

# モルフォロジカルフィルタとその癌病巣陰影自動認識への応用に関する研究

山本 真司

豊橋技術科学大学  
知識情報工学系 教授

## 1. はじめに

非線形フィルタの一種であるモルフォロジカルフィルタは、画像の持つ形態的な特徴量を良く抽出するフィルタとして注目されている。本研究では、X線CT中に見いだされる微弱かつ孤立性に存在するがん病巣陰影を自動認識する目的で、新型のモルフォロジカルフィルタを開発した[1～5]。

上記目的で開発したフィルタを Quoit (輪投げ) フィルタと命名したが、このフィルタは病巣陰影が孤立性に存在し、かつその濃度分布が病巣中心から周辺に向かって単調減少することを仮定して、この種の画像に特異的に応答するフィルタとなっている。このフィルタを当初は2次元画像用に開発したが、本研究期間中にこれを3次元に拡張した。これは、2次元画像処理だけでは病巣との区別がつかない血管陰影(観察断面にはほぼ直交する血管像)の存在が確認されており、3次元化が必須であったことによる。

また開発したフィルタを実際の患者のX線CT画像に適用し、その有効性の検証を行った。

以下、第2章では2次元Quoitフィルタの定義とその3次元への拡張法を定式化する。第3章では開発したアルゴリズムのX線CT画像への応用について述べ、第4章では7例の肺癌症例に適用した結果を述べる。

## 2. Quoit フィルタの概念と定義

### 2. 1. 2次元 Quoit フィルタ

2次元の Quoit フィルタの概念と定式化について簡単に触れる。孤立性陰影に選択的に応答する Quoit フィルタの概念図を図1に示す。なお、各フィルタの半径を図示のごとく、 $r_1$ ,  $r_2$ ,  $r_3$ , とする。図の(a)に示すような円盤型とリング型の二つのフィルタは、(b)左に示すような孤立性陰影の場合、両フィルタを上からかぶせると両者の間に  $q$  なる高低差を生じる(孤立性陰影にリングフィルタがうまくはまり込む現象からこれを Quoit, すなわち輪投げフィルタと名付けた)。ところが、(b)右端の図のように孤立性でない部位には高低差が生じない。このような性質を利用した処理を2D-Q変換(2D-Q Trans.)および2D-Q逆変換(2D-Q-1Trans.)と呼ぶが、これを数式で書くと以下の通りである。なお、式中の $\oplus$ はMathematical Morphology [6]の表記法に従った。

#### 2D-Q変換 (2D-Q Trans.):

$$g(x,y) = g^{(d)}(x,y) - g^{(r)}(x,y) \quad (1)$$

ここで、

$$g^{(d)}(x,y) = f(x,y) \oplus h_d(x,y) = \max \{ f(x - x_1, y - y_1) + h_d(x_1, y_1) \mid (x_1, y_1) \in K \} \quad (2)$$

$$g^{(r)}(x,y) = f(x,y) \oplus h_r(x,y) = \max \{ f(x - x_1, y - y_1) + h_r(x_1, y_1) \mid (x_1, y_1) \in K \} \quad (3)$$

と定義する。

但し、

$f(x,y)$ : スライス断面  $z$  における入力画像

$g(x,y)$ : スライス断面  $z$  における出力画像

$h_d(x,y)$ : Disk フィルタ関数

$h_r(x,y)$ : Ring フィルタ関数

$K$ : フィルタ関数の定義域

である。

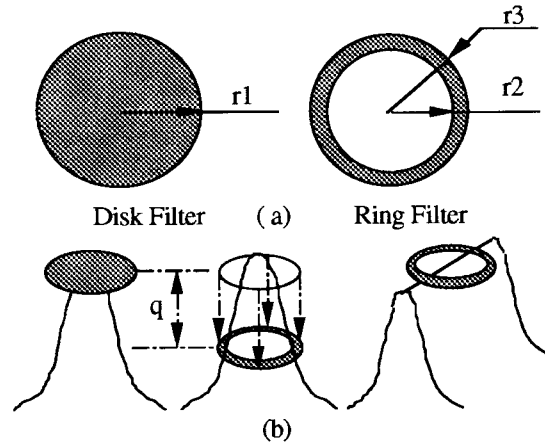


図1 2次元 Quoit フィルタの原理図

また、Disk フィルタ関数と Ring フィルタ関数は、 $r_1 = r_3$ ,  $r_3 > r_2$  とすると、

$$h_d(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{if } x^2 + y^2 \leq r_1^2 \\ -\infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$h_r(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{if } r_2^2 < x^2 + y^2 \leq r_3^2 \\ -\infty & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

であり、 $h_d(x,y)=0$ ,  $h_r(x,y)=0$  の範囲がそれぞれ定義域  $K$  に相当する。

### 2D- Q 逆変換 (2D-Q-1Trans.):

上記 Q 変換で得られた画像を、改めて入力画像とみなして、式(1)から式(3)をもう一度行なう処理を 2D-Q 逆変換と呼ぶ。これは、最初の 2D-Q 変換が原画像の特徴量を抽出するマッチドフィルタ的作用をするのに対して、2度目の 2D-Q 逆変換がマッチドフィルタ出力に対応する画像を復元する作用があるため付けた名前である (詳細は文献[1,4]参照)。この処理により、孤立性陰影部分が特異的に抽出されると同時に、原画像のもつ陰影像を等方的に近似した (平滑化した) 濃淡画像が復元される。

### 2. 2. 3次元 Quoit フィルタへの拡張[5]

前節では 2次元断面内での処理を定義したが、この処理では断面に直交する血管陰影も抽出することになり、病巣と区別することができない。そこで、2次元の Quoit フィルタを 3次元に拡張した 3D-Quoit フィルタを定義する。その概念図を図 2 に示す。図 2 (a) で示されるように 2次元では Disk と Ring であったフィルタが 3次元では充填 (Solid) Ball と中空 (Hollow) Ball に拡張される。癌病巣は 3次元的にみて球状陰影としてモデル化できると仮定すると、図 2 (b-1) のように充填 Ball, 中空 Ball それぞれのフィルタ領域の最大値の差を求めることにより、中空 Ball 内に収まる陰影像は高い出力値を出し、他と区別される。この 3D-Quoit 処理を式で表せば以下の通りである。なお、この式は 3D-Q 変換のみを記述してあるが、2次元 Quoit フィルタの時と同様にもう一度 3D-Q 逆変換を行うことにより原画像の孤立性陰影部が等方的に近似された 3次元濃淡画像として復元される。

### 3D- Q 変換 (3D-Q Trans.):

$$g(x,y) = g^{(d)}(x,y,z) - g^{(h)}(x,y,z) \quad (6)$$

$$\begin{aligned}
g^{(d)}(x,y,z) &= f(x,y,z) \oplus h_d(x,y,z) \\
&= \max\{ f(x-x_1, y-y_1, z-z_1) \\
&\quad + h_d(x_1, y_1, z_1) \mid (x_1, y_1, z_1) \in K \}
\end{aligned}
\tag{7}$$

$$\begin{aligned}
g^{(r)}(x,y,z) &= f(x,y,z) \oplus h_r(x,y,z) \\
&= \max\{ f(x-x_1, y-y_1, z-z_1) \\
&\quad + h_r(x_1, y_1, z_1) \mid (x_1, y_1, z_1) \in K \}
\end{aligned}
\tag{8}$$

と定義する。

また、充填 Ball フィルタ関数と中空 Ball フィルタ関数は、 $r_1 = r_3$ ,  $r_3 > r_2$  とすると、

$$h_d(x_1, y_1, z_1) = \begin{cases} 0 & \text{if } x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 \leq r_1^2 \\ -\infty & \text{otherwise} \end{cases}
\tag{9}$$

$$h_r(x_1, y_1, z_1) = \begin{cases} 0 & \text{if } r_2^2 < x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 \leq r_3^2 \\ -\infty & \text{otherwise} \end{cases}
\tag{10}$$

であり、 $h_d(x_1, y_1, z_1) = 0$ ,  $h_r(x_1, y_1, z_1) = 0$  の範囲がそれぞれ  $K$  に相当する。

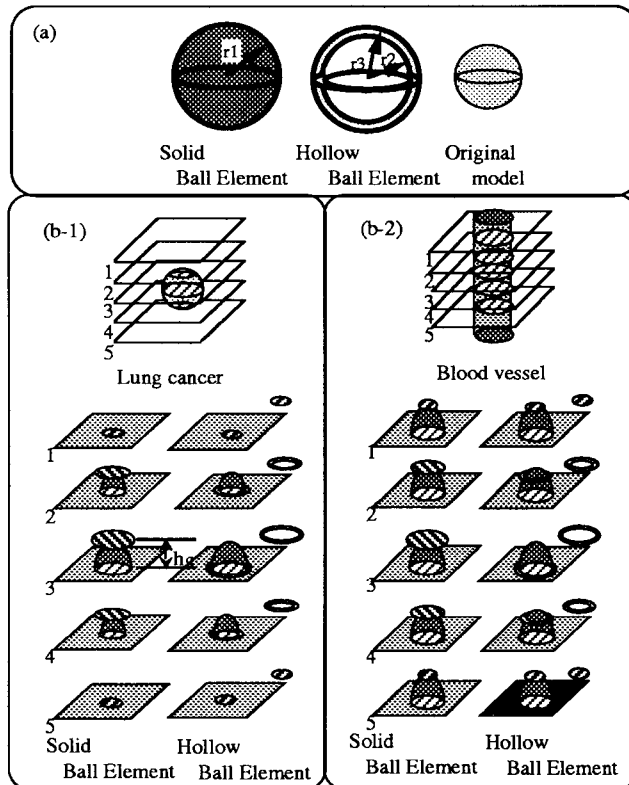


図2 3次元 Quoit フィルタの原理図

### 3. X線CTによる肺がん病巣自動認識への応用

#### 3. 1. 3D-Quoit フィルタの応用[5]

前章で定義した3次元QuoitフィルタをLSCTへ応用する。3D-Quoitフィルタが抽出対象としているのは孤立性癌であり、その形は球状でモデル化できるものとする。一方、抽出対象から除外したいのは血管陰影であり、その形状は円柱でモデル化できるものとする。図2に3D-Quoitフィルタと上記球、円柱状入力パターンとの関係を示す。図では円柱（血管）がスライス断面に垂直な場合を示している。図(b-1)の球（癌）モデルの場合、中空Ballフィルタを各スライス断面毎に表現し直したリングが、球（癌）にはまり込み（球モデルは中空Ballフィルタの半径より小さいことを仮定している）、結果的に式(8)の関心領域の最大値をとるにもかかわらず、低い値に止まる。一方、式(7)の方は、関心領域内の最大値をとることから、高い値をとり、両者の差である式(6)は大きな出力を出す。

一方、図(b-2)の円柱（血管）モデルが入力された場合は、どのスライス断面においても同一半径の強い振幅成分を持つため、中空Ballフィルタの上部、下部領域に相当するリングがはまり込むことができなくなる。従って、式(8)は最大値をとる関係上、高い出力値を示し、結果的に式(6)は低い出力値を出すので、円柱と球の区別が可能となる。

#### 3. 2. 病巣自動認識アルゴリズム

新たに開発した病巣自動認識フローを図3に示す。まず原画像から肺野領域を抽出する。次に、雑音除去としてMathematical MorphologyのOpening処理を行う。Quoit処理の欠点として、抽出対象以下の細かい雑音成分（例えば画面に直交する細い血管成分）も孤立性である限り一定の出力を生ずる。従って、抽出対象とする癌病巣以下の孤立性成分を雑音とみなして、あらかじめ強度を弱める、すなわち平滑化を行なう。その効果的な方法としてOpeningフィルタを用いている[1,7]。この雑音除去の後、2D-Quoit処理を施して病巣候補領域を抽出する。それ以後はこの候補領域の近傍に対してのみ3D-Quoit及びMIP-2D-Quoit処理（本稿では詳細説明を省略した。文献[5]参照）を施し、それぞれの出力値が共に2D-Quoit処理の出力値以下であって、かつある閾値T以上の場合を最終的に病巣陰影とみなすことにした。

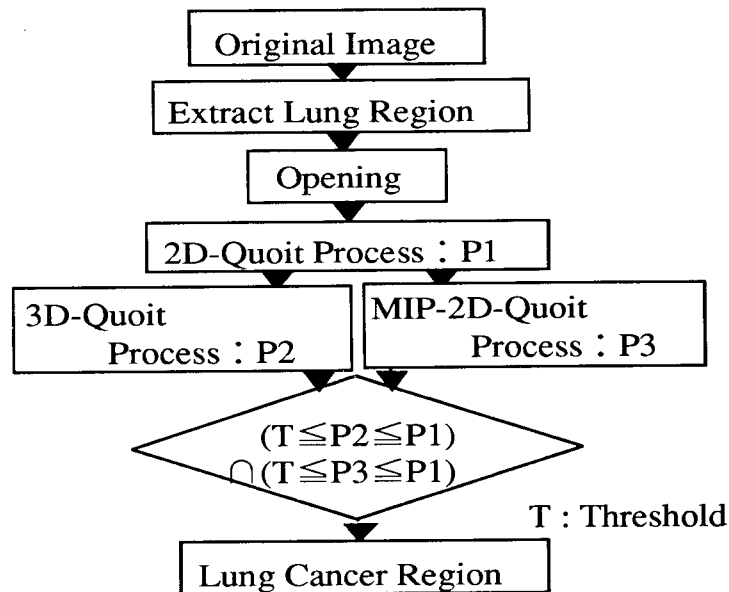


図3 認識アルゴリズムのフロー

#### 4. 実症例による病巣自動抽出実験

##### 4. 1. 実験条件

実験に用いたサンプルは、肺癌病巣を含む、空気を0、水を1024としたCT画像7症例である。1スライス断面当り320×320画素(1mm分解能)、スライス厚さ、スライス間隔共に10mmであり、1患者当り10～32枚のスライス断面を有するサンプルを用いた。

なお、本研究での抽出目標癌サイズは直径10～30mmとしている。この対象サイズに合わせて、Qoitフィルタの径は $r_1 = r_3 = 17$ ,  $r_2 = 15$ , 3D-Qoit処理及びMIP-2D-Qoit処理で用いるスライス数を5枚、Openingフィルタの径を $r_0 = 4$ とした。

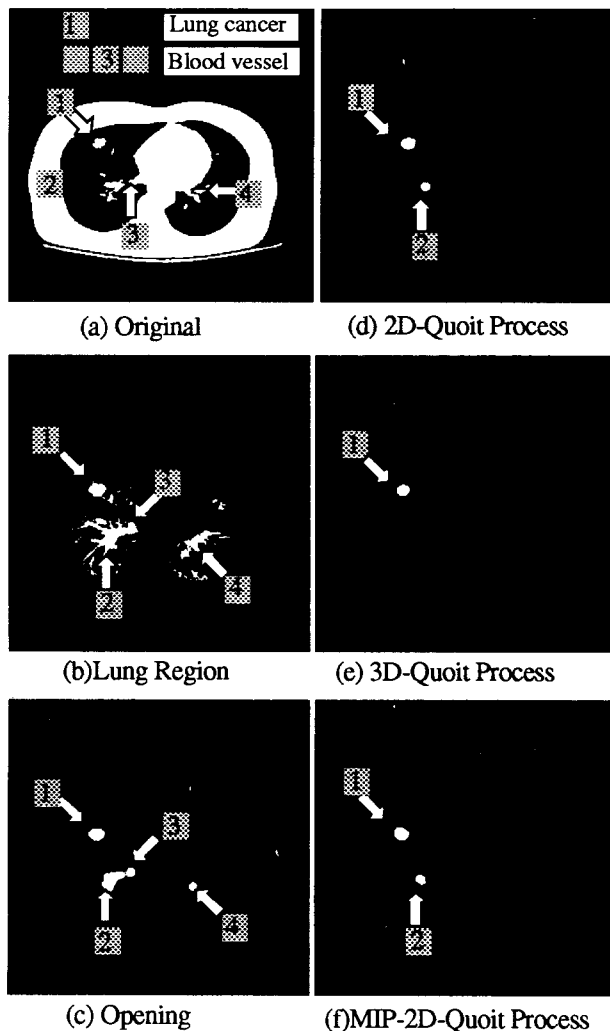


図4 実験結果の1例

表1 実験結果のまとめ

Patient#	No.of cross section	No.of cancer	2D-Qoit		2D,3D,MIP-2D-Qoit	
			True Positive	False Positive	True Positive	False Positive
1	11	1	1	8	1	1
2	10	1	1	10	1	1
3	16	1	1	13	1	0
4	22	1	1	22	1	3
5	32	2	2	30	2	1
6	26	2	2	20	1	3
7	22	1	1	25	1	3
Total	139	9	9	128	8	12

#### 4. 2. 病巣自動抽出実験

結果の一例を図4に示す。図は一つの癌症例に関し、図3のフローに従って各部の画像を表示したものである。各画像に対して濃度値が周辺部より高くQuoitフィルタで出力されそうな領域に番号付けしてある。原画像(a)から抽出された肺野(b)に対してOpeningによる雑音除去を行った結果が(c)である。(d)に示すように2D-Quoit処理の結果、候補領域として1,2が抽出されており、血管2の拾いすぎが起きていることが分かる。しかしこの場合は(e)に示すように3D-Quoit処理により病巣部1のみが抽出されている。また、MIP-2D-Quoit処理の結果は(f)のようになるが、(e)と(f)との共通項(And)として、最終的に癌病巣1のみが正しく抽出される。

以上の処理を7症例全てに適用した結果を表1に示す。直径10mm以上の癌病巣が合計9個存在し、2D-Quoit処理では癌病巣9個を全て抽出したが、各症例で血管の拾いすぎが目立ち合計128個もの拾いすぎが出ている。この2D-Quoit処理で抽出された病巣候補(癌及び血管)に対して、3D-Quoit処理及びMIP-2D-Quoit処理を併用した結果、症例#6で癌を1つ見落とし8個の抽出となったが、各症例で血管の拾いすぎが大幅に削減でき、合計12個まで削減することができた。このことから、医師は、合計139スライス断面の内20枚を読影すればよく、その内8枚に癌病巣が含まれている。

#### 5. むすび

2次元ならびに3次元のQuoitフィルタを開発した。これはモルフォロジカルフィルタの1種であるが、病巣陰影が孤立性に存在し、かつその濃度分布が病巣中心から周辺に向かって単調減少することを仮定して、この種の画像に特異的に応答するフィルタである。

このアルゴリズムを実症例に適用し、その効果を調べた。すなわち、実画像7症例に適用した結果、医師に呈示するスライス枚数は合計139枚から20枚に削減された。その内実際に癌病巣を含むものが8枚であり、残り12枚が血管の拾いすぎであった。この結果は2D-Quoit処理のみを用いた場合に比べて、拾いすぎが1桁改善されており、改善の効果が大きであった。

#### 謝辞

本研究を推進するにあたり多大なご援助を賜った(財)高柳記念電子科学技術振興財団ならびに関係者各位に深く感謝致します。

#### 参考文献

- [1] 山本眞司 他: "肺癌検診用X線CT(LSCT)の基本構想と診断支援用画像処理方式の検討", 信学論, J76-D-II, 2, pp.250--260 (1993--02).
- [2] 飯沼武 他: "肺癌検診用CT(LSCT)の基本構想とその事前評価", 日本医学放射線学会誌, 52, 2, pp.182--190 (1992--02).
- [3] 館野之男 他: "肺癌検診のためのX線CTの開発", 新医療, 17, 10, pp.28--32 (1990--10).
- [4] 磯部義明 他: "孤立性陰影抽出用Quoitフィルタの性質とその乳癌X線陰影抽出への応用" 信学論, J76-D-II, 2, pp.279--287 (1993--02).
- [5] 中山正人 他 "3次元モルフォロジカルフィルタによる肺癌病巣自動認識の検討—肺癌検診用X線CT(LSCT)の診断支援(第3報)—" Medical Image Technology 13, 2, 155-164 (1995.3)
- [6] Haralick R. M. et: "Image Analysis Using Mathematical Morphology", IEEE Trans. Pattern Anal. & Machine Intell., PAMI-9, 4, pp.532--550 (1987--04).
- [7] Sternberg S. R.: "Grayscale Morphology", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 35, pp.333--355 (1986).