

慣性モーメントテンソルを用いた胸部 X 線 CT 画像からの肺結節の検出

Pulmonary Nodule Detection from X-ray CT Images
Using Moment-of-Inertia Tensors柳原 毅暢[†]

Takanobu Yanagihara

滝沢 穂高[‡]

Hotaka Takizawa

1. はじめに

近年の医療技術の発達には様々な難病治療を可能としているが、がんによる死亡者数は増加の一途をたどっている。特に肺がんはがんの部位別死亡率で男性 1 位、女性 2 位となっており、肺がんの早期発見、早期治療が不可欠である。肺がん検診には X 線 CT 装置が用いられることが多く、従来用いられていた X 線写真よりも高解像度の画像の生成が可能となった。更に、Thin-slice CT の登場により、小さながんも検出も可能となった。一方で、1 患者あたりの画像生成数は数百枚と多く、読影医ががんを見落とすことなく診断することは非常に困難かつ高負担となっている。そこで、CT 画像からがん陰影を抽出、及び情報提供することで読影医の負担を軽減する計算機支援診断システム (CAD) の開発が急務となっている。一般に、計算機支援システムによる肺結節候補陰影の検出は 2 段階処理が行われている。具体的には、第 1 段階として、肺野領域内において見落とし (False Negative: FN) が最小となるように結節候補陰影を抽出し、第 2 段階として抽出された候補点を解析し、偽陽性 (False Positive: FP) か真陽性 (True Positive: TP) を判定するという流れになっている。第 1 段階では、画像フィルタを用いた手法が多く [1][2][3][4]、近年では、画像フィルタの結果と他の特徴量を組み合わせた手法も提案されている [5]。画像フィルタ以外の手法としては、テンプレートマッチング手法 [6] や 8 方向探索による抽出手法 [7] などが提案されている。第 2 段階ではモデルマッチング法 [8] や特徴量解析処理 [9]、クラスタリング処理 [10] などが提案されている。我々はこれまでに第 1 段階の処理として判別フィルタ [11] や放射抑制フィルタと慣性モーメントフィルタの組み合わせ [12]、第 2 段階で k-means 法による処理 [11] を提案してきた。今回は第 1 段階の放射抑制フィルタ、慣性モーメントフィルタの組み合わせによる処理の改良を行う。まず、慣性モーメントフィルタによって過度に高い値を持つ血管の外郭部分などを抑制するために質量中心のずれ量を導入する。次に、慣性モーメントテンソルの固有ベクトルを用いた投票処理を導入する。この処理は物体による固有ベクトルの集中度を定量化することができる。そして、質量中心のずれ量を加えた慣性モーメントフィルタと投票処理を組み合わせた新たな特徴量を提案する。この新たな特徴量を用いて実症例に対し実験を行い、性能比較を行う。

2. 質量中心のずれ量による結節陰影の強調

慣性モーメントフィルタは画素値を質量とみなした慣性モーメントテンソルを用いたフィルタである。慣性モーメントテンソルの固有値を $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ (但し $\sigma_1 \leq \sigma_2 \leq \sigma_3$) とし、それらに対応した固有ベクトルを v_1, v_2, v_3 とし、特徴量を計算する。[12] では $\frac{\sigma_1}{\sigma_3}$ を特徴量として用いることで結節 (球形) と血管 (円筒型) の区別を行っていた。しかし、この手法では血管の外郭部分や太い血管に高い値を持つという問題が発生した。この問題を解決するために、質量中心のずれ量を導入する。質量中心のずれ量を d とすると、

$$d = \left(\frac{\sum_{(x,y,z) \in \text{VOI}} x f(x,y,z)}{\sum_{(x,y,z) \in \text{VOI}} f(x,y,z)} \right)^2 + \left(\frac{\sum_{(x,y,z) \in \text{VOI}} y f(x,y,z)}{\sum_{(x,y,z) \in \text{VOI}} f(x,y,z)} \right)^2 + \left(\frac{\sum_{(x,y,z) \in \text{VOI}} z f(x,y,z)}{\sum_{(x,y,z) \in \text{VOI}} f(x,y,z)} \right)^2$$

となる。ただし、 $f(x,y,z)$ は画素値を表す。 $\frac{\sigma_1}{\sigma_3}$ を $\frac{\sigma_1}{d+1}$ とする。これにより結節陰影の中心部の値を残し、中心部以外の値を抑制することが可能となる。質量中心のずれ量の導入前後の結果をそれぞれ図 1, 図 2 に示す。結節の場合、陰影の中心に向かうほど値が高くなるため、質量中心のずれ量を追加しても陰影中心部に高い値が保持されていることが分かる。細い血管の場合、陰影の外郭部分に高い値があるが、陰影の中心から離れたところにあるため、質量中心のずれ量を追加すると外郭部分の高い値が抑制されていることが分かる。太い血管では、陰影の中心部に高い値が残るが、全体としては大幅に抑制されている。

3. 慣性モーメントテンソルの固有ベクトルを用いた投票処理

慣性モーメントテンソルの固有ベクトルを用いた投票処理を提案する。この処理は各陰影におけるベクトル集中度の違いを定量化する狙いがある。一般に球形 (結節) の場合、 v_1 ベクトルが球の中心に集中し、円筒型 (血管) の場合では集中しない。この違いを利用することで結節と血管の違いを定量化する。

以下に手順について説明する。

1. 関心領域に対し、放射抑制フィルタを適用し、慣性モーメントテンソルを計算し、固有ベクトル $v_n (n = 1, 2, 3)$ を計算する (図 3(a) 参照)。

[†] 筑波大学大学院システム情報工学研究科

[‡] 筑波大学大学院システム情報系

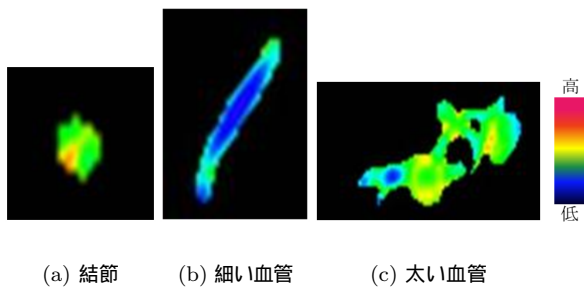


図 1: 質量中心のずれ量導入前

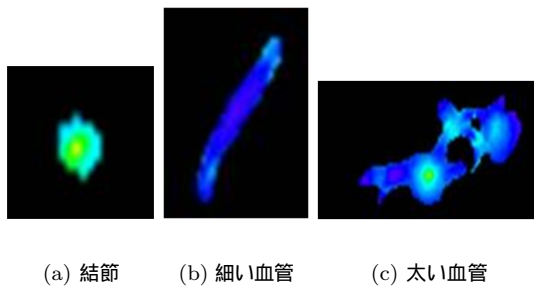


図 2: 質量中心のずれ量導入後

2. v_n を通る直線 l_n を計算する (図 3(b)) .
3. 直線 l_n 上でかつ -600HU 以上の領域を抽出する (図 3(c)) .
4. 予め用意された出力画像に, 3. で求めた画素に 1 を加算する (図 3(d)) .

固有ベクトル v_n の投票処理の出力画像を V_n とする. 全ての点について投票処理を施した後に各点の値を体積で割る. ここで体積は, 放射抑制フィルタを適用した関心領域の -600HU 以上の点の数とする.

この処理をモデルに適用した結果を図 4 に示す. それぞれ球形モデル, 血管モデル, 分岐モデルとなる. 球形は中心の集中度が高くなるのに対し, 血管モデル, 分岐モデルは全体的にベクトルが集中しないことが分かる.

4. 中心ずれと投票に基づく特徴量

$f_1 = \frac{\sigma_1^2}{d+1}$, $f_2 = \frac{V_1}{\text{体積}}$, $f_3 = \frac{V_2}{\text{体積}}$, $f_4 = \frac{V_3}{\text{体積}}$ を考える. これらの特徴量は陰影の形によって得られる値の傾向が異なる. その傾向を表 1 に示す. この傾向から結節 (大) の値が大きくなるような新たな特徴量を 3 つ提案する.

$$F_2 : \frac{f_1 \times f_2}{f_3 \times f_4}$$

$$F_3 : \frac{f_1^3 \times f_2}{f_3^2 \times f_4^2}$$

$$F_4 : \frac{f_1 \times f_2^3}{f_3^2 \times f_4^2}$$

この 3 つの特徴量と $f_1 (= F_1)$ の計 4 つの特徴量について性能比較を行う.

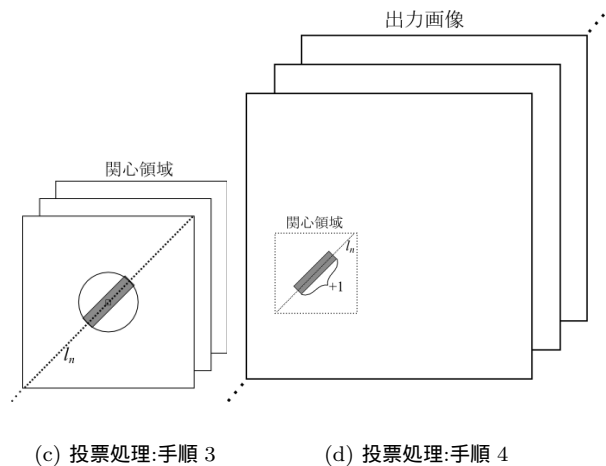
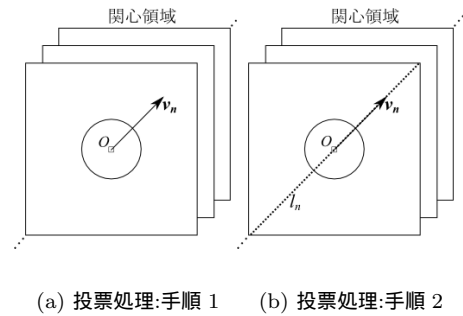


図 3: 投票処理手順

表 2: CT 画像の撮影条件

画像サイズ	512 × 512 [pixel]
ピクセル幅	0.527 ~ 0.761 [mm/pixel]
スライス厚	1.25 ~ 3.00 [mm]
スライス数	102 ~ 266 [slice]

5. 実験

5.1. 実験条件

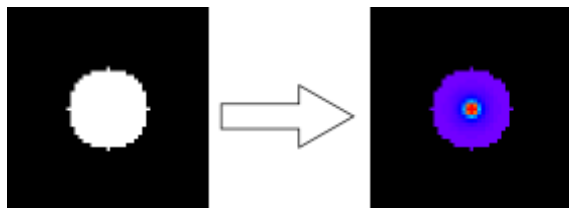
今回提案した手法を用いて実症例による性能評価実験を行った. 今回は National Cancer Institute (NCT) の Lung Image Database Consortium (LIDC) [13] が提供する X 線 CT 画像を使用した. LIDC は肺結節検出 CAD システム開発のために CT データを提供している. LIDC が提供する X 線 CT 画像には 4 人の放射線科医の合意ベースによる注釈が付けられており, 合意レベルに応じた性能比較を可能としている. 検出対象となる結節陰影の大きさは直径 4mm 以上 10mm 未満とした. 上記 32 症例では 60 個の陰影が該当した. なお, 合意レベル別ではレベル 1: 13 個, レベル 2: 13 個, レベル 3: 22 個, レベル 4: 12 個である. 撮影条件は表 2 に示す. 今回は特徴量 F_1 と F_2, F_3, F_4 の比較を行う. 性能評価及び比較として FROC 曲線を使用する.

5.2. 実験結果

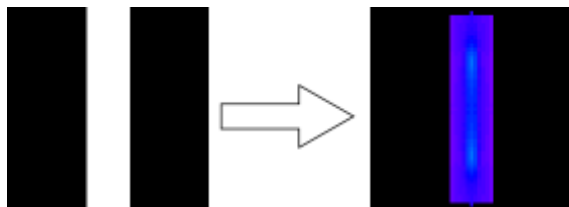
合意レベル 1 ~ 4 全てを対象, 合意レベル 1 のみ対象, 合意レベル 2 のみ対象, 合意レベル 3 のみ対象, 合意

表 1: 各特徴量が取る値の傾向

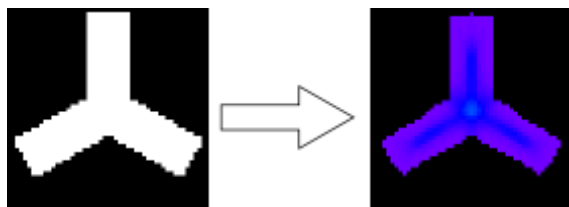
	結節 (大)	結節 (小)	血管 (太)	血管 (細, 中央)	血管 (細, 先端)	血管 (心臓付近)	ノイズ
f_1	大	大	小	小	大	大	大
f_2	大	大	小	大	大	小	大
f_3	小	大	小	小	大	小	大
f_4	小	大	小	小	大	小	大



(a) 球形モデル



(b) 血管モデル



(c) 分岐モデル

図 4: 投票処理結果

レベル 4 のみ対象それぞれの FROC 曲線を図 5, 図 6, 図 7, 図 8, 図 9 に示す. 合意レベル 1~4 全てを対象とした場合, TP 率 90% で 1 症例あたりの FP 数は F_1 : 1302 個, F_2 : 2736 個, F_3 : 2355 個, F_4 : 3266 個, 85% で F_1 : 994 個, F_2 : 1265 個, F_3 : 1111 個, F_4 : 1871 個, 80% で F_1 : 795 個, F_2 : 660 個, F_3 : 581 個, F_4 : 1087 個となる. TP 率 85% 付近までは F_1 が良いが, その後は F_2, F_3, F_4 の方が性能が良い. F_2, F_3, F_4 の中では 80% 付近までは F_3 が, それ以下では F_2 が比較的性能が良い. 次に合意レベル 1 のみを対象とした場合, F_1 の性能が良い. TP 率 84.6% で 1 症例あたりの FP 数は 1154 個, 76.9% で 920 個となる. 一方 F_2, F_3, F_4 は TP 率 76.9% で 1 症例あたりの FP 数は F_2 : 1436 個, F_3 : 1132 個, F_4 : 2431 個となる. 合意レベル 1

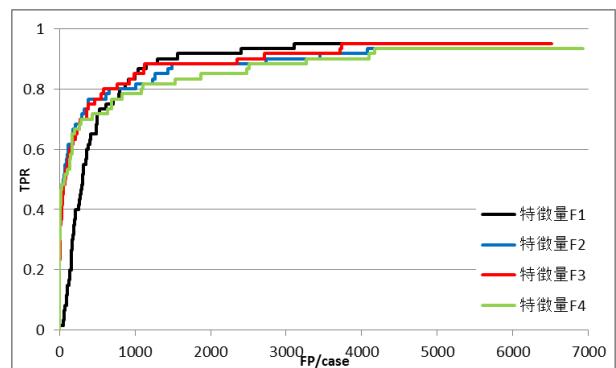


図 5: FROC 曲線 (合意レベル 1~4)

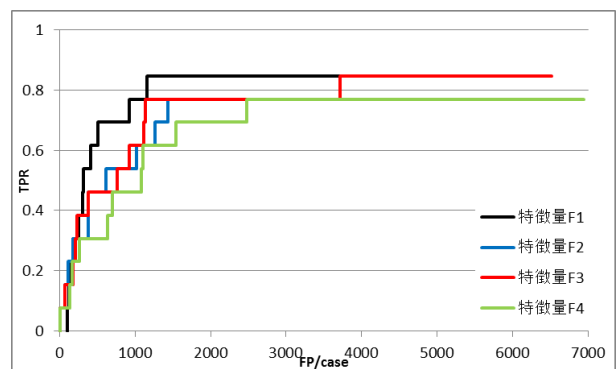


図 6: FROC 曲線 (合意レベル 1)

の結節陰影は, 薄い陰影であったり球形でない陰影であったりと結節陰影が持つ一般的な特徴が弱い. そのような特殊な条件でも慣性モーメントフィルタが有効であることがわかる. 合意レベル 2, 3 では TP 率 90% 付近では F_1 の方が性能が良いが, TP 率 85% 付近では F_2, F_3, F_4 の方が良い. 特に合意レベル 3 になると 1 症例あたりの FP 数は 3~4 倍ほど異なる. 最後に合意レベル 4 のみを対象とした場合, F_1 に比べ, F_2, F_3, F_4 の性能が良い. TP 率 100% で 1 症例あたりの FP 数は F_1 : 2401 個, F_2 : 1491 個, F_3 : 581 個, F_4 : 2509 個, TP 率 91.7% で 1 症例あたりの FP 数は F_1 : 1560 個, F_2 : 660 個, F_3 : 548 個, F_4 : 829 個, TP 率 83.3% で 1 症例あたりの FP 数は F_1 : 1302 個, F_2 : 214 個, F_3 : 359 個, F_4 : 145 個となる. F_2, F_3, F_4 は TP 率 75% で 1 症例あたりの FP 数は 2 桁となり, F_1 に比べ, 1 症例あたりの FP 数が大幅に削減されている. 合意レベル 4 の結節陰影は結節陰影が持つ一般的な特徴が強く, 投票処理が有効であることがわかる.

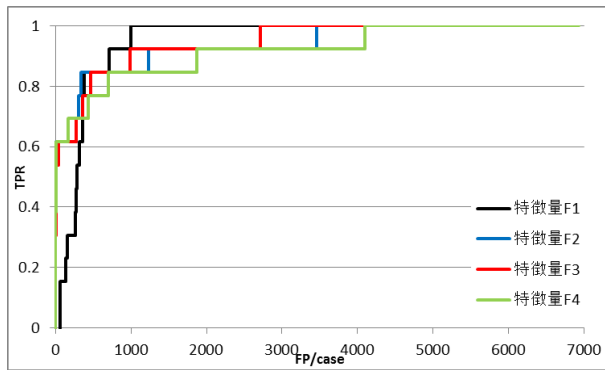


図 7: FROC 曲線 (合意レベル 2)

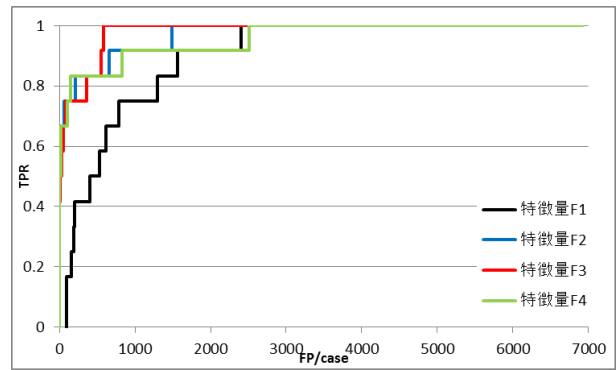


図 9: FROC 曲線 (合意レベル 4)

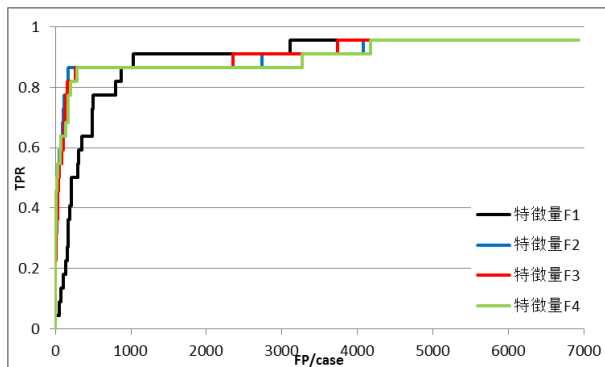


図 8: FROC 曲線 (合意レベル 3)

6. まとめ

本報告では、慣性モーメントテンソルを用いた結節陰影の初期候補点検出を提案した。慣性モーメントフィルタには質量中心のずれ量を導入することで血管の外郭部分などに存在する過度に高い値の抑制を可能とした。また、投票処理を加えることで合意レベルの高い結節陰影で 1 症例当たりの FP 数が大幅に削減された。今後の課題として、より精度の良い特徴量の提案と機械学習による更なる FP 数削減が挙げられる。

参考文献

- [1] 三輪倫子, 加古純一, 山本眞司, 松本満臣, 館野之男, 飯沼武, 松本徹. "可変 N-Quoit フィルタを用いた胸部 X 線 CT 像からの肺がん病巣候補自動検出". 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J82-D-2, No.2, pp.178-187, 1999.
- [2] 松本一男, 金華栄, 小畑秀文. "DR 画像における腫瘍影検出 - アイリスフィルタ". 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J75-D-2, No.3, pp.663-670, 2000.
- [3] 魏軍, 萩原義裕, 小畑秀文. "肺がん陰影候補検出のためのこう配ベクトル集中度フィルタ". 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J83-D-2, No.1, pp.118-125, 2000.
- [4] 小畑秀文. "ベクトル集中度フィルタとその医用画像処理への応用". 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J87-D-2, pp.19-30, 2004.
- [5] Maxine Tan, Michel Bister, Jan Cornelis. "A novel computer-aided lung nodule detection system for CT images" Medical Physics Vol38, No. 10, pp5630-5645, 2011.
- [6] Yongbum Lee, Takeshi Hara, Hiroshi Fujita, Shigeki Itoh, Takeo Ishigaki. "Automated Detection of Pulmonary Nodules in Helical CT Images Based on an Improved Template-Matching Technique". IEEE Transactions on Medical Imaging, VOL.20, No.7, pp595-604, 2001.
- [7] Serhat Ozekes, Onur Osman. "Computerized Lung Nodule Detection Using 3D Feature Extraction and Learning Based Algorithms". JOURNAL OF MEDICAL SYSTEMS Volume 34, Number 2, pp185-194, 2010.
- [8] 滝沢穂高, 深野元太郎, 山本眞司, 杉浦彰彦, 松本徹, 館野之男, 飯沼武, 松本満臣. "物体の 3 次元構造と認識の不確かさを考慮した胸部 X 線 CT 画像からの結節認識". 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-D-II, No.1, pp.199-208, 2000.
- [9] Temesguen Messay, Russell C. Hardie, Steven K. Rogers. "A new computationally efficient CAD system for pulmonary nodule detection in CT imagery". Medical Image Analysis, pp390-406, 2010.
- [10] S.L.A. Lee, A.Z. Kouzani, E.J. Hu. "Random forest based lung nodule classification aided by clustering". Computerized Medical Imaging and Graphics, pp535-542, 2010.
- [11] 柳原毅暢, 滝沢穂高. "判別フィルタと k-means 法を用いた胸部 X 線 CT 画像からの肺結節の検出". 電子情報通信学会技術研究報告 IEICE Technical Report MI2011-55, pp41-46, 2011.
- [12] 柳原毅暢, 滝沢穂高. "放射抑制フィルタと慣性モーメントフィルタによる胸部 X 線 CT 画像からの肺結節の検出". 電子情報通信学会技術研究報告 IEICE Technical Report MI2011-118, pp227-230, 2012.
- [13] National Cancer Institute. "Lung Image Database Consortium". <http://imaging.cancer.gov/programsandresources/InformationSystems/LIDC>, [accessed 2012-06-20].