、ぼやけた画像であるために、臓器領域の高精度な抽出は容易でない。

そこで我々は、CT 画像を利用した PET/CT による領域抽出を試みることにした。

3. CT 画像からの臓器領域抽出

臓器領域の抽出は診断アルゴリズムの初期段階にあり、判断の基準にも影響が及んでしまう。そこで臓器領域の抽出をより高精度に行うため、臓器の形状が分かりやすい CT 画像を用いることにした。

3.1. CT 画像と PET 画像のサイズあわせ

PET 画像と CT 画像は画像のサイズが異なっている。よって PET 画像に CT 画像から用いた臓器を利用するにはまず画像サイズをあわせなければならない。

PET/CT 撮影装置を使うことを考えるとスライス枚数は同じであるので、スライスごとのサイズをあわせるだけでよいと考えた。PET 画像は 128×128 であり、CT 画像は 512×512 であるため解像度が異なる。また PET と CT の撮影範囲が異なるという点にも注意が必要である。

よって、CT の画像サイズを PET 画像に合わせるには上にあげた解像度の違い、撮影範囲の違いの二つを考慮して画像サイズをあわせた。

3.2. CT 画像からの臓器抽出

CT 画像では体内組織は非常に鮮明だが、臓器ごとの画素値は非常に近いことが分かっている。画素値が非常に近い臓器が密集しているためすべての臓器を抽出するのは困難であり、抽出できない臓器も存在する。

そこで CT 画像を扱うため一般的な画像処理だけではなく、解剖学的知識や臓器同士の依存関係を利用することで臓器の抽出を行った。

そこで今回は CT 画像から骨と肺の抽出を行った。(図 3、図 4)

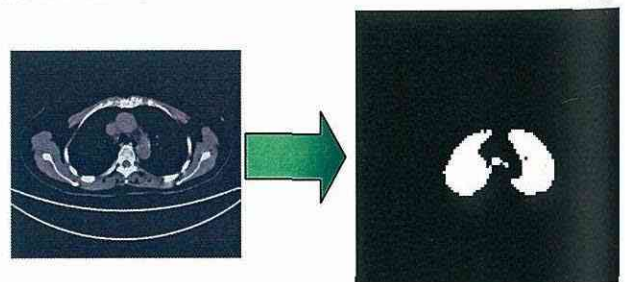


図 3 CT 画像から肺を抽出した結果

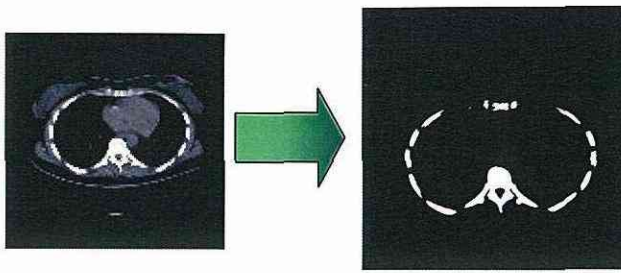


図 4 CT 画像から骨を抽出した結果

3.3. CT 画像を用いた診断

PET 画像と CT 画像の両方から抽出が行われている肺について診断を行い精度の検証を行った。今回精度の検証には肺癌と診断をうけた症例を用いた。

その結果、双方共に肺癌であることは指摘できたが、本来肺内にある集積が PET 画像のみで診断すると左横隔膜の集積として診断され、CT の肺を利用すると肺内の集積として診断された。

このことから、臓器の認識が正しくなったことが確認でき、それにより診断の精度が向上することが期待できる。

以上より PET 自動診断に CT 画像を用いるということには有用性があるといえる。

4. 日本語による診断結果の出力

次に、診断アルゴリズムによる診断結果の提示手法について考える。

これまで開発してきたシステムでは、異常が疑われる領域にマスク画像を重ねあわせることで領域の位置を提示し、そのうちの 1 つを選択すると、その領域内の最大 SUV・平均 SUV・体積などの基本的な情報と、診断アルゴリズムがどの臓器として、認識し、何故異常を疑ったのかというコメント情報が表示される (図 5)。

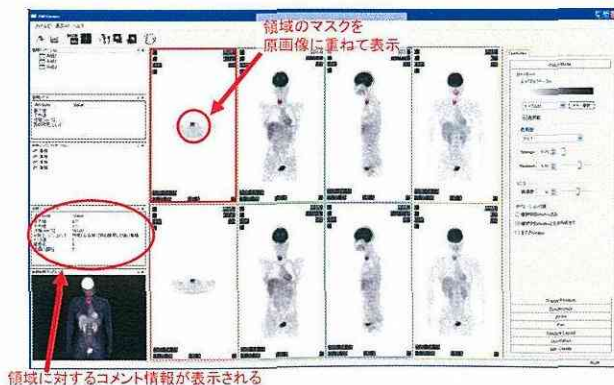


図 5 従来のシステムによる診断結果表示

しかし、これでは診断システムが判断した結果はビューワ上でしか見ることができない。

そこで医師の診断において作成されている「所見レポート」と同様に、自動診断の結果データを日本語化し、「全身所見レポート」として別途出力することを考えた。「診断結果データ」から「全身所見レポート」を出力し、医師の記述する「所見レポート」と同様に扱えるようになれば、非常に有用性があるといえる。

4.1. 医師が記述する所見レポートに含まれている情報

医師は自らが記述した個々の ROI に対する情報を統合し、最終的に一つの「所見レポート」を作成する。医師が目じた領域は全て記すので、医師が出す「所見レポート」は医師の診断結果そのものである。

そこで実際の医師の所見レポートにはどのような情報が記述されているか分析を行った。所見レポートは異常の疑われる領域や特異的な集積をもつ個々の領域 (ROI と呼ぶ) に関する文の集合で成り立っており、

【医師の所見レポートの例】			
● 右頭部リンパ節に一致した FDG 高集積が認められます。			
集積が	SUVMAX6.5	所見	
所属する場所	5	と高値であり、悪性腫瘍を疑う値です。	
	SUV の値	判定	

1 つの集積に対し、

- 集積が所属する場所
- 所見
- 最大 SUV
- 医師の判定

の 4 つの情報が記述されていることがわかった。

また、がんの疑われる度合いが高いほど、その ROI に対する情報は多く記述されていることがわかった。

4.2. 所見レポートの生成

医師の「所見レポート」においてはがんの可能性が高い ROI に関する文ほど、提示する情報は多い。よって「診断結果データ」における「リスク値」という属性によって、「集積」を 3 種類に分類し、それぞれ別のテンプレートを用いることにした。「リスク値」とは自動診断においてがんを疑った「集積」について、がんの可能性を数値化したものである。最大値が 5 であり、値が高いほどがんの可能性が高いということである (図 6)。

<リスク値>	
1点	: definitely no malignant 確実に癌ではない。
2点	: probably no malignant 癌ではない可能性が高い。
3点	: equivocal どちらともいえない。
4点	: probably malignant 癌の可能性が高い。
5点	: definitely malignant 確実に癌である。

図 6 リスク値の分類

そこで、集積はリスク値ごとに次の3種類に分類し、テンプレートを使い分ける。

1. ガンを疑うもの（リスク値3～5）
 [臓器名]の[臓器内部位]において[所見]が認められます。
 SUV MAX[SUV 値]と高値であり、[判定][可能性]。
2. ガンの可能性は低いが、経過観察が必要なもの（リスク値2）
 [臓器名]の[臓器内部位]において[所見]が認められます。
 [判定]の可能性は低いです。経過診断が必要です。
3. 生理的な集積（リスク値1）
 [臓器名]の[臓器内部位]においては[判定]が認められます。

これにより実際の診断結果から所見レポートを生成すると、図7のようになる。

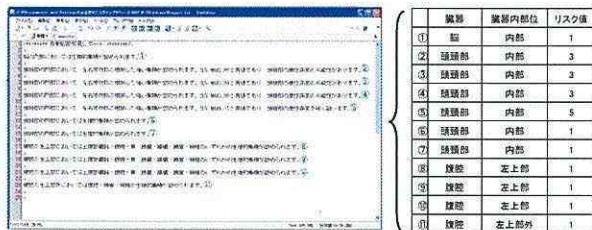


図7 所見レポートの自動生成

しかし、これでは単調に文章が並べられているだけである。

そこで、さらに医師の書く所見レポートを分析したところ、次の2点がわかった。

- ガンの可能性が高い集積を先に述べている
- 同じ臓器の領域に生理的な集積が複数存在するときは一つの文で述べてよい

これに基づき、出力した結果を図8に示す。

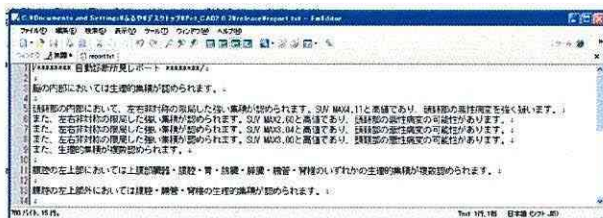


図8 所見レポートの自動生成（改良）

図7と図8を比較すると、まず、頭頸部の内部領域における文がリスク値の高い順番に整理された。これにより、ガンの可能性が高い「集積」が最初に示せるようになり、診断においてどの「集積」に特に注目すべきなのかが分かりやすくなったといえる。

また、頭頸部の内部領域、腹腔の左上部領域においてリスク値1の「集積」に関する文が複数あったのが一つにまとめられ、「複数」という言葉付きで出力された。すっきりした印象が見受けられる。

以上より、日本語の文章にリスク値毎に「集積」を分類した「文章テンプレート」を用いることによって、自動診断の「全身所見レポート」を出力することができ、ビューアに依存しない形での結果出力が可能となった。また、「全身所見レポート」の可視性が高まったことによって実用的な「所見レポート」に近づき、有用性が得られたといえる。

5. まとめ

本稿では、これまで研究開発してきたPET画像によるがん自動診断システムについて述べたうえで、PET/CTで撮影した画像でさらに精度良く診断を行うための技術として、CT画像を利用した臓器領域の抽出についてこれまでの成果を述べた。また、がん自動診断システムからの診断所見レポートの自動生成について述べた。

今後、より精度の高い診断アルゴリズムを実装し、検証を重ねて、実用に耐えるシステムをつくってきたい。

文 献

- [1] 窪田和雄, “FDG-PETの原理と評価法”, 画像診断, Vol.23, No.10, pp.1118-1128, October 2003.
- [2] 中本裕士, “PET/CTの実際と最近の動向”, 画像診断, Vol.25, No.9, pp.1151-1159, September 2005.
- [3] 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”, 信学技報, Vol.105, No.117(DE2005-18, PRMU2005-39), pp.29-34, June 2005.
- [4] 荒井淳, 遠藤智絵, 有澤博, 鈴木晶子, 井上登美夫, “全身PETを用いたがん診断のモデリングと自動診断システムの構築”, 信学技報, Vol.104, No.347(DE2004-115, DC2004-30), pp.7-12, October 2004.
- [5] 関谷隆行, 圓田幸宏, 石井久治, 佐藤貴子, 有澤博, “PET自動診断システムの構築”, データベースワークショップ2006(DBWS2006)論文集
- [6] 山口慶一郎, 鷲野谷利幸, 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, October 2003.
- [7] 陣之内正史編著, 吉田毅, 落合礼次, 田邊博昭著, “FDG-PETマニュアル 検査と読影のコツ”, インナービジョン, June 2004.

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

DB を用いた確定診断情報の蓄積および検索による PET 読影支援手法

青木 裕紀[†] 植田 賢[†] 富井 尚志[‡]

[†] 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

[‡] 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: [†] {d06hc001,d05hc008}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

あらまし 近年注目されているがん診断のための撮影手法である、Positron Emission Tomography (PET) 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。PET 画像の読影には固有の医学的知識や経験が不可欠であるが、現在それらの知識は明確には蓄積されていない。そこで我々は、読影時に生じるデータをモデル化し、統一的な医学知識をベースに全情報を蓄積、医師全体で共有できる DB モデルを提案してきた。本稿では、読影時の情報に加え、読影後の確定診断の情報も読影情報に関連付けて DB に蓄積するためのモデル化を行い、読影時に検索によって確定診断情報を利用することで、確定診断情報からわかる PET 診断における偽陽性例や典型的な異常例、特定部位の病症例といった検索が可能とし、PET 読影の支援とする手法を提案する。また、そのための PET 画像 DB の登録・検索インタフェースを実装し、検索の機能的考察を行い、本手法の有効性の評価を行った。

キーワード 陽電子放射断層撮影, PET, 診断支援, 医用画像データベース

PET Interpretation Support Method by Store and Retrieval of Confirmed Diagnosis Data Using DB

Hironori AOKI[†] Masaru UEDA[†] and Takashi TOMII[‡]

[†] Department of Information Media and Environment Sciences, Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

[‡] Faculty of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

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

E-mail: [†] {d06hc001,d05hc008}@ynu.ac.jp, [‡] tommy@ynu.ac.jp

Abstract In recent years, diagnosis by whole-body PET (Positron Emission Tomography) images are considered as an effective method of finding cancer. We have proposed a modeling method to share these proper knowledge with doctors by using a database. In this paper, we propose PET interpretation support method by modeling DB to store confirmed diagnosis data and retrieval of confirmed diagnosis information at the PET interpretation. Firstly we considered required function of a system for integrating PET diagnosis information and confirmed diagnosis information. As for the result, we implemented prototype of the system, and also evaluated the effectiveness of it.

Keyword Positron Emission Tomography, PET, Diagnosis Support, Medical Database

1. はじめに

近年、陽電子放射断層撮影 (Positron Emission Tomography: PET) による画像診断が、癌の有効な診断方法の一つとして注目されている。PET は、癌細胞は正常な細胞に比べブドウ糖を過剰に取り込むという性質を利用した撮影法であり、糖代謝という身体の「機能」を撮影するため、画像データの持つ意味が CT や MRI とは本質的に異なる。このため、CT や MRI では難しかった初期の癌の発見が可能であるといわれている。しかし、例えば、「異常集積ではない部位にも生理的集積と呼ばれる集積が起こる」「臓器により集積の度合いが違う」といった PET 固有の性質があるため、PET 画像の診断においては、PET に関して専門的な知識を有し、またある程度の経験を積んだ PET 画像専門の読影医が行う必要がある。ところが、読影時にどの領域に注目したかといった情報は読影をした医師にしか分からず、このような PET 固有の専門的な知識の十分な共有がなされていないのが現状である。

そこで、本研究室では「データベース(DB)による画

像所見の共有」と「検索による画像所見の利用」という観点からコンピュータによる診断支援の方法を提案してきた[1][2]。

これまでの研究で PET 画像の所見の共有や有効な検索による診断支援を実現してきた。しかし、実際の PET 画像診断においては、読影する医師と確定診断を行う医師が存在するが、読影医への確定診断情報の伝達が行われていないのが現状である。そこで我々は PET 診断後の確定診断の共有や検索を可能にすることで、確定診断結果を読影医にフィードバックするための手法を提案する。

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、実際に癌でないというようなことも多い。本提案手法により、過去の診断情報において、偽陽性や偽陰性の確認といったことが可能となる。また、過去の診断情報から、異常な症例の SUV_{MAX} のみならず正常な症例の SUV_{MAX} も蓄積されることにより、部位毎に異常例・正常例の SUV_{MAX} 範囲の確認といったことが実現可能となる。これらのこ

とは、実際に現場の医師からの望む声も上がっている問題であり、読影の質の向上という観点でも重要である。

そこで本稿では、PETの概要とその読影の問題点について明らかにし、その上で、上記のような確定診断の共有と検索を実現するために、統一的な医学知識をベースに全情報を蓄積できるDBモデルを提案する。まず、実際の医師の所見レポートを参考に確定診断のモデル化を行い、それを元にDBの設計・実装を行う。これにより、確定診断情報からわかるPET診断における偽陽性例や典型的な異常例、特定部位の病症例といった検索や、各臓器の異常例・正常例別のSUV_{MAX}の範囲を検索により知ることが可能となり、PET読影の支援になると考える。そして、PET診断DBで確定診断結果を管理するために必要な機能について考察し、これを実現するための登録・検索インタフェースの設計・実装を行い、その機能についての有効性の評価を行う。最後に、本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2. 全身PET画像の読影

2.1. FDG-PET

陽電子放射断層撮影(Positron Emission Tomography: PET)とは、まず、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。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。PETはFDGの集積の度合いから糖代謝という身体の「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[3]。また、投与されたFDGは全身に分布するため、一度の検査で全身を撮影することが可能である。

PETは癌の発見に有効な撮影法であるが、完全というわけではない。まず、PETは身体の「機能」を撮影するため、集積した場所が解剖学的にどこなのか厳密な確定が難しい。次に、PETはFDGの集積具合を撮影するため、膀胱のような尿を処理する臓器や脳のような普段からブドウ糖を多く消費する臓器では、体内の正常な現象としてFDGの集積(生理的集積と呼ぶ)が起こる。また、炎症などによってFDGが集積する場合もある。

PETの読影に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り[4]、そのための値として、Standardized Uptake Value(SUV)が用いられる。SUVは患者の体重とRadio Isotope(RI)投与量で標準化した、薬剤の集積度を表すものであり、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。医学的観点からの異常集積とSUVとの関連は、現在様々な研究が進められており、そのような研究の例として、癌性腹膜炎とSUV_{MAX}との関連に関する研究[5]が挙げられる。また、PETが有効な症例と有効でない症例についてまとめたガイドラインの策定[6]も行われている。

このように、PET画像の診断においては、PETに関して専門的な知識を有し、またある程度の経験を積んだPET画像専門の読影医が行う必要がある。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。また、読影医が過去の所見を参照可能とすることは、所見間の矛盾を減少させ、自己学習の機会を与えることができるという点で、大きなメリットを有する。

一方で、現在の医療では、高度に専門化した医師が各自の専門分野に特化した医療業務を行うことが多い。例えばPETでは前述のような理由により、読影を専門とする医師が多量のPET画像データから異常・正常の鑑別を行い、レポートの形式で他の医師に結果伝達を行っている。この際、「PETで『疑陽性』と診断された部位について、後の手術で臓器組織を精査したところ、陰性であることが確認された」というような事象が生じ得る。この様に、実際にはどうだったかを示す診断を確定診断と呼ぶ。一般に、確定診断を下す医師は、最初にPET読影した医師とは異なることが多く、また、PET読影医に全ての確定診断情報がフィードバックされるとは限らないのが現状である。

そこで我々は、DB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。

2.2. PET診断と確定診断までのプロセス

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、(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(図1)。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。全身PET検査では、撮影によって295枚のスライス画像が生成される。スライス画像の画素値は、その位置のSUVを表している。検査結果の画像は、患者情報(患者ID、氏名、生年月日など)や検査情報(検査日時など)が付加されたDigital Imaging and Communications in Medicine (DICOM)ファイルフォーマット[7]で、スライス毎に出力される。

[読影]

読影の依頼が来ると、読影医は撮影された画像を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_{MAX})を利用する。SUV_{MAX}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_{MAX}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_{MAX}を持つ集積が異常なのかどうかを判断する。

[確定診断]

PET読影によるガンの有無の判定の後、生検や他のモダリティでの追加の検査等を行う場合がある。これにより、病症の確定診断を得る。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(PET偽陰性)や、その逆の場合(PET偽陽性)も存在する。

一般に、確定診断を行う医師はPETの読影医とは別の医師であることが多い。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読影の情報とは直接関連を持たず、独立に記述されるものになると考えられる。そのため、読影医は過去に行った読影に対する確定診断結果の一つ一つを知ることが困難である。

そこで、確定診断の結果を読影医に知らせる部分でサポートすることにより、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いわれている[8]。

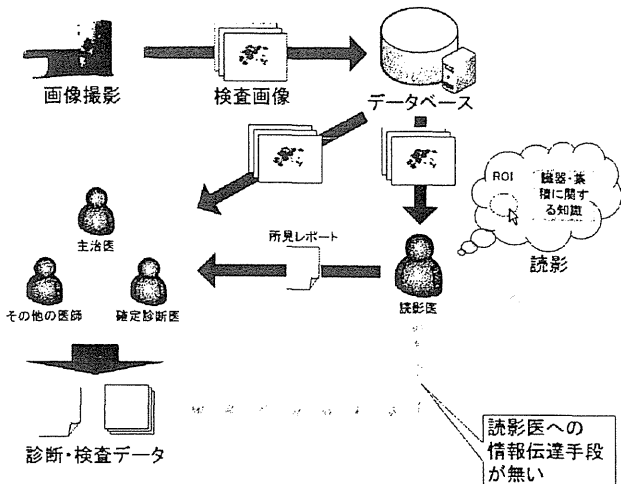


図 1 PET 診断プロセス図

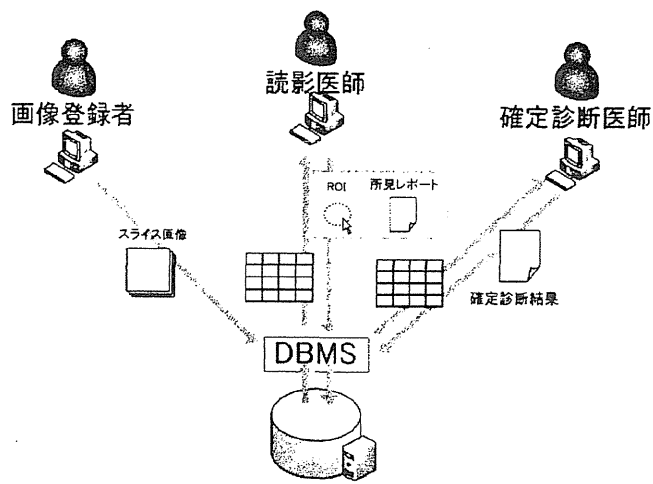


図 2 システムアーキテクチャ

2.3. PET 画像 DB を用いた診断支援

2.2 で述べたように、読影時に生じる医師の経験的知識を明示的なデータとして蓄積できれば、読影の支援になると考えられる。そこで我々は、医学知識と画像データを、読影時に発生する医師の知識と結びつけて蓄積することにより、「関心領域がどの集積に設定されたのか?」、「右肺の異常集積を示す関心領域の画像は?」といった検索を実現することを目指し、PET 診断 DB を提案してきた。

PET 診断 DB は、複雑な医学的知識と検査画像データを結び付けて表現するために、「知識層」「読影層」「Raw Data 層」という三つの論理層で構成される[9]。

このようにすることで、所見レポート中に見られるような医学用語・医学的知識に基づいて、実際の検査画像を検索することが可能である。本モデルでは、このような画像と所見の関連をデータとして扱うことで、読影医の読影プロセスを共有可能とし、検索によって読影を支援することを目的とする。

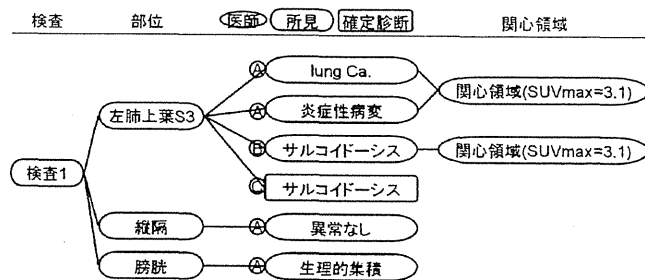


図 3 確定診断と所見のモデル化の例

3. PET 画像 DB を用いた読影支援手法

2章で述べた PET 診断 DB によって、PET 画像の所見の共有や検索は実現された。それに加え、本研究では PET 診断後の確定診断情報を DB に蓄積することにより共有し、検索により利用することによって読影時の支援となると考える。

確定診断の共有と検索を実現するために、本稿では、確定診断と PET 所見の関連をモデル化し、そのモデルに基づいて DB の設計と実装を行う。そしてその DB を基盤として確定診断の結果を PET の読影医にフィードバックすることにより、PET 読影支援を目指す。システムアーキテクチャを図 2 に示す。

3.1. 確定診断と PET 所見の関連のモデル化

確定診断と読影所見の関連を検索するために、実際の医師の所見レポートに基づいて、一つの部位に所見と確定診断を関連付けて表現するモデルとした。図 3 の例は、読影医 A が読影を行った画像に対して関心領域を左肺上葉 S3 に設定し、肺癌か炎症性病変のどちらかであるという診断を行ったものである。それに対し、読影医 B は同じ画像に対して同じ関心領域を左肺上葉 S3 に設定したが、サルコイドーシスであるという診断を下したということを表している。その後、確定診断医 C が左肺上葉 S3 はサルコイドーシスであったという確定診断を登録したことを表している。

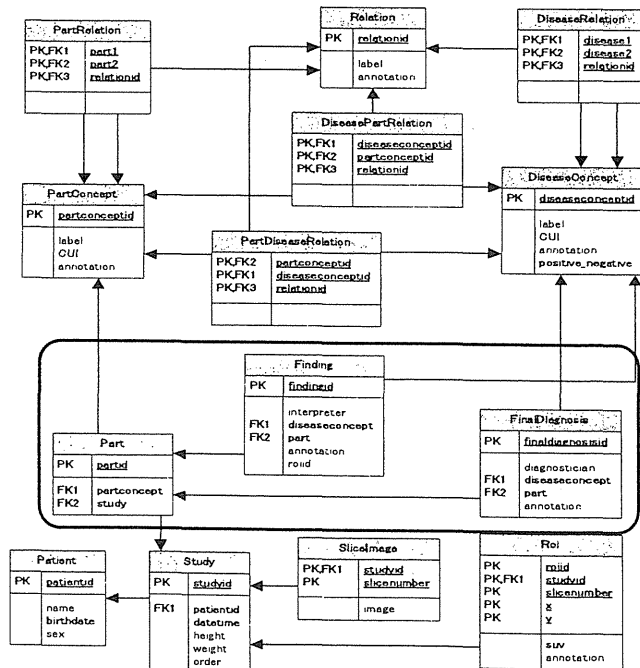


図 4 PET 診断 DB 論理スキーマ

このモデルに基づいて、DB の概念スキーマを設計し、論理スキーマを実装した(図 4)。このスキーマの特徴は、モデルに基づいて一つの部位に対して複数の所見と確定診断が登録できるようになっていることである。枠で囲まれた部分が、モデル化を行った部分に対応している。今までのモデル[2]では読影時に生じる情報を Finding テーブルに格納していたが、今回はそれと関連付けて確定診断情報を含む最終的な診断情報を FinalDiagnosis テーブルに格納することとした。

3.2. 確定診断の登録による蓄積と共有

確定診断の登録を促し、データ共有による効果を最大限に得る為には、確定診断を下す医師が実際の医療業務の中で行う手順を崩すことなく情報蓄積を行なえるようなシステムが求められる。そこで本稿では、確定診断医が読影済所見へ確定診断を登録するためのインタフェースの設計を行う。DB への登録の際には、

1. 読影済みの患者の所見レポートを取得する
2. 読影により各部位に下された診断に対して確定診断を登録する
3. 読影では言及されなかった部位へ確定診断を登録する場合もある

という流れで行われるようにする。また、確定診断は特定の医師 1 人が行うというわけではないため、すでに確定診断が登録された部位が一目でわかることも必要である。以下、登録インタフェースに必要な機能について詳述する。

1. 患者の所見レポートの取得

確定診断を行う際、まず確定診断を下す検査を DB より取得しなければならない。各所見レポートには一意の患者 ID により管理されているので、患者 ID より検索を行うことにより、過去に行われた検査の情報が取得できる。その中から読影済みの検査を選択し、その検査に対して確定診断の結果を登録することになる。

2. 取得した情報の表示方法

1 で取得できる情報は、DB に蓄積された状態であるので、いくつかのテーブルとして返される。そのままではデータの羅列であるため、医師にとって見やすい表示方法が必要であると考えられる。そこで、取得した情報を実際の「所見レポート」を参考にして、同じ形式で表示することとする。PET 診断 DB は医師の所見レポートをモデル化しているため、そこから実際の所見レポート形式に再現することは容易である。

3. 確定診断の登録

確定診断を下す際には、所見レポートに記載された読影結果を参照して、他のモダリティ等による検査を行い、その結果確定診断を得る。その際、取得した情報より「どの部位」に「どのような集積」が読影により診断されたのかを読み取る必要がある。そして、部位毎に確定診断を登録できるようにする必要がある。また、他のモダリティによる検査の結果、読影時に言及されなかった部位に対して確定診断情報が追加される場合もある。

3.3. 確定診断の検索による読影支援

確定診断情報を蓄積することにより可能となる有用な情報をプリミティブに分割し、それぞれに対応した検索条件を設定して取得し、読影医に提示することによって読影支援の手法を提案する。有用な情報の検索については以下のようなものが考えられる。

1. 指定した部位毎の検索

読影を行う際、注目している集積がどのような症状によるものなのかの判断は、現在では CT や MRI などの他の診断画像との比較や、読影医師の知識と経験を頼りにした診断が行われている。しかし、PET 診断 DB では、読影が行われた各部位に対して確定診断を関連付けて登録しているため、特定の部位をキーとした検索を行うことが可能であり、それにより過去に行われた検査画像とそれに付随する情報を取得することが可

能である。これにより、DB に蓄積されている、症状の確定した検査画像と現在読影中の画像とを比較することが可能である。また、本 DB ではオントロジを用いて知識層に部位間の関連が記述されているため、「肝右葉に関する」といった細かい検索だけでなく、「肝臓に関連する全ての部位に関する」というような大きな分類の指定まで可能である。

2. 偽陽性・偽陰性と正常例・異常例の分類

読影では陽性(癌や悪性腫瘍等)と判断されたが確定診断では陰性(生理的集積や炎症等)と診断された症例(偽陽性)やその逆(偽陰性)のような症例の画像を分類することにより、どのような集積が偽陰性(or 偽陽性)と診断されやすいのかといったことを知ることで、有用であると考える。

偽陽性・偽陰性が読影結果と確定診断の比較によるものに対して、正常例・異常例は確定診断の結果のみを参照した分類分けとなる。そして、多くの症例の情報を蓄積していくことにより、正常集積の SUV_{MAX} 範囲(正常な場合の SUV_{MAX} 最大値、平均値)と異常集積の SUV_{MAX} 範囲(異常な場合の SUV_{MAX} 最小値、平均値)を部位ごとに提示することが可能となり、読影中の画像の注目した部位の SUV_{MAX} との比較が可能となり、診断を下す際の指標となりえると考えられる。

3. 現在読影中の画像に設定された ROI をキーとした検索

読影時に注目している領域がどの部位であるか同定することが困難な場合も起こりうるため、現在読影中の画像に設定された ROI から取得できる SUV_{MAX} 値、座標値といったものを利用して検索を行えることも必要であると考えられる。現在のモデルでは、DB にスライス画像の各画素ごとに SUV 値と座標値が蓄積されているので、このような検索が可能となっている。

4. 現在読影中の患者の過去画像検索

悪性腫瘍の進行具合の判断や、治療効果判定等を行う際に、現在読影している患者について、過去に行われた検査の画像と情報が必要になる場合もあると考えられる。患者 ID を基に過去に行われた検査の画像を取得し、表示することによって、過去にどのような部位にどのような集積があったかを知ることができ、現在の画像との比較が可能となる。

4. PET 診断 DB を用いた登録・検索インタフェースの実装

3 章の設計に基づき、確定診断登録のためのインタフェースを実装した。なお DBMS には Microsoft 社の SQL Server 2005 を用いた。実装には開発言語として C# を利用した。

4.1. 参照・登録のためのインタフェースの実装

このインタフェース(図 5)では、患者の所見レポートの取得、取得した所見のレポート形式での表示、確定診断の登録の機能を提供する。実装したインタフェースでは、SQL による検索と登録、その結果の表示を支援する。上記の機能を利用するにあたって、SQL を使わずに、検索条件を入力したり、リストから選択したりすることで、DB への登録や検索を行う機能を提供する。これによって、SQL についての知識がないユーザや、PET 診断 DB のスキーマについて知らないユーザも簡単にクエリを実行することができる。

4.2. 検索のためのインタフェースの実装

PET 診断 DB 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(図 6)。

DB に蓄積されている情報を、検査画像に設定された ROI から取得できる SUV_{MAX} の値やその座標、臓器概念、患者 ID といったプリミティブな情報に分割し、それらを SQL の検索文として設定し、3 章の設計方針に基づいた検索機能と、検索により取得した情報から

ROI の設定された画像を表示する機能を提供する。取得してくる画像はすべて確定診断が登録されたものに限定している。

5. 読影支援のための評価

PET 診断データベースに実際に評価用の確定診断のデータを登録し、実装したインタフェースを用いて検索実験を行い、有効性についての評価を行った。実験に用いたデータは、文献[2]で作成した PET 読影模擬データである。

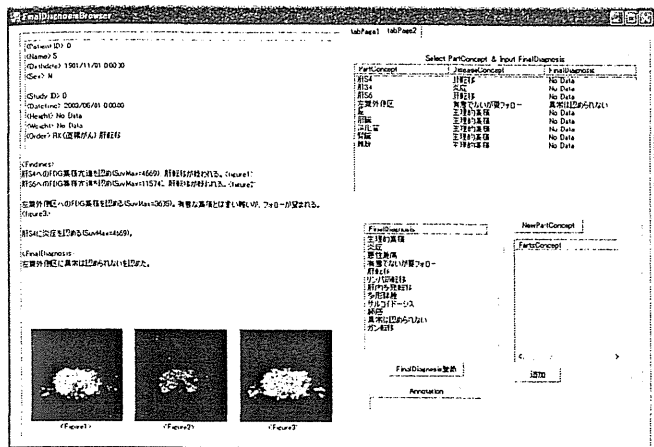


図 5 参照・登録インタフェース

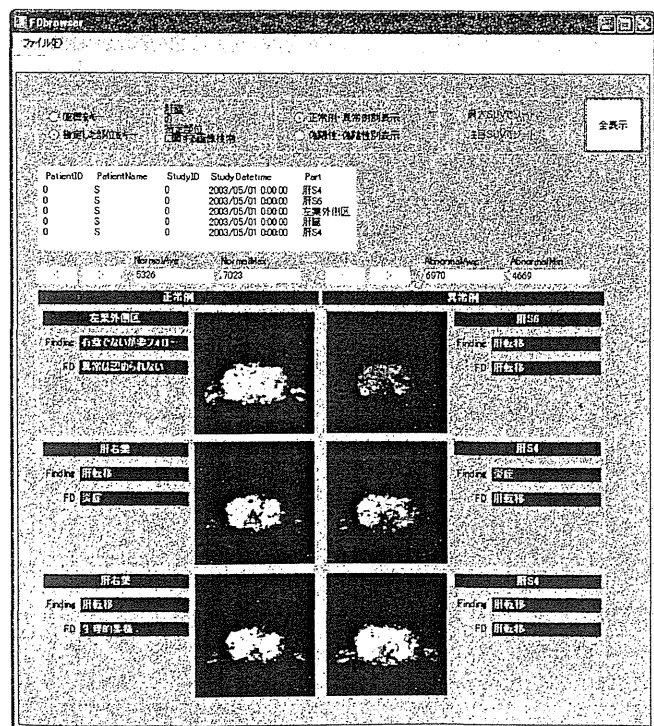


図 6 検索インタフェース

5.1. DB に関する評価

今回確定診断を蓄積できるようにモデル化を行い、現在行われている作業手順等を大きく変えることなく、今まで利用されていなかった情報の蓄積が可能となった。そして蓄積の際に読影情報と関連付けることにより、蓄積されたデータを利用して読影医にとって有効な様々な今までになかった検索が可能となった。また、データ活用の観点から見て、データの量にかかわらず利用が可能となっている。

5.2. 確定診断の登録に関する機能的評価

今回実装したインタフェースでは、実際の医師が使用しているレポート形式で表示することにより、DBに登録されている情報を、より医師が慣れた視覚表示で提示することができた。電子カルテ化が進んでいる病院は多いため、この表示形式を用いることにより、導入の際の抵抗を軽減できたと考える。

登録部分に関しては、確定診断とは手術結果や他のモダリティでの検査等、用いられる方法は様々であり、一般にどの医療機関にも確定診断を下す特定の医師がいるというわけではない。実装したインタフェースではその点を考慮し、DBにアクセスできる環境からならば、異なる場所の複数の医師が登録を行うことも可能であり、他の医師が確定診断の登録を行った部位に関してはレポート部にも反映される。そのため、確定診断医のみならず読影医が自分の読影の正否結果を知るために用いることも可能であり、複数人によるDB情報の共有がなされたといえる。

5.3. 確定診断の検索に関する機能的評価

確定診断情報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次のものを行った。検索結果は画像と画像に付随した情報として表示される。

Query1 読影時に設定した ROI 中の SUV_{MAX} の座標周辺で過去に見られた確定診断の付いた所見画像

この検索では、医師が設定した ROI 中の SUV_{MAX} の値と座標を取得し、その座標を中心とした球形範囲内で過去に確定診断が登録された画像を取得することができる。この検索により、注目している座標周辺で注意すべき所見のスライス画像を知ることができる。データ量が増えるに従い、該当する所見画像の量は増えていくため、ROI 中の SUV_{MAX} に近い順に、取得した所見画像をソートすることにより、有用な所見ほど上位に表示されるようにすることも可能である。表 1 に $X=48, Y=80, Z=117$, 半径 50 の検索結果を示す。

Query2 肝臓に関する確定診断付の所見画像

実際に医師が診断を行う際には、「肝臓」といったような記述ではなく、「肝 S6」や「左葉外側区」というように、より詳細に部位の記述が行われる場合は多いが、検索を行う際には、PET では部位の厳密な同定が困難な問題もあるため、より広い概念をキーとした検索が必要な場合もあると考えられる。PET 診断 DB 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」に関する全ての所見画像を取得するように検索を行うと、「肝臓」の下位概念である「肝 S6」や「左葉外側区」といったもの全てに関する所見画像を取得し、表示することができる。当然、「肝 S6」のみの所見画像を取得するような絞り込みを行うことも可能である。表 2 に肝臓のみで検索した場合の検索結果を示す。

Query3 偽陽性・偽陰性の所見画像

実際の PET の読影では陰性と判断されたにも関わらず、確定診断結果としては陽性であるケースやその逆のケースもある。Query1, Query2 の検索によって取得してきた所見画像を偽陽性と偽陰性に絞り込んで分類することにより、どのようなタイプの集積が読影の際に誤診されるのかといった調査や研究を行う際に利用

表 1 特定座標を中心とした範囲内の過去所見

studyid	suv	Findingannotation	FDannotation	Partannotation	roid
0	3635	有意でないが要...	異常は認められ...	左葉外側区	2
0	4669	炎症	肝転移	肝S4	0
0	4669	肝転移	肝転移	肝S4	0
0	11574	肝転移	肝転移	肝S6	1
3	3382	リンパ管腫転移	リンパ管腫転移	係大動脈・両側	11
3	4475	肝転移	炎症	肝右葉	6
3	4475	肝転移	生理的集積	肝右葉	6
3	4736	有意でないが要...	炎症	胃	10

表 2 肝臓に関する確定診断付の所見情報

studyid	suv	Findingannotation	FDannotation	FindingPN	FDPN	Partannotation	roid
0	3635	有意でないが要...	異常は認められ...	g	n	左葉外側区	2
0	4669	炎症	肝転移	n	p	肝S4	0
0	4669	肝転移	肝転移	p	p	肝S4	0
0	11574	肝転移	肝転移	p	p	肝S6	1
3	4475	肝転移	炎症	p	n	肝右葉	6
3	7023	肝転移	炎症	p	n	肝右葉	9

表 3 偽陽性検索

studyid	suv	Findingannotation	FDannotation	FindingPN	FDPN	Partannotation	roid
0	3635	有意でないが要...	異常は認められ...	g	n	左葉外側区	2
3	4475	肝転移	炎症	p	n	肝右葉	6
3	4736	有意でないが要...	炎症	g	n	胃	10
3	7023	肝転移	炎症	p	n	肝右葉	9
7	5423	有意でないが要...	異常は認められ...	g	n	仙骨	16

表 4 肝臓の SUV_{MAX} 範囲取得

	MIN(SUV _{max})	MAX(SUV _{max})	AVG(SUV _{max})
正常		7023	5326
異常	4669		6970

することが可能であると考えられる。また、読影時に参照することによっても、読影中の画像との比較・検討を可能とし、注意を喚起することが出来る。表 3 に偽陽性を検索した結果を示す。

Query4 部位ごとの集積の正常例・異常例の SUV_{MAX} 範囲取得

Query1, Query2 の検索において、取得した所見画像を見やすいように確定診断で正常と判断されたもの、異常と判断されたものを分けて表示することが可能である。また、Query2 に関しては、Query4 の分類に際して、それぞれの所見画像の SUV_{MAX} の値を取得することで、SUV_{MAX} の範囲を知ることが可能となる。これにより、正常と確定診断で判断された症例の SUV_{MAX} 最大値、異常と判断された症例の SUV_{MAX} 最小値、またそれぞれの SUV_{MAX} 平均値を表示可能となり、部位ごとの正常と異常の範囲・境界といったものを知ることが可能となる。読影コンソール上のカーソルを合わせた画素の SUV 値、設定された ROI の SUV_{MAX} 値、それぞれと検索部に表示された SUV_{MAX} 範囲の比較・検討を行うことにより、読影の判断を行う際の指標となりえる。表 4 に肝臓に関する SUV_{MAX} 範囲取得の結果を示す。

6. おわりに

本稿では、PET 診断 DB を用いた確定診断情報の蓄積と検索による診断支援を実現するために DB の設計・実装、および登録・検索インターフェースを設計・実装し、確定診断データの登録から利用までの、PET 診断 DB に対する一連の操作をユーザに提供することが可能となった。これにより、PET 診断 DB を用いた読影医への検索による読影支援を提供することができた。今後の課題としては、今回実装した検索の他に確定診断を用いた有用な支援方法を考える必要がある。また、今回のインターフェースでは医師に対して画像を表示することが最も有用な支援になるという設計方針の元に実装を行ったが、実際に使用する場合にそれだけ

で十分であるかどうかの評価がまだ不十分であるため、医師による評価実験が必要であると考えられる。

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 17700097)の支援による。

文 献

- [1] Kazunori SUNAKO, Tetsuya ISHIE, Masaru UEDA, Takashi TOMII, "Introduction and Implementation of a System to Share Findings with ROI for PET Diagnosis Support," icde, p. 1165, 21st International Conference on Data Engineering (ICDE'05), 2005.
- [2] 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 データベース, Vol.46, No. SIG8(TOD26), pp.1-13, June 2005
- [3] 社団法人日本アイソトープ協会 HP, <http://www.jrias.or.jp/index.cfm/6,0,125,195.html>
- [4] P.D. Shreve, Y. Anzai, R.L. Wahl, "Pitfalls in oncologic and benign variants", Radiographics, vol. 19, pp. 61-77, 1999
- [5] 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
- [6] 日本核医学会 FDG-PET がん検診ガイドライン, <http://www.jsnm.org/>
- [7] 8JIRA/DICOM 委員会, <http://www.jfcr.or.jp/DICOM/>
- [8] 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
- [9] 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の読影情報共有システムの構築," 日本データベース学会 DBSJ letters, Vol. 5, No. 1, 2006

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

[特別講演] PET・CT画像を用いたがん自動診断について

有澤 博†

†横浜国立大学大学院環境情報研究院 〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

E-mail: † arisawa@ynu.ac.jp

あらまし 最近のがん診断は、CT, MR, PETなど、医療画像抜きでは語れない。中でもPET画像診断は、がん細胞に特異的に集積するFDGという薬品の濃度を人体の断面画像から読み取ることにより、初期がんから発見できる画期的な方法と言われている。ところが、これを読み解く熟練した読影医師はそれほど多くなく、また機械が吐く画像の分量や精度は増える一方なので、読影医師への肉体的負担増や「見落とし」の危険増が問題となってきた。われわれは放射線医学の専門医師とタックを組み、推論システムとデータベースシステムを用いて、コンピュータが医師と同じ手法で診断をくだすことができるエキスパートシステムを開発した。このシステムではPETやCTの検査結果画像から、体内の危険領域（異常集積部位）を医学知識に基づいて抽出したり、また過去の類似の症例をデータベースを用いて比較したりできる。このシステムは現在病院等で検定中であり、将来セカンドオピニオン提供、あるいは医師と共同で危険箇所をチェック・提示するセカンドドクターとして多くの期待が寄せられている。医学及び関連分野における画像診断や評価の安全性・信頼性の向上に寄与して行きたい。

キーワード 自動診断、PET、がん検診、推論システム

Computer Automated Cancer Detection System from PET/CT images

Hiroshi ARISAWA†

† Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University

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

E-mail: † arisawa@ynu.ac.jp

Abstract Recently, medical data imaging (CT, MR, PET, and so on) are regarded as one of the key technologies in cancer detection. Among them, PET imaging is epoch-making method because the image can show us the exact position/area of abnormality occurred (i.e. candidate of cancer area and so on) directly. It is basically a set of 2D images each of which show the FDG density map (cross-section) of a patient. However, for the radiologists, it is very hard work to analyze FDG map and find out the all abnormal areas without missing. In order to support such diagnosis, we have been developing the Automated Cancer Detection (CAD) system by using an image-based inference system. It can point out the all abnormal accumulation of FDG thru all slices completely. We are developing both inference engine and the cancer detection algorithm based on the real radiologists knowledge and skill, and execute field tests for the future application.

Keyword PET-CAD, PET image, Cancer Detection, Inference System

1. PETによるガン診断と自動診断システム

情報科学の高度応用分野の中でも最近とりわけ目をひくものの1つに医療応用がある。たとえば成人の3大死因のひとつであるがんの早期発見を目指して、X線CT(X線コンピュータ断層撮影装置)、MRI(核磁気共鳴画像装置)、PET(陽電子放射断層撮影装置)など、医療画像を用いたがん検診がよく行われているが、これらは診断の精度が高くかつ患者への負担が軽いことから最近では非常によく用いられている。その中でも全身PET画像診断は、数ミリ程度の初期がんから発見できる画期的な方法と言われている[1][2]、特殊な装置が必要なことや画像を読み解く読影技術が必

ずしも十分にいきわたっていないことから、評価が定着していない部分もある。そこで我々は大学病院の放射線医学の専門医師とタックを組み、コンピュータ上で自動化したがん診断のための画像推論システムを新たに考案し、この仕組みとデータベースを用いて、コンピュータが医師と同じ手法で診断をくだすことができる診断エキスパートシステムを開発して[3][4][5]。このシステムが実現すればセカンドオピニオンの提供、あるいは医師と共同で危険箇所をチェック・提示するセカンドドクターとして極めて有効であり、多くの期待が寄せられている。

1.1. PETとは

FDG-PET 画像はFDG(フルオロデオキシグルコース)という放射性の薬剤を注射で患者の体内に投入し、その体内分布を断面図(スライス)の集まりとして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。FDGは糖代謝が高くなるタイプのガンがある部位に、周りより多く取り込まれる性質があるため、SUV値の高さで、体内のガンの場所を発見できるという診断手法である[1][2]。しかし、生理的にFDGをより多く取り込んでしまう臓器・組織(腎臓・肝臓等)は、ガンがない場合でもSUVが高くなるため、一律に「ある濃度以上はガン」とは言えず、医師は自身の医学知識や経験をもとにまずそれぞれの臓器領域を3次元的に正しく認識し、次いで「その臓器の正常値から見て異常な集積があるか」を判断する必要がある[6][7]。この判断をコンピュータ上で自動化することががん自動診断アルゴリズムの目的となる。

1.2. 自動診断システム

前述の通り、全身PET画像は早期がんの発見に役立つため、PETによる集団検診を行うことで、ガンの早期発見率が高くなる。しかし、検診では、全体の9割以上はがん細胞の見受けられない正常な画像であり、1患者あたりでも300枚以上のスライス画像の中から異常のある部位をくまなく抽出することは熟練した医師でも容易ではないと言われる。

我々は研究協力者である熟練した読影医師へのインタビューを通して診断知識、技術そのものを習得すると同時に、それをアルゴリズム化することを目指した。その前提としてアルゴリズム記述のための言語(MDPL)を確立し、さらにMDPL言語を解釈して実行する診断推論エンジンも開発した。

これによりあらかじめ自動診断システムが医師が行うのと同じ手法でスライス画像を振り分けて、異常の可能性のあるものと可能性の低いものに分類し、読影医師は異常の可能性の高いところに特に集中して読影することができる[3][4][5]。さらに実際に読影診断の現場で違和感なく医師に利用していただくため、医師が通常読影に使う医学画像ビューワ(DICOMビューワ)と連動させ、医師の診断と自動診断が同じビューワの画面内で行えるようにシステム構築を行った。

2. 医師に信頼される診断システムを目指して

自動診断システムの構築に当たり、最も重点を置くべき点はシステムの安全性・信頼性の確保である。そこで我々は、医師の診断プロセスをできるだけ忠実に記述し、医師が行っている診断過程をそのままコンピュータ上で再現して自動化する、人間模倣的な自動診断システムを作成することにした。

このため、読影医師に読影手法を聞くだけでなく、さらに自動診断システムの診断手順が正しいかを医師自身によりチェックできるシステムを構築した。このため、アルゴリズム記述言語であるMDPLでは、各臓器の認識、及び判断の結果を個別に提示できるようにし、判断や危険度などの評価妥当性を医師に評定してもらえるように考えた。

2.1. 医師と計算機の間隔を縮めるために

以上から、我々は次のような方針で自動診断システムを作ることにした。

1. 診断の基となるのはスライスと呼ばれる人体断面画像の300枚ほどの列である。
2. 医師はスライスを読みながら人体の構造知識を用いて大まかな臓器領域を認識するが、これと同じ操作を、局所性を考慮した画像処理を用いて実現する。
3. 臓器領域のボクセルマップをスライスと対応させて作成する。
4. 個々の臓器領域の中に異常値・異常形状が含まれるかを医師の判断基準を真似て「領域を引数とする3D画像処理関数」を組み合わせて実現する。

そこで、医師自身がシステムの操作内容を直観的に把握できるようにするため、操作の手順やアルゴリズムを提示するのではなく、データの追加・更新を医師に対して提示することにした。図1に示すように、診断アルゴリズムで取り扱われるデータは構造化され、処理を行うごとに生成されたデータもまたその構造の中に追加・更新していく。これは、処理が進むごとに追加・更新されていくデータを順を追って見ていくことで、計算機の専門家でない医師もシステムの行っている操作の意味を把握することができ、その妥当性を評価することができるのではないかと考えたからである。

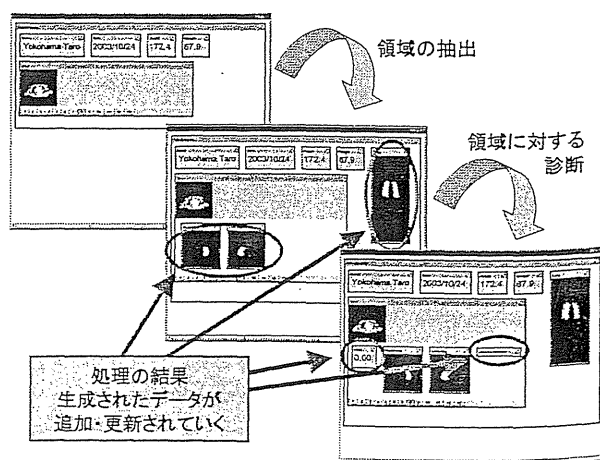


図1 診断システム上の構造化データ

ここで、判断の過程では、まず SUV をもとにある臓器の位置を推定し、次に、その臓器であると仮定するどどの領域が異常の可能性のあるかを検討していく、というように、逐次的に判断した情報が追加されていき、最終的な結論を導き出していることがわかってきた。これは、コンピュータにおいては非常に大きなデータストリームであり、このデータストリームを取り扱うために適した言語が必要となってきた。

これらを実現するため、我々はこれまでに、このようなデータ指向型プログラム言語：MDPL (Multimedia Data Processing Language) を提案してきた。

MDPL は、1 患者分のスライス画像に対する処理を Apply to All により直観的に記述することができ、ユーザの視点に基づいたデータの構造化を行なえる言語である。MDPL ではどの外部関数を使って処理し、図 1 に示した構造化データ中のどのデータを入力とし、どこに結果を出力するかを以下のように記述する。

```
neo->Update(R("構造化データ中の基準位置"),
R("構造化データ中の結果出力位置"), F("外部関数名",
R("構造化データ中の入力データ位置"), ...);
```

MDPL によるアルゴリズムの記述例を図 4 に示す。MDPL を用いることで、医師とナレッジエンジニアとの意思の疎通が密接になり、十分に信頼性の足る自動診断システムの構築が可能となった (図 2)。

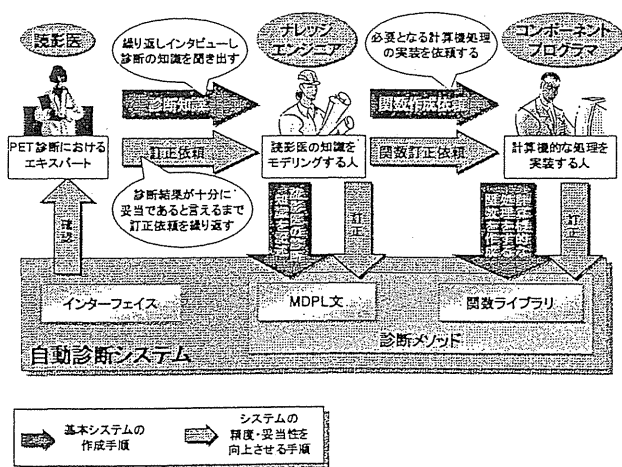


図 2 医師とナレッジエンジニアによる自動診断システム構築の手順

2.2. 診断アルゴリズムの模倣

医師の診断プロセスを、度重なるインタビューに基づき分析すると、「臓器のおおまかな位置を解剖学的な位置や SUV をもとに推定する」「臓器ごとに異常の判定を行う」というように、順序的なステップを踏んでいるということがわかってきた。そこで、一つ一つ

のステップを「ユニット」としてモデル化し、読影医の診断プロセスを模倣した。

例として、膀胱の認識について示すと、医師の知見は

- 下腹部のほぼ中央に存在する
- SUV は非常に高い
- 水風船のような臓器であるため形状は様々だが、鋭い角度を持った面を構成することはないというものであった。この知見を元に作成したプログラムの判定結果を図 3 に示す。

	元画像	システムによる臓器抽出結果	システムによる診断結果	正解
A			異常	異常
B			正常	正常
C			正常	正常
D			正常	正常

図 3 診断システムが膀胱を診断した結果

2.3. 診断結果の提示とデータベース化

以上の事を踏まえて、我々は医師の診断時の手順と思考にかなった自動診断機能を搭載したビューワを実装した (図 5)。PET の原画像に重ね合わせて、異常の疑われる領域を提示した上で、それぞれの領域の最大 SUV や体積、異常の可能性の高さ (リスク値) などを提示することにより、医師に特に注意深く診断してほしい部分を示すことができるようになるのである。

また、医師が診断する場合も自動診断のエンジンが診断する場合にも、その結果を形式化してデータベース化し、後の診断の際に再利用できるようにすることは必須である。しかし、診断結果のデータベースは原画像 (スライス)、認識プロセスによって抽出された領域 (臓器など)、抽出された領域に対してつけられた属性値 (計測値、評価値) などをまとめたかなり大きなオブジェクトの集合となる。そこで我々は、当面のシステムではオブジェクト集合の管理は通常ファイルシステムあるいはリレーショナル DB システムにまかせ、その外側に GUI としてオブジェクト群の一覧、検索が出来る表管理操作系を実装する方針を立てている。

3. 実用化に向けて

これまでに我々は、全身分の各臓器領域の認識と、

それぞれに対する異常の疑いのある領域を抽出・判定するアルゴリズムを構築してきた。現在までのところ、自動診断システムでは、典型的な症例に関してはほぼ正しく異常を指摘できているが、患者、撮影環境、撮影機器によるばらつきが多く、十分な性能には至っていない。この自動診断システムを実用化するため、今後多症例にかけて機能ごとに精度を検証し、アルゴリズムの検討・改良を繰り返して、診断精度を向上させていく予定である。

謝辞

本研究において横浜市立大学大学院医学研究科の井上登美夫教授、鈴木晶子医師にPET画像の読影手法についてご指導いただきました。ここに感謝の意を表します。

文 献

[1] 窪田和雄, “FDG-PET の原理と評価法”, 画像診

断, Vol.23, No.10, pp.1118-1128, October 2003.

- [2] 中本裕士, “PET/CT の実際と最近の動向”, 画像診断, Vol.25, No.9, pp.1151-1159, September 2005.
- [3] 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”, 信学技報, Vol.105, No.117(DE2005-18, PRMU2005-39), pp.29-34, June 2005.
- [4] 荒井淳, 遠藤智絵, 有澤博, 鈴木晶子, 井上登美夫, “全身 PET を用いたガン診断のモデリングと自動診断システムの構築”, 信学技報, Vol.104, No.347(DE2004-115, DC2004-30), pp.7-12, October 2004.
- [5] 関谷隆行, 圓田幸宏, 石井久治, 佐藤貴子, 有澤博, “PET 自動診断システムの構築”, データベースワークショップ 2006(DBWS 2006)論文集
- [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, October 2003.
- [7] 陣之内正史編著, 吉田毅, 落合礼次, 田邊博昭著, “FDG-PET マニュアル 検査と読影のコツ”, インナービジョン, June 2004.

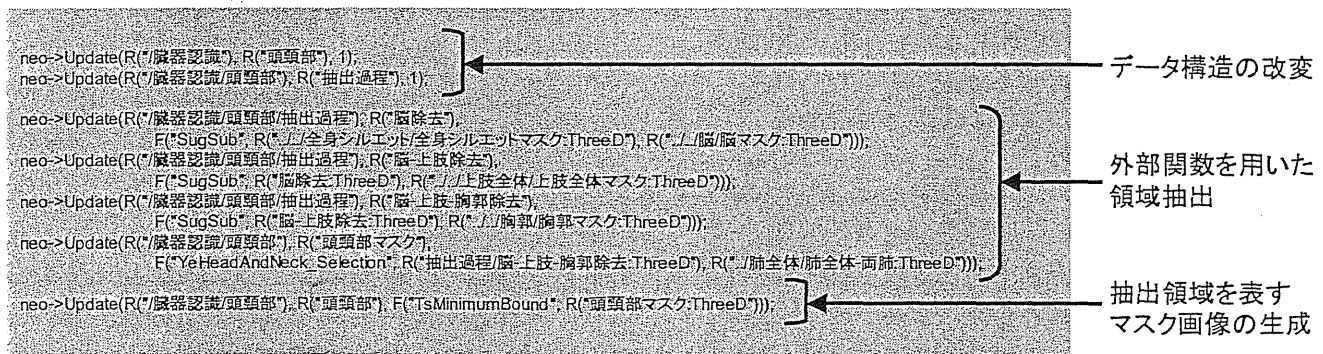


図 4 診断アルゴリズムの記述例

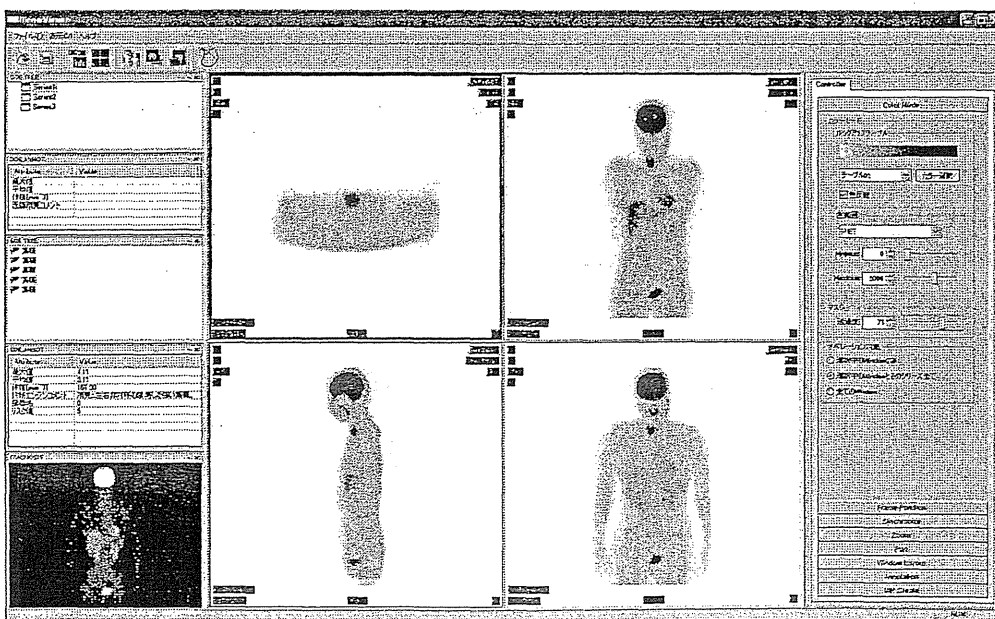


図 5 自動診断機能付き医学画像ビューワ

SIMULATION AND EVALUATION OF FACTORY WORKS USING MUSCULOSKELETAL HUMAN BODY MODEL

Takako Sato, Hiroshi Arisawa

Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University,
79-7, Tokiwadai, Hodogayaku, Yokohama, 240-8501, JAPAN

ABSTRACT

Optimum design of work motions is one of the most important issues to construct human-machine co-existing systems. Traditional Ergonomics tried to evaluate pain/fatigue on an observation base. However, generic evaluation method does not exist and Ergonomics has not discussed the mechanism of pain/fatigue. So we proposed individual musculoskeletal human model and proposed Info-Ergonomics concept. This paper overviews Info-Ergonomics concept and focuses on modeling and description of musculoskeletal human bodies.

KEYWORDS

Human Body Modeling, Musculoskeletal Model, Human Motion Simulation, Ergonomics, Human Body Database

1. INTRODUCTION

Ergonomics is one of the fields which pursues the physiological and physical comfortability of various human works, such as factory workers, sports players, and rehabilitation patients. Among them, optimum design of work motions is one of the most important issues in human-machine co-existing systems. Traditional Ergonomics have been facing this problems from the viewpoint of measuring characteristics (i.e. human body shape, weight of each body segment, range of motion of joints) of human bodies. Then they evaluate pain/fatigue on an observation (questionnaire) base. However this approach has many problems. First, generic method to formalize human bodies and to describe problems do not exist. Specific model and methods have been developed in case by case. Second, Ergonomics are just observing correlation between human posture/motion and pain/fatigue, but have not discussed the mechanism of pain/fatigue.

On the other hand, if we can construct precise musculoskeletal human body in the individual level, we can simulate bone muscle action by captured posture/motion and evaluate pain/fatigue in a series of works.

So we proposed individual musculoskeletal human model "BBHM" (Bone Based Human Model) and proposed Info-Ergonomics concept, which means "Information model based Ergonomics".

This paper overviews Info-Ergonomics concept firstly, then will be focusing on modeling and

description of musculoskeletal human bodies.

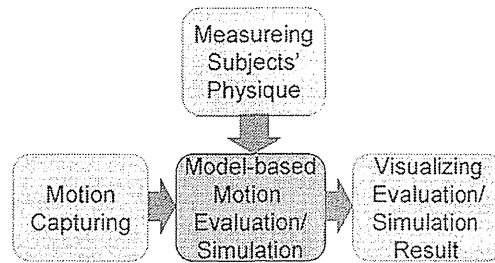


Figure 1: Concept of Info-Ergonomics Simulation System

2. INFO-ERGONOMICS SIMULATION

As mentioned above, Info-Ergonomics is a concept which can simulate pain/fatigue on computer-based human mockup model. The basic idea of Info-Ergonomics established as a wide-range application of Real World Database (RWDB) system [1]. RWDB is integration of 4 component of technologies, Video Capturing, Model based Analysis, Database Processing and Computer Vision. Similarly in the Info-Ergonomics Simulation, Capturing human body motion, Human model creation, Model based analysis/simulation and Visualization are fundamental technologies. This concept is summarized in Figure 1. The function and target of each module is as follows.

- Measuring subjects' physique
In order to evaluate/simulate human body motions precisely, customized human body model must be required. When measuring subjects' physique, not only body size but the body characteristics (range of motion, muscle strength, and so on) should be included.
- Motion capturing
Camera-based motion capture system is adequate because it can detect human posture at each time point without disturbance.
- Model-based Motion evaluation/simulation
Using the customized human model mentioned above, load/fatigue estimation must be done in musculoskeletal level for each time-point-posture of a work motion, provided by motion capturing system.
- Visualizing Evaluation/Simulation result
In order to help intuitive understanding of simulation/evaluation result, some 3D CG systems which can display all bones and muscles with textures in real-time way are required. Also, coloring bone/muscle segments depending on pain/fatigue level is highly recommended.

When we realize total system, we must develop each device, software, and design data format in detail. Especially the data format which bridges functions and functions has an important role. As a result, total system has been designed as a data flow map as shown in Figure 2.

Detail functions of major boxes will be discussed in later sections.

3. PRECISE HUMAN MODEL AND THE DESCRIPTION METHOD

In order to achieve precise evaluation/simulation reflecting individuality(body size, flexibility, physical condition and so on), creating precise human-mockup is the most important issue. However, as human body has a very complicated structure, it is impossible to implement all factors of human bodies such as bones' shape, positions to connect bone and muscle, maximum muscle force, and so on. Therefore selecting essential parameters to execute human simulation and the measurement methods of those parameters should be considered keenly. Also, another important issue is the description method of individual human body, i.e. model description methodology.

From now on, we will be focusing on core technologies and data format to describe measurement

results.

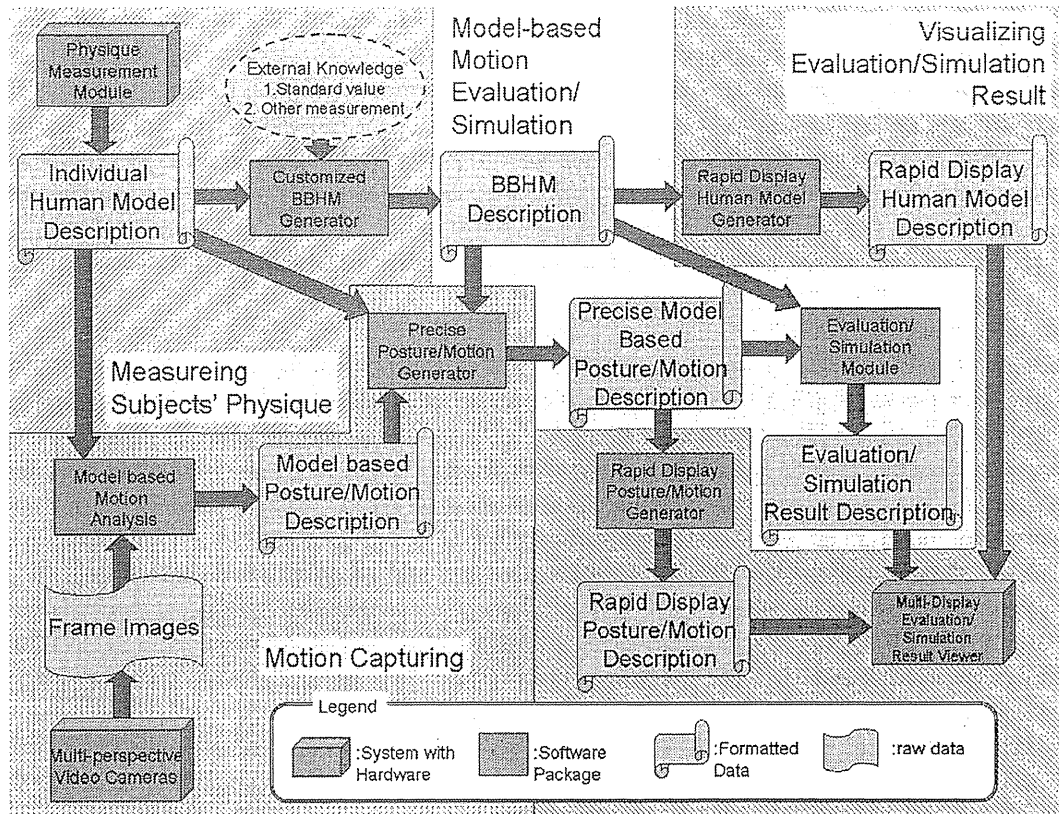


Figure 2: Data Flow Map of Info-Ergonomics Simulation System.

3.1. Measuring Subjects' Physique

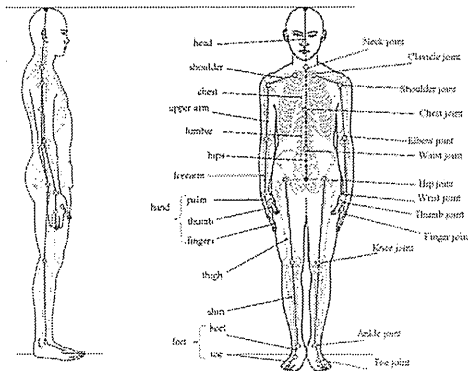


Figure 3: subject's mockup for motion capture

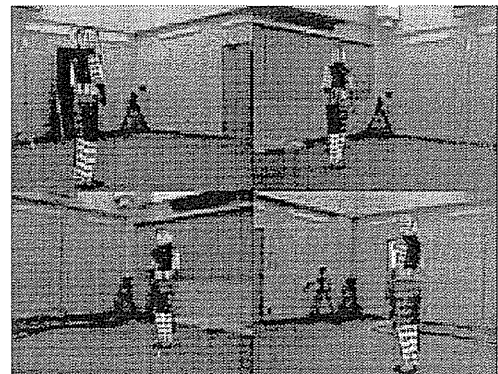


Figure 4: motion capture results

In order to evaluate/simulate individual posture/motion taking individuality (age, stature, life style, flexibility, and so on) into consideration, we need to measure subjects' individuality at first. Among many measurement items showing individuality, two items below are definitely related.

- Segments' length, width, center of joint
These parameters affect the geometric position of human body model.
- Flexibility, muscle strength
Even if the physique is the same, an athletic ability can be extremely different depending on these parameters.

Ideally, it is necessary to measure the sizes, shapes and positions of all a subject's bones or muscles in

order to imitate precise human body model with subject's individually. However, it is not possible without CT/MRI because bones and muscles can't be observed from outside. It is too expensive to use CT/MRI except for medical treatments. On the other hand, our strategy suggests to detect only small number of parameters.

So we tried to reduce parameters to small number of observable ones such as length of upper arms, shoulder width and so on.

We divide human body into a number of segments according to major joints, then we measure the size of body segments. As for range of motion of joints, we adopt measuring method standardized by the Japanese Orthopedic Association and the Japanese Association of Rehabilitation Medicine. About center of joints, we use estimation methods suggested by medical statistics[2][3][4].

3.2. Motion Capturing

In order to detect human motions (or posture sequences) precisely, existing motion capturing systems force us to put a number of "markers" on the surface of body. However, of course, it restricts flexible movement of subjects in a variety of situations. On the other hand, motion capture without markers cannot guarantee the accuracy. This is the reason we introduced "Model based Posture Analysis" method. In the method we use subjects' physique.

So we developed motion capture method with a few markers and image processing.

In order to enable us to capture motion with few markers, we use subjects' physique. At first, we make subjects' mockup with markers. Then we make the mockup to do various postures and we compare not only markers' positions but also the mockup's outline and the captured image's region of subject. Figure 3 shows subjects' mockup.

Result of motion capture with subjects' mockup and 6 markers (right and left of hip, both wrist, both ankle) is shown in Figure 4. By the grace of marker, we are able to capture subject's motion with high accuracy.

3.3. Motion evaluation/simulation

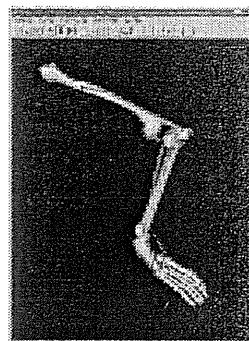
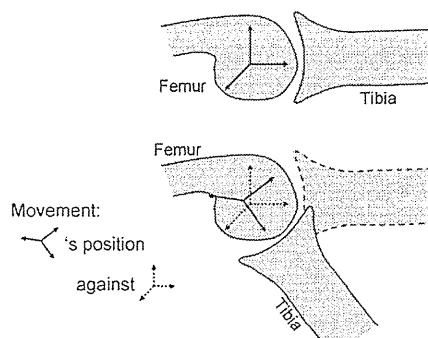


Figure 5: Tibial sliding against femur

Figure 6: Musculoskeletal human model (Right leg)

Detected motions from capturing devices in the section 3.2 are very brief ones. They are "solid model" level description shown in Figure 3, which has only 17 joints and 43 degrees of freedom.

On the other hand the musculoskeletal model used for precise evaluation/simulation must be much more complicated. A human body has approximately 200 bones and 600 muscles in total. After excluding mutually fixed bones such as cranium, number of actual bones is 45.

Furthermore, another type of complexity problem exists. The model shown in Figure 3 is solid-link type. However, in the real joints, a center of rotation is not always a fixed point. For instance, in knee joint, tibia rotates with sliding against femur. (Figure 5) As a result we must develop converting algorithm from motion captured data to the real bone-based motions.

Joint motions in the model shown in Figure 3 can be regarded as a perspective motion of human body.

Several estimating methodologies of real movement of bones using such perspective motions have been proposed[5][6]. Using one of those method, we developed the algorithm of conversion. The posture data format for one BBHM joint shown in Table 1.

Also, data about BBHM bones and muscles are described as shown in Table 2, 3. From those data the spatial positions of bones and muscles of each point of time can be calculated in geometrical model. Additionally, using Hill-type model[7], one of the well-known model of muscle, we can estimate maximum muscle force of each timepoint.

4. EXPERIMENTAL RESULTS AND DISCUSSION

As discussed above, we can estimate muscle length minute by minute from physique and motion data. Then, in order to estimate maximum muscle force of each time point, we use Hill-type model which models Rheological parameters of muscle. By using Hill-type model, we are able to know relation among muscle length, muscle contraction speed, muscle diameter, and maximum muscle force.

As a simple example estimating muscle force, we estimated muscle forces of right legs when the subject was walking. There are about 34 muscles, but here, we extract 3 muscles which are mainly used when subject walks. Figure 6 shows those muscles and bones of right leg. Estimation results are shown in Figure 7. We are able to know that muscles are repeatedly contract synchronizing with walking.

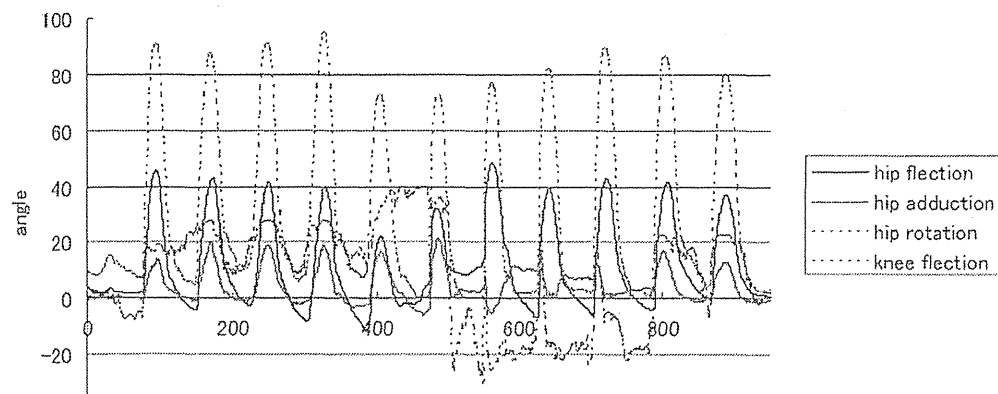


Figure 7: Estimation Result

5. CONCLUSION

In this paper, we proposed musculoskeletal human body model for motion evaluation/simulation. We also surveyed principles of motion capturing and physique measuring. Another Important issue, description method of physique and posture are discussed with partially completed examples.

REFERENCES

- [1] H. Arisawa, T. Tomii, H. Yui and H. Ishikawa. (1995). Data model and architecture of multimedia database for engineering applications. *IEICE Trans. Inf. & Syst.* **E78-D:11**, 1362-1368.
- [2] Clinical Gait Analysis Forum of Japan. (1992). *DIFF Data Interface File Format (DIFF) User's Manual*, Clinical Gait Analysis Forum of Japan.
- [3] Davis, R. B., Ounpuu, S., Tyburski, D. and Gage, J. R. (1991) A gait analysis data collection and reduction technique. *Human Movement Sciences* **10:5**, 575-587.
- [4] Vaughan, C. L., Davis, B. L., and O'Connors, J. C. (1992). *Dynamics of Human Gait*, Human Kinetics Publisher.

- [5] I. Kapandji (1974). *Physiology of the Joints: The Trunk and the Vertebral Column (Trunk & Vertebral Column)*, Churchill Livingstone.
- [6] Furukawa, D., Mori K., Suenaga, Y. (2002) Human Spine Posture Estimation from 2D Frontal and Lateral Views Using 3D Physically Precise Spine Model. *Proceedings of MVA2002*. 224-227.
- [7] Delp S. L., Loan P.(1995) A graphics-based software system to develop and analyze models of musculoskeletal structures, *Comp. Biol. Med.* **25:1**, 21-34.

TABLE 1
BBHM BASED POSTURE DESCRIPTION FORMAT

data name	format	sample data	semantics
TIMEPOINT	float	1.333	time point
SEGID	four figures int	0003	bone ID number
MOVEMENT	float x 3	0.02, 0.01, 0	movement (Figure 5)
ROTATION	float x 4	0.866, 0.354, 0.25, 0.25	quaternion in local coordinate

TABLE 2
BBHM DESCRIPTION FORMAT (BONE)

data name	format	sample data	semantics
SEGID	four figures int	0003	bone ID number
SEGNAM	string	right shinbone	bone name
VRTNUM	int	1082	vertex number
VRT _n	float x 3	0.1282 0.343 1.849	local coordinate of n-th vertex ($0 < n \leq \text{VRTNUM}$)
SRFNUM	int	1254	surface number
SRFLOOP _r	float x (X+1)	487 486 489 -1	surface loop ($0 < n \leq \text{SRFNUM}$, $X \geq 2$) (CCW)
LENGTH	float	8.3 4.8 48.2	bone length (sagittal-horizonal axis, frontal-horizonal axis, vertical axis)
NXTSEGNUM	int	2	next bones' number
NXTSEGID _m	four figures int	4	bone ID of next m-th bone ($0 < m \leq \text{NEXTSEGNUM}$)
NXTSEGCRD _m	float x 3	-63.3 -39.6 -23.43	local coordinate of connect point of next m-th bone ($0 < m \leq \text{NEXTSEGNUM}$)
MSLVRTNUM	int	4	muscle attached vertex number
MSLVRTCRD _p	float x 3	-59.2 -64.9 -19.23	local coordinate of p-th muscle attached vertex ($0 < p \leq \text{NEXTSEGNUM}$)

TABLE 3
BBHM DESCRIPTION FORMAT (MUSCLE)

data name	format	sample data	semantics
SEGID	four figures int	1002	muscle ID number
SEGNAM	string	right muscle of psoas major	muscle name
VRTNUM	int	4	number of attachment (fixed end, mobile end, via points)
BONEID _q	four figures int	0001	attaching bone ID ($0 < q \leq \text{VRTNUM}$)
MSRVRTID _q	int	3	local coordinate ID (=p) of BONEID _q
MAXFORCE	float	10.52	maximum force of natural length
LENGTH	float	28.3	muscle length of fundamental standing position

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷

以下の頁は著作権者の許諾を得ていないため、公表できません。

抜刷 8 ~ 抜刷 8

抜刷 12 ~ 抜刷 12

抜刷 15 ~ 抜刷 16

抜刷 18 ~ 抜刷 20

抜刷 23 ~ 抜刷 24

抜刷 ~ 抜刷