

# PET-CT による医療画像自動診断システムの構築 - アルゴリズムの構築手法と検証評価

佐藤 貴子<sup>†</sup> 金子 つばさ\* 後藤田 結<sup>‡</sup> 田村 直良<sup>‡‡</sup> 有澤 博<sup>††</sup>  
 相模女子大学学芸学部メディア情報学科<sup>†</sup> 株式会社リアルメディアラボ\*  
 横浜国立大学大学院環境情報学府<sup>‡</sup> 横浜国立大学大学院環境情報研究院<sup>‡‡</sup>  
 横浜国立大学大学院医学研究科<sup>††</sup>

## 1. はじめに

現在の日本でがんは成人の 3 大死因のひとつであり、高齢者の三分の一ががんで死ぬとさえ言われている。一方でがんには多くの治療法が開発され、何より早期発見、早期治療が重要である。PET (Positron Emission Tomography) と CT (Computed Tomography) を組み合わせた画像診断は、がんを数ミリオーダーの早期の段階から発見でき、しかも腫瘍マーカーと違い、多くの種類のがんを一度に全身から発見できる点で非常に有効な診断手法として着目されている。PET では FDG (Fluorodeoxyglucose) という放射性ブドウ糖を体内に注入し、がんが糖を活発に吸収する性質を利用し、FDG の集積具合を 3 次元画像化して専門医 (読影医) が異常な集積 (がん候補) を検出する。しかしがん以外にも糖が集積する所はあり、真のがんのみを的確に拾うためには高度の読影技術が求められる。(文献 1)

読影医が行う画像診断をコンピュータが支援する CAD (Computer Aided Diagnosis) は診断の効率化と正確性を担保するために重要な技術である。PET に限らず様々な医療画像に対して、**ビューワと呼ばれる 3 次元可視化ソフト**が提供されており、領域指定や体積計算などを支援している。しかし、それらにおいてコンピュータアルゴリズムによる異常領域検出、すなわち診断の自動化については極めて限定的にしか行われていない。さらに PET 画像は構築法による画質の違いがあり、画素値 (SUV) に定量的な意味を持たせにくい等の理由から、異なる時点の画像に対する診断結果の定量的比較にはほとんど手が付けられていない。

著者らは PET と CT の画像から安定して異常領域を見つけ出し、各異常に対して定量的な数値を導く PET-CT CAD システムの研究開発プロジェクトを 10 年あまりに渡り続けてきた。熟練読影医と連携し、その中で医師の手法を真似つつ独自の診断アルゴリズムを開発した。本研究報告ではアルゴリズムの重要な要素のひとつである異常領域候補の抽出・判別アルゴリズムについて説明し、その検証結果を報告する。

## 2. PET-CT 画像の異常領域抽出アルゴリズム

FDG PET-CT 画像を利用した全身がん自動診断システムについては、著者らのプロジェクトにおいて、見落としが少 (再現率 99.5%) だが過剰指摘が多い (全身で適合率が 20%以下) という結果が既に得られている。その自動診断アルゴリズムの概要は下記の図 1 のように 3 つの段階から成り立っている。

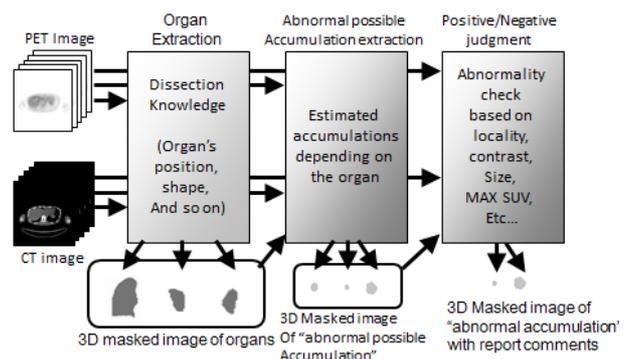


図 1. 異常領域抽出アルゴリズムの概要

### 3-Step-detection method of abnormal regions from PET

読影医の診断においては、体内の各臓器・領域ごとに FDG の吸収度合いが異なることから、あらかじめ PET-CT 原画像 (主に CT 画像) を用いて認識可能な臓器を識別し、そのうえで抽出した臓器ごと、領域ごとに、その特性を考慮して異常 (がん) と思われる集積をすべてピックアップする。さらに異常候補の一つ一つを精査し、

Design and Construction of Computer Aided Diagnosing System based on PET-CT Images and Verification of its accuracy

<sup>†</sup> Takako Sato, Sagami Women's University

\* Tsubasa Kaneko, Realmedia Lab. Corp.

<sup>‡</sup> Yui Gotoda, Yokohama National University

<sup>‡‡</sup> Naoyoshi Tamura, Yokohama National University

<sup>††</sup> Hiroshi Arisawa, Yokohama City University

形状や大きさ、背景とのコントラスト、及び患者の病歴や他の検査等も参照して最終的にがんであるかを決定する（「陽性判定」と呼ぶ）。著者らの PET-CT CAD システムに於いても、原則的に同様の手法をコンピュータで真似るようなアルゴリズムを構築した。しかし、読影医が経験に基づき感覚的に抽出している、特に小さな異常領域については、画像処理の関係で実際より低い SUV が出てしまう（「部分容積効果」と言う）現象などあり、単純にある閾値以上の部分をすべて異常とするような事はできない（見落とし「偽陰性」になってしまう）ことが分かっている。そこで著者らは実際の集積の 3 次元的な形状に着目し、その特徴から異常とみなすかみなさないかの閾値を動的に変化させることを試みた。（文献2）

### 3. 動的閾値決定法

PET 画像から検出できるがんは、一般に集積の重心方向に向かうほど高い SUV を示す傾向がある（脳や膀胱などもともと極めて高い SUV を示す部位を除く）。さらにがんでは背景に対して SUV が急峻に立ち上がって行く方向が存在することから、この地点を捉えて、その SUV を利用して、もともとこの領域に設定されていた閾値を修正することを考えた。

便宜的に 2 次元位置+SUV として説明する。SUV が急峻に立ち上がる斜面領域を抽出するため、SUV の勾配を求める。ある点(x, y)において 26 近傍で最も傾きの大きな勾配は、距離を考慮した重みをつけ

$$f'(x,y) \equiv \max \left( \frac{f(x+a,y+b) - f(x,y)}{\sqrt{a^2 + b^2}} \right)$$

(a, b は-1, 0, 1、ただし(a, b)=(0, 0)を除く)として求められる。

勾配値に対し、統計データと医師との議論をもとに決定した閾値を用いて、図 2 の模式図で斜線部のような領域を抽出し、中央部分を補完することで異常の疑いのある領域を抽出する。

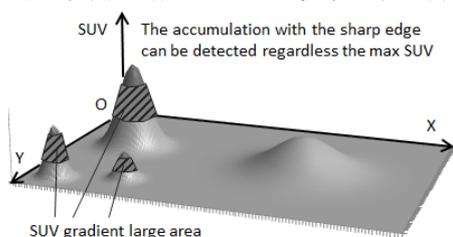


図 2 勾配の大きな領域と抽出される異常領域

しかし、この手法では注目画素の 26 近傍のみ

を対象としたマイクロな処理であるため、集積全体をみると勾配がさほど大きくない偽陽性の集積が多く抽出される（図 3(c)）、近接した 2 つの集積が 1 塊で抽出される（図 3(d)）などの問題がある。そこで、得られた集積を個々の SUV 最大 SUV・平均値 SUV 等をもとに再分類し、最終的な集積を出力した。

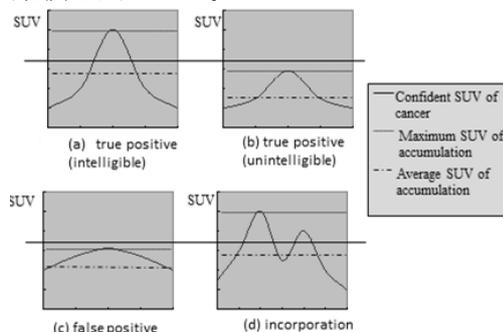


図 3 偽陽性等のパターン

Typical pattern of False Positives

### 4. 実症例を用いた検証

肺・縦隔にがんがある 38 症例について提案手法を適用した診断システムを用い、診断を行った結果が表 1 である。

表 1 実験結果

	真陽性数	偽陽性数	偽陰性数
正解	68		
従来手法	67	266	1
提案手法	67	52	1

偽陰性は、臓器領域の抽出失敗に起因するものであり今後改善の余地があるが、提案手法により偽陰性を増やすことなく偽陽性を大幅に削減できたことがわかる。

### 5. まとめ

本研究では PET-CT CAD に必要な異常領域の自動抽出法とその精度向上についての提案を行い、実症例を用いた検証を行い有効性を確認できた。

**謝辞：**本研究は科学研究費補助基盤(B)15H02706 による支援を受けています。また本研究の実施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にご指導・助言をいただきました。ここに深く感謝の意を表します。

### 参考文献：

- 陣之内正史編：FDG-PET マニュアルー検査と読影のコツ、インナービジョン(2005)
- H.Arisawa & T.Sato et.al: Improvement of Automated Cancer Detection System Using PET-CT Images, RSNA LL-IN2166-R09 (2009)