

* 研究論文 *

PET/CT 画像を用いた乳房領域の抽出と乳腺腫瘍および腋窩転移の自動検出の試み

箕浦 菜月*¹ 寺本 篤司*¹ 高橋 克彰*² 山室 修*²
西尾 正美*³ 玉木 恒男*² 藤田 広志*⁴

要 旨

PET/CT は形態情報と機能情報が得られるため、乳がんの診断に有効である。本研究では、PET/CT 画像から乳腺腫瘍および腋窩転移を自動検出する手法の開発を目的とする。本手法ではまず、CT 画像の骨格情報と肺野情報から乳房および腋窩領域を含む領域を抽出する。次に、PET 画像ではヘッセ行列の固有値を用いた塊状構造の強調と二値化処理により高集積領域を検出する。検出した高集積領域と CT 画像から抽出した乳房領域を重ね合わせることで、乳房領域外の高集積領域が除外され、初期候補領域が決定する。その後、ルールベース方式の偽陽性削除を行って候補領域を得る。検証では、乳がんを診断された 10 症例の PET/CT 画像を用いて FROC カーブを算出し、腫瘍検出能力を評価した。腫瘍検出能力は 1 症例あたりの偽陽性数が 3.9 個のとき真陽性率は 76% となり、良好な結果が得られた。

キーワード：PET/CT、乳がん、自動検出、領域抽出、ヘッセ行列

Med Imag Tech 35(3): 158-166, 2017

1. はじめに

現在、乳がんは女性の間で最も罹患率の高いがんである [1]。乳がんの診断には、乳がんのスクリーニング検査で用いられるマンモグラフィや超音波検査、乳がんハイリスクの女性に対して推奨される乳腺 magnetic resonance imaging (以下 MRI) をはじめ、乳腺 computed tomography (以下 CT) や positron emission tomography/computed tomography (以下 PET/CT) 等、さまざまなモダリティーが用いられている。これらのうち、マンモグラフィや超音波検査、CT では乳がんによる形態変化を捉えることができる。また、MRI や PET では機能情報が得られるが、その中でも PET 検査では糖代謝を反映した機能情報が得られる。本研究では、PET/CT

による乳がんの診断に注目する。

乳がんの診断において、PET/CT 検査では CT 画像から形態情報、PET 画像から機能情報が得られるため、鑑別診断が可能になる。また、一度に全身検索を行うことができるため、腋窩をはじめとするリンパ節転移や遠隔転移の有無を調べることができるといった利点がある。しかし、PET/CT 検査で全身の PET 画像、CT 画像を撮影して得られる画像は膨大であり、これらを読影する医師への負担や診断精度の低下が懸念される。

医師の負担を軽減し診断精度を維持するひとつの解決策として、コンピューター支援診断システム (computer aided diagnosis: 以下 CAD) の利用がある。CAD は医師の診断を支援するための「第 2 の意見」であり、膨大な画像をコンピューターで分析し、病変の候補を提示することで医師の診断を支援するものである [2]。

多くの研究者がさまざまなモダリティーを対象とした CAD を開発している。例えば、マンモグラフィ用の CAD では腫瘍陰影や微小石灰化の検出を目的とする CAD ソフトウェアが実用化されており [3]、構築の乱れの検出を目的

*¹ 藤田保健衛生大学大学院保健学研究科〔〒470-1192 豊明市沓掛町田楽ヶ窪 1-98〕

e-mail: teramoto@fujita-hu.ac.jp

*² 名古屋画像診断クリニック

*³ 名古屋放射線診断クリニック

*⁴ 岐阜大学大学院医学系研究科

投稿受付：2016 年 5 月 13 日

採録決定日：2017 年 2 月 8 日

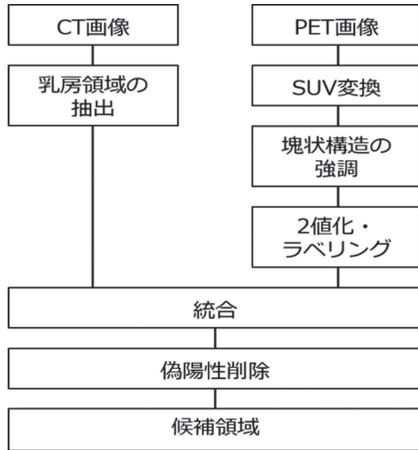


図1 方法のフローチャート.

とするCADが研究段階にある [4]. PET/CT においては, PET 画像の情報を利用したCADの開発が行われている [5, 6]. また, PET 画像とCT画像の情報を相補的に利用したCADの開発が行われ, 肺がん (結節や腫瘍) の自動検出手法が提案されている [7, 8]. さらに, CT 画像からヘッセ行列を利用して結節状陰影やリンパ節転移の検出を行う研究も行われている [9, 10]. しかし, PET/CT 画像を用いたCADにおいて乳腺腫瘍や腋窩転移を自動検出する手法の開発はまだ行われていない. そこで本研究では, PET/CT 画像を用いて乳腺腫瘍や腋窩転移の自動検出手法の開発を目的とする.

2. 手 法

PET/CT 画像を用いた乳腺腫瘍および腋窩転移の自動検出処理のフローチャートを図1に示す. 本手法では, CT 画像から腋窩を含む乳房領域を三次元的に抽出し, PET 画像から乳房領域内の乳腺腫瘍や腋窩転移である高集積領域を検出し, これらを統合して候補領域を得る. 以下にその具体的な処理手順を述べる.

1) 乳房領域の抽出

(1) 乳房領域の定義

まず, 乳房と腋窩を含む乳房領域を図2(a)の B_{cube} のように定義する. 同図の座標系において, 乳房領域の z 軸方向は始点を頭と体幹部の境界 (Z_{B1}) とし, 終点は肺底部の座標 (Z_{B2}) とする (同図(b)). xy 方向は肩甲骨の位置を探索

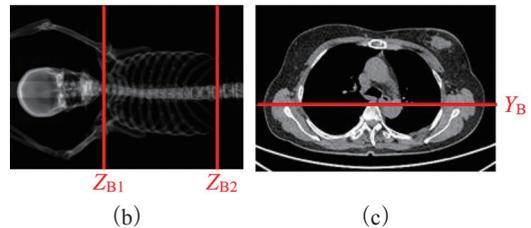
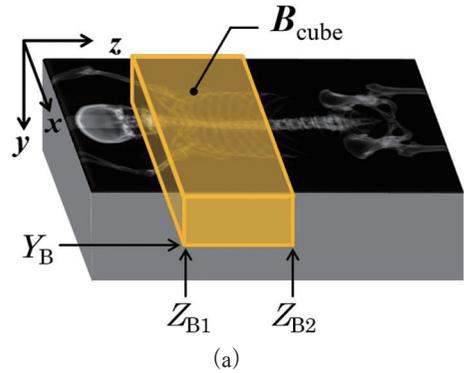


図2 乳房領域の定義. (a)三次元方向画像, (b)z軸方向画像, (c)xy方向画像.

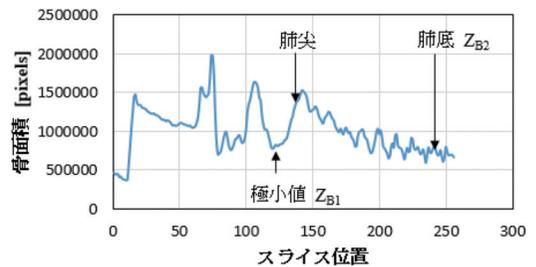


図3 骨面積プロファイル.

し (Y_B), それよりも腹側とする (同図(c)).

(2) 肺領域の自動抽出

CT 画像から乳房領域を抽出する際に, 肺領域が手掛かりとなる. そこで, CT 画像に対し二値化, モルフォロジー処理を適用することにより肺領域 L を抽出する. そして, 得られた肺領域から肺尖と肺底のスライス位置 L_A, L_B も取得する [11].

(3) z軸方向の乳房領域の決定

まず, 骨を検出するための閾値 Th_{bone} で二値化処理を行う. 次に, 二値化したCT画像について, スライス画像ごとに骨領域の画素数をカウントする. そして図3に示すように, 横軸をスライス位置, 縦軸を骨面積とした骨面積プロ

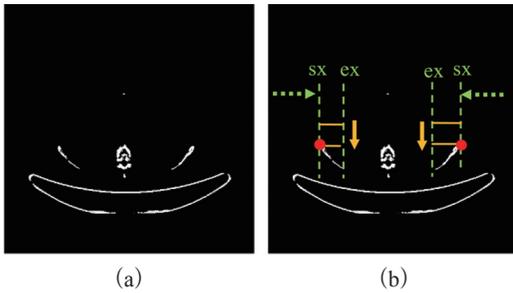


図4 xy方向の乳房領域の決定。(a)肋骨除去画像、(b)肩甲骨上端検出画像。

ファイルを作成する。ここで始点 Z_{B1} は、連続する体幹部に比べて骨面積が小さくなるため、図3に示すように肺尖に隣接する極小値に対応する。そこで、得られたプロファイルにおいて、肺尖のスライス位置を手掛かりに極小値を探索する。このとき、骨面積プロファイルは移動平均で平滑な形状にしてから極小値の探索を行う。なお、移動平均処理は注目点の前後19点の平均値を算出することにより行った。終点 Z_{B2} は肺抽出で得られた肺底のスライス位置 L_B とする。

(4) xy方向の乳房領域の決定

肩甲骨の位置を検出して、乳房領域のxy方向を決定する。これまでに骨格を認識するためのさまざまな方法が研究されている [12, 13]。本研究では、骨格を認識することではなく肩甲骨の上端の位置を得ることが目的であるため、簡易的な方法として体軸方向に最大値投影処理を行い、肩甲骨を探索する。

肩甲骨を探索する際に肋骨成分が投影像に混入すると、検出位置のずれが生じる原因となる。そこで、まず、 Th_{bone} で二値化したCT画像に対してオープニング処理を行い、肋骨を除去する。なお、オープニング処理の構造画素は半径 $1 \times 1 \times 5$ 画素の楕円体とする。その後体軸方向に最大値投影処理を行う。肋骨を除去した投影処理後の軸位断像を図4(a)に示す。次に、肋骨を除去した画像から左右の肩甲骨の上端のy座標を探索する。まずx方向の探索を行う。図4(b)に示すように、矢印(点線)の方向で肩甲骨のx方向の範囲を探索する(sx~ex)。次にy方向の探索を行う。図4(b)の点線の範囲において、sxのy座標より上側から矢印(実線)方向に肩甲

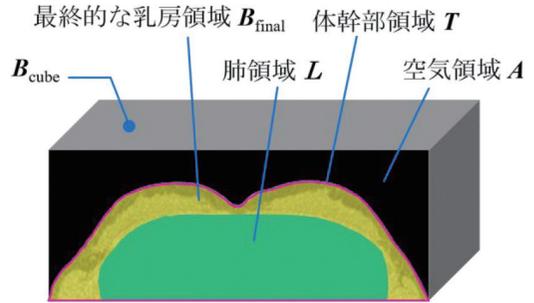


図5 乳房領域の決定。

骨の上端を探索する。図4(b)の赤丸は、検出した左右それぞれの肩甲骨の上端の位置を示す。得られた左右のy座標を平均し、 Y_B を得る。そして、 Y_B よりも腹側をxy方向の乳房領域とする。

(5) 乳房領域の決定

以上の処理により、z軸方向($Z_{B1} \sim Z_{B2}$)およびxy方向の乳房領域がそれぞれ決定し、図5に示すような B_{cube} が得られる。ここで体幹部領域 T を抽出するための閾値 Th_{breast} で二値化処理を行う。二値化処理により検出された体幹部領域 T とその外側である空気領域 A が認識される。この B_{cube} から空気領域 A を除外した体幹部領域 T から、さらに肺領域 L を削除することで最終的な乳房領域 B_{final} が得られる。

2) 高集積領域の自動検出

(1) SUV変換

PET装置から出力される画像の画素値は、薬剤の投与量や患者体重により変化する。そこで、最初にPET画像のすべての画素値を投与量、体重で正規化した standardized uptake value (以下SUV) に変換し [14]、検出に利用する。

$$SUV = \frac{\text{組織放射能 [Bq/g]}}{\text{投与放射能 [Bq] / 体重 [g]}} \quad (1)$$

(2) 塊状構造の強調

集積が低い腫瘍は検出されにくく、また小さな腫瘍は薬剤の取り込みが多い場合でもPET装置の空間分解能が低いため、集積が過小評価され見逃しやすくなる。そこで、低集積で小型の腫瘍も検出するために、ヘッセ行列を用いた塊状構造の強調を行う [15]。ヘッセ行列は式(2)に示すように、画素値をさまざまな空間方向に

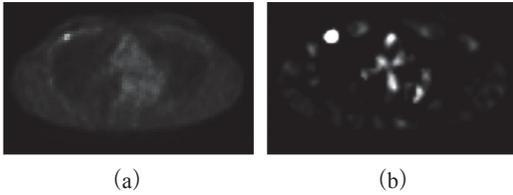


図6 塊状構造の強調. (a)PET 原画像, (b)塊状構造強調画像.

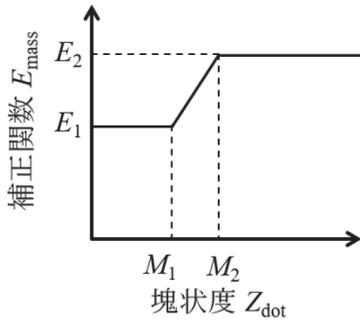


図7 SUV 補正関数.

2階微分した値を要素とする行列である. ここで式(2)中の f は標準偏差 σ_H のガウシアンフィルタにより平滑化を行ってから, 2階微分値を求めることで算出される.

$$H = \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} & f_{xz} \\ f_{yx} & f_{yy} & f_{yz} \\ f_{zx} & f_{zy} & f_{zz} \end{pmatrix} \quad (2)$$

式(2)より得られる3つの固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ を用いて, 塊状度を表す Z_{dot} を次式により算出する.

$$Z_{dot}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \begin{cases} |\lambda_3|^2 / |\lambda_1|, & \lambda_1 < 0, \lambda_2 < 0, \lambda_3 < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

PET 原画像に対し, おおのこの画素について Z_{dot} を算出すると, 図6(b)に示すような画像が得られる.

次に, 式(4)に示すように PET 原画像の SUV を塊状度に基づいて補正する.

$$I'(x, y, z) = I(x, y, z) + E_{mass}(Z_{dot}(x, y, z)) \quad (4)$$

ここで, 式(4)の I は PET 原画像の SUV, I' は SUV 補正後の PET 画像の SUV, Z_{dot} は塊状度,

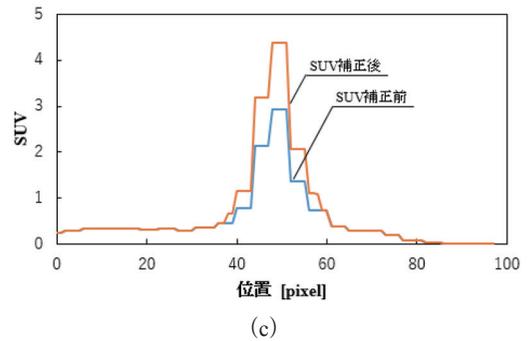
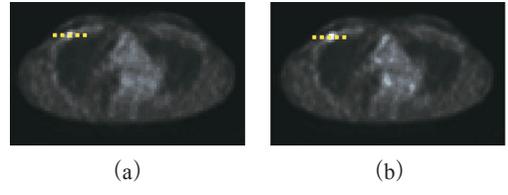


図8 SUV 補正. (a)PET 原画像, (b)SUV 補正画像, (c)SUV 補正前後のプロファイル ((a), (b)の波線部にて算出).

E_{mass} は SUV を補正するための補正関数を表している. ここで, E_{mass} は図7のように定義する. M_1, M_2 は塊状度が低い領域は強調せず, 塊状度が高い領域にはノイズも含まれるため過度に強調を行わないように制御するためのパラメーターである. また, E_1, E_2 は強調する度合いを調整するためのパラメーターである.

以上の処理により, 塊状度に応じて PET 画像の SUV を補正した画像が得られる (図8(a), (b)). 図8(a), (b)に示した点線部から得られたプロファイル(c)に示す. プロファイルより塊状構造をもつ部分の SUV のみが強調されることがわかる.

(3) 二値化・ラベリング

塊状構造強調処理により SUV が補正された PET 画像を閾値 Th_d で二値化することにより, 高集積領域を検出する (図9(b)). このときの閾値は SUV で与える. その後, ラベリング処理を行って, 初期候補領域を得る.

(4) 乳房外候補領域の削除

CT 画像から得た乳房領域を用いて, PET 画像中の乳房領域のみを抽出する. そして乳房領域内の高集積領域を自動検出する (図9(c), (d)).

(5) 偽陽性削除

生理的集積が生じる位置や生理的集積で検出

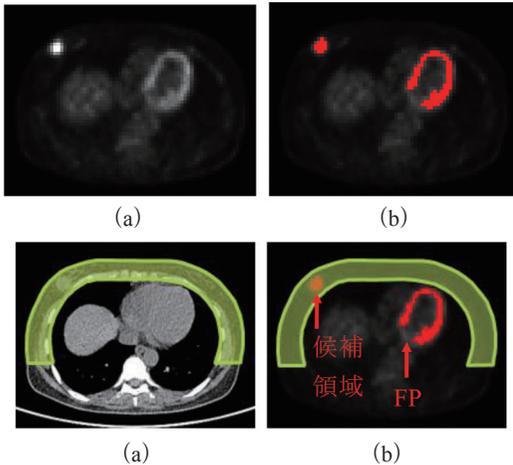


図9 高集積領域の自動検出。(a)PET原画像、(b)二値化画像、(c)乳房領域抽出画像、(d)検出結果。

される領域の大きさに注目し、候補領域の位置で明らかに乳房領域内に含まれないものや、一定の体積 V_{FP} 以下のものについてはルールベース法による偽陽性削除を行う。本研究では以下に記したルールに基づき、偽陽性を削除した。

- ・肝臓に生じた偽陽性の削除ルール：x座標、y座標が肺野に外接する領域内にあり、かつz座標が肺底付近 ($L_B - (L_B - L_A) \times 0.3$ から L_B の範囲) に存在する候補領域は偽陽性とみなす。

- ・頭頸部に生じた偽陽性の削除ルール：x座標が両側の肩甲骨内側にあり、かつy座標が寝台よりも体側にあり、かつz座標が Z_{B1} から肺尖の間にある候補領域は偽陽性とみなす。

- ・候補領域の体積に基づく削除ルール：指定した体積より小さい領域は偽陽性とみなす。

以上の処理により、最終的な候補領域を得る。

3. 検証

1) 検証方法

本手法の有用性を評価するために、東名古屋画像診断クリニックで撮影された乳がん10症例を対象に、乳房領域抽出精度および乳腺腫瘍検出能力を評価した。なお、10症例中に含まれる腫瘍数は放射線科医により指摘のあった乳腺腫瘍11個、リンパ節転移31個の計42個とした。乳房領域の抽出の可否は、目視で肩甲骨より腹側で腋窩が十分含まれているか否かで判断した。また、乳腺腫瘍の検出の可否は、放射

線科医が登録した腫瘍の中心座標のデータベースを作成しておき、登録した座標を中心とした半径3画素の領域の一部またはすべてが検出領域内に含まれているかどうかを評価することにより判断した。撮影装置にはシーメンス社製 True Point Biograph 40 を用いた。画素サイズは、CT画像では $0.97 \times 0.97 \times 2.00 \text{ mm}^3$ 、PET画像では $4.07 \times 4.07 \times 2.00 \text{ mm}^3$ である。10症例に含まれる腫瘍の平均サイズは $25.2 \pm 9.07 \text{ mm}$ 、SUVの平均値は 4.44 ± 3.07 である。なお、二値化閾値は、 $Th_{bone} = 150 \text{ [H.U.]}$ 、 $Th_{breast} = -500 \text{ [H.U.]}$ とし、偽陽性削除の際、体積 V_{FP} が19 pixel 以下のものは候補領域から除外した。また、塊状構造強調処理のSUV補正関数のパラメーターについては、直径20 mm、SUVmaxが1.5のガウス分布球 ($\sigma_H = 1.5$) が検出できるよう、 $M_1 = 10^7$ 、 $M_2 = 1.5 \times 10^7$ 、 $E_1 = 1.0$ 、 $E_2 = 1.5$ とした。ここで、直径20 mmの物体を強調する対象とした理由は、直径20 mm前後の腫瘍は分解能の問題でSUVが低下するものの、画像診断時に指摘可能であり、検出すべき対象となるためである。それ以下のサイズの物体はノイズである可能性が高く、強調しても偽陽性が増加する原因になり、逆にそれ以上のサイズのものについては腫瘍領域が高集積となるため強調が不要である。

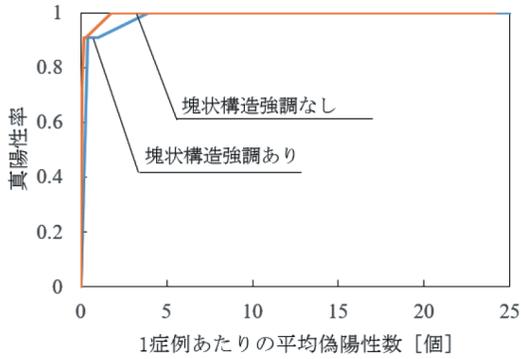
なお、これらの画像解析には Visual studio 2012 を用いて開発した自作プログラムを使用した。

2) 結果

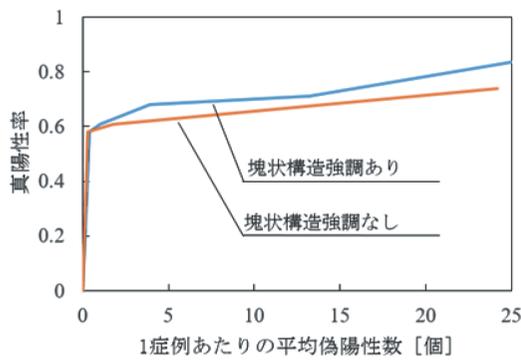
乳房領域の抽出については、すべての症例で正しく乳房領域が認識された。

高集積領域の自動検出について、閾値により検出能力が変化するため検出閾値 Th_d を1.0から3.0で0.5ずつ変化させながら真陽性率と1症例あたりの偽陽性数を求めてFROCカーブを作成した。塊状構造の強調を行った場合と行わなかった場合について、乳腺腫瘍のみ、リンパ節転移のみ、腫瘍全体の3つの場合に分けて作成したFROCカーブを図10に示す。

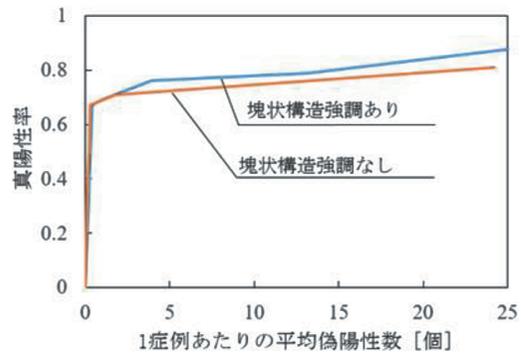
図10(c)より腫瘍検出能力について、塊状構造の強調を行った場合、1症例あたりの偽陽性数が3.9個のとき真陽性率は76%となった。このときの高集積領域の自動検出結果の例を図11、12、13に示す。図11は乳房領域内の高集積領域が検出された例である。また図12は過剰検出例であり、図13は未検出例である。



(a)



(b)

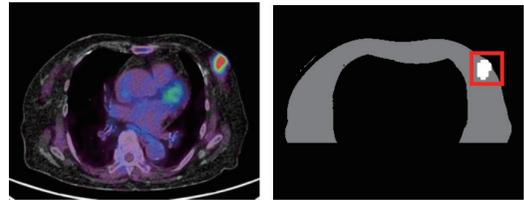


(c)

図10 検出特性 (FROC カーブ). (a) 乳腺腫瘍のみ, (b) リンパ節転移のみ, (c) 全体.

4. 考察

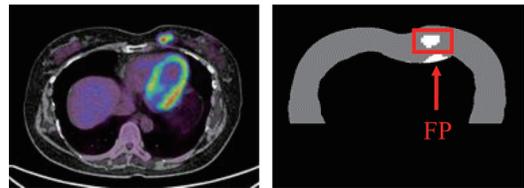
図10(a)より, 乳腺腫瘍のみの場合は真陽性率に変化がみられず, 塊状構造の強調の有無の差は小さかった. しかし, 図10(b)より, リンパ節転移の場合は塊状構造を強調したほうが真陽



(a)

(b)

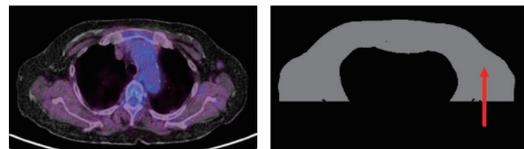
図11 検出例. (a)PET/CT 画像, (b)高集積領域検出画像.



(a)

(b)

図12 過剰検出例. (a)PET/CT 画像, (b)高集積領域検出画像.



(a)

(b)

図13 未検出例. (a)PET/CT 画像, (b)高集積領域検出画像.

性率が向上していることがわかる. 通常, 見逃しが多くなるリンパ節転移での検出率の向上により, 全体として図10(c)では, 塊状構造強調ありのほうが真陽性率は向上し, 本手法における塊状構造処理の適用の有用性が示唆された.

図11はSUVmaxが7.56と高く, 腫瘍径も大きいので検出することができた. また図12の症例では乳房領域内の高集積領域が検出されたが, 乳房領域が過剰抽出されたことにより, 心臓への集積が偽陽性として検出された. 図13の症例では乳房領域内の高集積領域は未検出となったが, この理由として腫瘍が低集積かつ比較的小型であったため, 塊状度が低く, 強調が困難であったと考えられる.

腫瘍検出能力については, 1症例あたりの偽陽性数が3.9個のとき真陽性率は76%となったが, 乳房内の腫瘍11個についてはすべて検出す

ることができていた。未検出となったのはすべて腋窩などへのリンパ節転移の集積であった。リンパ節転移の集積は小型でも集積の高いものや塊状度の大きいものは検出することが可能であったが、大きさが 10 mm 程度で SUV が 1.5 以下の腫瘍で塊状度が低いものが未検出となり、真陽性率が低下した。偽陽性としては、図 12 に示すような心臓への生理的集積が過剰検出されたものや、乳頭への生理的集積、偽陽性削除で削除しきれなかった頭頸部のリンパ節への集積がみられた。このような偽陽性を削除する方法を今後検討していく必要がある。また、 V_{FP} は今回用いた症例に過適合した状態であるといえる。今後の課題として、ほかに形状特徴量などを追加した総合的な偽陽性削除を行うように手法を改良していく必要がある。

5. 結 論

PET 画像と CT 画像の 2 種類の画像を用いて、乳腺腫瘍を自動検出する手法を提案した。検証を行った結果、基礎的な検討としては良好な結果が得られた。

今後は偽陽性削除処理の改良について検討するとともに、より多くの症例にて有効性の評価を進める予定である。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金（新学術領域研究：26108005：「医用画像に基づく計算解剖学の多元化と高度知能化診断・治療への展開」）により行われました。

文 献

[1] がんの統計編集委員会編：がんの統計<2015 年版>。がん研究振興財団，東京，2016，p14
 [2] 藤田広志：医用画像のためのコンピュータ支援診断システムの開発の現状と将来。日本写真学会誌 **66**: 484-490, 2003
 [3] 藤田広志, 原 武史, 松原友子, 他：乳がん画像診断領域におけるコンピュータ支援診断 (CAD)。医

用画像情報学会誌 **23**: 19-26, 2006
 [4] Yoshikawa R, Teramoto A, Matsubara T, et al.: Automated detection of architectural distortion using improved adaptive Gabor filter. In Fujita H, Hara T, Muramatsu C, eds., Breast Imaging, Lecture Notes in Computer Science vol. 8539. The 12th International Workshop on Breast Imaging, Springer, Cham, 2014, pp606-611
 [5] Guan H, Kubota T, Huang X, et al.: Automatic hot spot detection and segmentation in whole body FDG-PET images. In proceedings of the 13th IEEE International Conference in Image Processing, Atlanta, 2006, pp85-88
 [6] Ballangan C, Wang X, Fulham S, et al.: Lung tumor segmentation in PET images using graph cuts. Comput Methods Programs Biomed **109**: 260-268, 2013
 [7] Teramoto A, Fujita H, Takahashi K, et al.: Hybrid method for the detection of pulmonary nodules using positron emission tomography/computed tomography. Int J CARS **9**: 59-69, 2014
 [8] Teramoto A, Fujita H, Takahashi K, et al.: Automated detection of pulmonary nodules in PET/CT images: Ensemble false-positives reduction using a convolutional neural network technique. Med Phys **43**: 2821-2827, 2016
 [9] 板井善則, 金 亨燮, 石川聖二, 他：経時的差分画像を用いた CT 画像からの結節状陰影の検出。Med Imag Tech **26**: 217-224, 2008
 [10] 中村嘉彦, 北坂孝幸, 水野慎士, 他：塊状構造強調処理の改良による 3 次元腹部 X 線 CT 画像からのリンパ節自動検出手法の精度向上。Med Imag Tech **31**: 62-71, 2013
 [11] Teramoto A, Fujita H: Fast lung nodule detection in chest CT images using cylindrical nodule-enhancement filter. Int J CARS **8**: 192-205, 2013
 [12] 周 向榮, 小林晋士, 原 武史, 他：アトラスに基づく体幹部マルチスライス CT 画像からの胸部骨格の構造認識。医用画像情報学会誌 **22**: 220-228, 2005
 [13] 横田 太, 岡田俊之, 高尾正樹, 他：統計アトラスを用いた股関節三次元 CT 画像からの骨盤解剖学的座標系の自動設定。Med Imag Tech **30**: 43-52, 2012
 [14] Keys JW: SUV: Standard uptake or silly useless value? J Nucl Med **36**: 1836-1839, 1995
 [15] Li Q, Sone S, Doi K, et al.: Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two- and three-dimensional CT scans. Med Phys **30**: 2040-2051, 2003

Preliminary Study on an Automated Extraction of Breast Region and Automated Detection of Breast Tumors and Axillary Metastasis Using PET/CT Images

Natsuki MINOURA ^{*1}, Atsushi TERAMOTO ^{*1}, Katsuaki TAKAHASHI ^{*2}, Osamu YAMAMURO ^{*2},
Masami NISHIO ^{*3}, Tsuneo TAMAKI ^{*2}, Hiroshi FUJITA ^{*4}

^{*1} *Graduate School of Health Sciences, Fujita Health University*

^{*2} *East Nagoya Imaging Diagnosis Center*

^{*3} *Nagoya Radiological Diagnosis Center*

^{*4} *Graduate School of Medicine, Gifu University*

Positron emission tomography (PET) and X-ray computed tomography (CT) are used for the localization and analysis of breast cancer and axillary metastasis. In this study, we develop a method for the automated detection of breast tumors and axillary metastasis in PET/CT images. Our scheme extracts the breast region, which includes axilla, from CT images and then detects high-uptake regions inside the breast region from PET images. First, a bounding box is calculated for the breast and the axilla using bone and lung information obtained from CT images. Second, high-uptake regions are detected in PET images using massive structure enhancement and thresholding. The areas outside the breast regions are excluded from initial candidate regions. False positives (FPs) are eliminated using the location and the shape of initial candidate regions before obtaining final candidate regions. In our experiments, we evaluated tumor detection ability of the proposed method. Breast regions were identified and extracted correctly in all cases. Sensitivity of tumor detection was 0.76 with a number of FPs/case of 3.9. These results indicate that the proposed method may be useful for breast tumor and axillary metastasis detection using PET/CT images.

Key words: PET/CT, Breast cancer, Automated detection, Region extraction, Hessian matrix

Med Imag Tech **35**(3): 158–166, 2017



箕浦菜月 (みのうら なつき)

2016年藤田保健衛生大学医療科学部放射線学科卒業。現在、同大学大学院保健学研究科修士課程に在学中。診療放射線技師。PET画像を用いたCADに関する研究に従事。日本医用画像工学会、日本放射線技術学会会員。



西尾正美 (にしお まさみ)

1993年医師免許取得。研修医終了後、天理よろづ相談所病院シニアレジデント、名古屋市立大学病院、名古屋市立東市民病院、名古屋第二赤十字病院勤務を経て、2002年に医療法人名古屋放射線診断財団名古屋放射線診断クリニック入職。現在に至る。日本医学放射線学会専門医、日本核医学学会専門医、PET核医学認定医。



寺本篤司 (てらもと あつし)

1996年名城大学電気電子工学科卒業。1998年同大学修士課程修了。同年4月名古屋電機工業(株)入社。2005~2007年岐阜大学医学部研究生。2008年藤田保健衛生大学医療科学部講師。2012年同大学准教授。博士(工学)。医用画像処理・認識、コンピュータ支援診断、X線を用いた非破壊検査技術等の研究に従事。電子情報通信学会、医用画像情報学会(理事、副編集委員長)、日本医用画像工学会、日本放射線技術学会などの会員。



玉木恒男 (たまき つねお)

1984年名古屋市立大学医学部医学科卒業。同年同大学医学部放射線医学教室臨床研修医。1986年天理よろづ相談所病院放射線科医員等を経て、現在医療法人名古屋放射線診断財団東名古屋画像診断クリニック院長。放射線診断専門医、PET核医学認定医、肺がんCT検診認定医師。日本医学放射線学会、日本核医学学会、日本肺癌学会などの各会員。



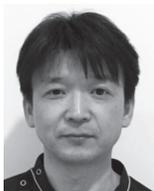
高橋克彰 (たかはし かつあき)

1999年東海医療技術専門学校卒業。同年土岐市立総合病院。2008年トヨタ記念病院。2009年八事病院。2010年より東名古屋画像診断クリニック。現在に至る。X線CT認定技師、放射線管理士、放射線機器管理士。日本診療放射線技師会、日本核医学会の各会員。



藤田広志 (ふじた ひろし)

1978年岐阜大学大学院工学研究科修士課程修了。同年岐阜高専助手。1986年同助教。この間、1983~1986年シカゴ大学ロスマン放射線像研究所客員研究員。1991年岐阜大学工学部助教。1995年同教授。2002年同医学系研究科教授。工博。CADや画像評価の研究に従事。医用画像情報学会(学会長)、電子情報通信学会(フェロー)、日本医用画像工学会(幹事、2017年大会長)、IEEE、SPIEなどの各会員。



山室 修 (やまむろ おさむ)

1991年岐阜医療技術短期大学(現・岐阜医療科学大学)卒業。1999年保健衛生学士取得。2017年金沢大学大学院医薬保健学総合研究科博士前期課程修了。1991年なるみ病院・第一なるみ病院。1993年伊豆赤十字病院。2000年名古屋共立病院・東名古屋画像診断クリニック。現在に至る。磁気共鳴専門技術者認定技師、検診マンモグラフィ撮影認定診療放射線技師(A認定)、放射線管理士、放射線機器管理士。

*

*

*