

異なる時期に得られる胸部 MDCT 画像の 経時的差分像技術の開発

Development of Temporal Subtraction Technique from Thoracic MDCT Images on Different Time Series

三宅 徳朗¹, 金 亨燮¹, 前田 真也¹, タン ジュークイ¹, 石川 聖二¹

村上 誠一^{1,2}, 青木 隆敏², 山本 晃義^{1,3}

1) 九州工業大学大学院

2) 産業医科大学放射線科学教室

3) 共愛会 戸畑共立病院

Noriaki MYYAKE¹, Hyungseop KIM¹, Shinya MAEDA¹, Joo Kooi TAN¹,
Seiji ISHIKAWA¹, Seiichi MURAKAMI^{1,2}, Takatoshi AOKI², Akiyoshi YAMAMOTO^{1,3})

1) Graduate School of Engineering, Kyushu Institute of Technology

2) Department of Radiology, University of Occupational & Environmental Health

3) Kyoaikai Tobata Kyoritsu Hospital

Abstract: A temporal subtraction image can be used for enhancing interval changes such as shapes of new lesions and the interval changes in existing abnormalities on medical images by removing most of normal structures. In order to detect the lesions in chest radiographs, the temporal subtraction technique based on X-ray image has been applied successfully to clinical cases. But there is no technique for image registration based on 3-D medical images until now. In this paper, we propose a new registration method for detecting the temporal changes from MDCT images based on analyzing the vector flow. The new method was applied to 5 clinical cases of MDCT images and satisfactory experimental results are obtained.

Keywords: Vector flow, Temporal subtraction, Computer aided diagnosis, Shift vector, Thoracic MDCT image

Hyungseop KIM

1-1, Sensui, Tobata, Kitakyushu 804-8550, Japan

Phone: +81- 93-884-3185, Fax: +81- 93-861-1159, E-mail: kim@cntl.kyutech.ac.jp

1. はじめに

近年、画像診断の診断では、診断の高精度化・診断精度のバラツキの低減や効率化を目的としたコンピュータ診断支援法(CAD; Computer Aided Diagnosis)が注目されている。CADとは、計算機により医用画像を解析・定量化した結果を、医師が「第2の意見」として利用する診断のことで[1,2]。これまでに、マンモグラフィを始め、胸部単純X線写真などの様々な医用画像に対する研究・開発が行われてきた。特に近年では、胸部単純X線写真において、肺がんの早期発見を目的とした結節状陰影の検出[3]を行うためのCADアルゴリズムや経時的差分技術

[4]が開発され、その有効性が検証されてきた。しかし、3次元CT画像を対象とした経時的差分像技術に関する研究は確立されておらず、診断支援システムの開発が求められている。

我々はこれまでに、3次元CT画像を対象とした経時的差分像上のアーチファクト(虚像)の低減を目的とした画像処理手法を提案[5]したが、未だ多数のアーチファクトが残存しており、その改良が求められている。本論文では、胸部CT画像における経時的差分像技術を開発するため、GGVF (Generalized Gradient Vector Flow) [6]を用いた経時的差分画像の生成法を提案し、過去・現在の胸部CT画像5症例に適用した結果についてその有効性を検証する。

2. 画像解析手法

2.1 処理の流れ

本論文で提案する経時的差分技術の概要を図1に示す. 同図に示すように, まず, Generalized Gradient Vector Flow を作成する際, 過去および現在の CT 画像セットに対し, 撮影時の FOV(field of view)の選択に起因するピクセルサイズの変化を, 過去 CT 画像を線形に拡大または縮小することにより補正する. 次に, 画像変形手法を適用する肺領域を特定するため, CT 値に基づく閾値処理およびモルフォロジカルフィルタを用い, 肺領域のセグメンテーションを行う. これにより得られる肺野領域の画像ペアと原画像ペアとを用いて位置合わせを行い, 過去画像を変形させて差分演算を行う. 以下に位置合わせ手法の概要を示す.

2.2 画像マッチング法

本論文では, 二つの異なる時期に得られる CT 画像同士の位置合わせを行うための画像マッチング法として, 1)大まかな位置合わせを行うためのグローバルマッチング, 2)局所的な変動を考慮するためのローカルマッチングという2段階による位置合わせを行う. これにより, 現在画像に合うような過去画像の変形量が得られ, 過去画像のワーピングが行われる. 最終的な経時的差分像は, 現在画像から変形した過去画像を引き算することにより, 正常構造(血管や空気領域等)が取り除かれ, 異常構造(肺がんや

結節状陰影など)や病変部の経時変化(過去・現在画像上に出現した病巣陰影の大きさや形状)が強調表示される. 画像マッチング法の大まかな流れを図2に示す.

(A) グローバルマッチング

肺領域のセグメンテーション処理から得られた肺野領域の画像から, 現在画像と過去画像の大局的な位置合わせを行う. 手法としては, 各々の肺野領域の重心を用い, 肺領域を剛体として位置合わせする. 画像の重心とは, $(p+q)$ 次のモーメント $M(p,q)$ を用いて求めることができる. $M(p,q)$ は以下の式により定義される.

$$M(p,q) = \sum_{i,j} i^p j^q f_{ij} \quad (1)$$

ここで, f_{ij} は図形内で1をとり, 図形外で0をとる二値画像である. 式(1)を用いることにより, 重心 (x_c, y_c) は, 次式により求まる.

$$(x_c, y_c) = \left(\frac{M(1,0)}{M(0,0)}, \frac{M(0,1)}{M(0,0)} \right) \quad (2)$$

これにより, (x_c, y_c) を両画像の初期位置合わせの原点として与えることができる.

(B) ローカルマッチング

まず, 現在・過去の肺野領域画像に対して GGVF を適用し, ベクトル場を形成する. GGVF は次式(3)で表されるエネルギー関数を最小化するベクトル場 $\mathbf{v}(\mathbf{x})$ として定義される. \mathbf{x} は画像上の位置ベクトルである.

$$E = \int g(|\nabla f|) |\nabla \mathbf{v}|^2 + h(|\nabla f|) |\mathbf{v} - \nabla f|^2 dx \quad (3)$$

ここで, $\nabla f(\mathbf{x})$ は画像 $I(\mathbf{x})$ の1次差分により得られるベクトルである. また, ∇f はエッジの方向を指しており, エッジの位置の法線となる. さらに, $g(|\nabla f|)$, $h(|\nabla f|)$ は次式で定義される, ベクトルを制御するパラメータである.

$$g(|\nabla f|) = e^{-\left(\frac{|\nabla f|}{\kappa}\right)^2} \quad (4)$$

$$h(|\nabla f|) = 1 - g(|\nabla f|)$$

ここで, κ は関数の形状を変化させ, ノイズの量によって設定できるパラメータで, ノイズが多い場合は κ を大きくする. つまり, 詳細な構造要素を示すベクトル場を形成したい場合は, κ を小さくし, 逆に大まかな構造要素を示すベクトル場を形成したい場合は, κ を大きくする.

式(1)を最小化する \mathbf{v} を求めるために, 次式の繰り返し計算を行う.

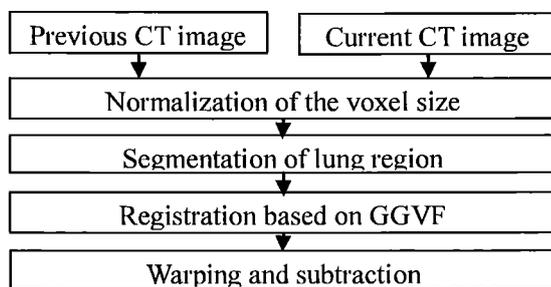


図1 経時的差分像生成の流れ

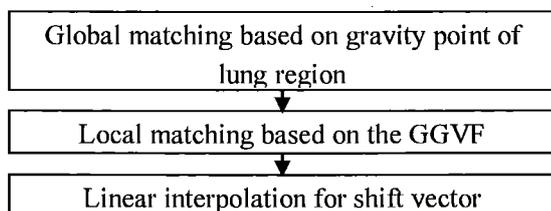


図2 画像マッチング法の流れ

$$\begin{aligned} \mathbf{v}(t+1) &= \Delta t * \mathbf{v}_t + \mathbf{v}(t) \\ \mathbf{v}_t &= g(|\nabla f|) \nabla^2 \mathbf{v} - h(|\nabla f|) |\mathbf{v} - \nabla f|^2 \\ \mathbf{v}(0) &= \nabla f \end{aligned} \quad (5)$$

ここで,

$$\Delta t \leq \frac{\Delta x \Delta y \Delta z}{8g_{\max}}$$

のとき, 式(5)の解は収束する.

ローカルマッチングでは, 過去・現在 CT 画像に GGVF のベクトル場を形成した後, 過去と現在の CT 画像上のペアに関心領域 (VOI; Volume of Interest) を設ける. 現在 CT 画像上のテンプレート VOI(A)とし, 過去 CT 画像上に探索 VOI(B)とする. テンプレート VOI の間隔は, テンプレート VOI が半サイズオーバーラップするように配置する. また, 探索 VOI のサイズは, テンプレート VOI の 2 倍のサイズとする. VOI 内に存在する GGVF を用いて次の評価式によりテンプレート VOI ごとに位置合わせを行う.

$$\mathbf{T}(\mathbf{x}') = \min_{\mathbf{x}' \in B} (C(\mathbf{x}') + D(\mathbf{x}')) \quad (6)$$

$$C(\mathbf{x}') = \frac{1}{N_A} \sum_{\mathbf{x} \in A} \frac{\mathbf{v}_{cur}(\mathbf{x}) \mathbf{v}_{pre}(\mathbf{x} + \mathbf{x}')}{|\mathbf{v}_{cur}(\mathbf{x})| |\mathbf{v}_{pre}(\mathbf{x} + \mathbf{x}')|}$$

$$D(\mathbf{x}') = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in A} |\mathbf{v}_{cur}(\mathbf{x}) - \bar{\mathbf{v}}_{cur}| |\mathbf{v}_{pre}(\mathbf{x} + \mathbf{x}') - \bar{\mathbf{v}}_{pre}|}{\sum_{\mathbf{x} \in A} |\mathbf{v}_{cur}(\mathbf{x}) - \bar{\mathbf{v}}_{cur}| \sum_{\mathbf{x} \in A} |\mathbf{v}_{pre}(\mathbf{x} + \mathbf{x}') - \bar{\mathbf{v}}_{pre}|}$$

ここで, $C(\mathbf{x}')$ はベクトルの角度の平均, $D(\mathbf{x}')$ は, VOI 内のベクトルのノルムの正規化相互相関である. 以上の処理により得られたシフトベクトルを用いて線形補間を行うことにより, 全てのボクセルのシフトベクトルを求める.

(C) ワーピングおよび差分処理

最後にシフトベクトルを用い, 過去画像を変形させ, 現在画像から差分演算を行うことにより, 経時的差分画像を生成する.

3. 実験と結果

本稿では, 現在および過去 CT 画像のペアを 1 症例とし, 5 症例の胸部 CT 画像に対して実験を行った. 開発環境として Intel Core2 Duo (CPU 2.93GHz, Memory 3GB) を用いる. なお, 画像データは, 異なる撮影環境で得られる過去・現在の胸部 CT 画像で, スライス厚は 1.0[mm] の画像データである.

実験では, VOI サイズを $12 \times 12 \times 12$ [pixels], $\kappa = 1000$ として位置合わせを行った. 図 3 に実

験結果の一例を示す. 同図(a)および(b)は, 過去および現在 CT 画像で, 同図(c)および(d)は, 過去 CT 画像をシフトベクトルにより変形させた画像, 提案法により生成した経時的差分画像である. 同図(d)には, 陰影が強調表示できている.

経時的差分画像の画質を評価するため, ヒストグラムを作成し, 差分値 0 付近を除いた積分値 (Sum of Frequency) および半値全幅 (FWTM, Full Width at Half Maximum) を計測した. このとき, アーチファクトが少なくなれば, 差分値 0 付近を示す画素が多くなり, 背景成分の割合が多くなると考えられる. また, ヒストグラムの積分値は, 背景成分以外の積分であるため, アーチファクトが少なくなれば値が小さくなると予想される. GGVF のパラメータ κ およびテンプレート VOI のサイズを変化させて差分画像のアーチファクトの評価し, 従来手法のローカルマッチングの評価関数である濃度正規化相互相関 (以下 NCC) [7] と比較検討を行う. 評価結果を表 1, 表 2 および図 4 にそれぞれ示す. また, シフトベクトルの分布の比較として, テンプレート VOI を $12 \times 12 \times 12$ [pixels], $\kappa = 1000$ のときのシフトベクトルの分布と, NCC による同 VOI サイズにした場合のシフトベクトルの分布を図 5 に示す. 同図及び表より, 提案法の経時的差分像の濃度ヒストグラムの積分値および FWHM は減少しており, アーチファクトの低減が確認できた.

4. 考察とむすび

本稿では, GGVF を用いた胸部 CT 画像からの経時的差分像の生成法を提案した. 以下, 考察を加える. まず, 表 1, 2 および図 4 より, テンプレート VOI が $32 \times 32 \times 32$ [pixels] および $12 \times 12 \times 12$ [pixels] のとき, とともに GGVF の $\kappa = 100, 1000$ のときの経時的差分像は, $\kappa = 1$ および NCC のときに比べ, 経時的差分像の濃度ヒストグラムの積分値および FWHM の減少しており, アーチファクトが低減されていることが分かる. これにより, κ を大きな値として形成した GGVF を用いた経時的差分技術は, アーチファクトを低減させることができると考えられる.

テンプレート VOI を小さくした場合, 現在画像に対し, 過去画像の局所的な構造要素の変形に対応できる. しかし, 図 5 より, NCC では, ミスマッチングと思われる個所が多数発生している. これは, NCC の場合, テンプレート VOI

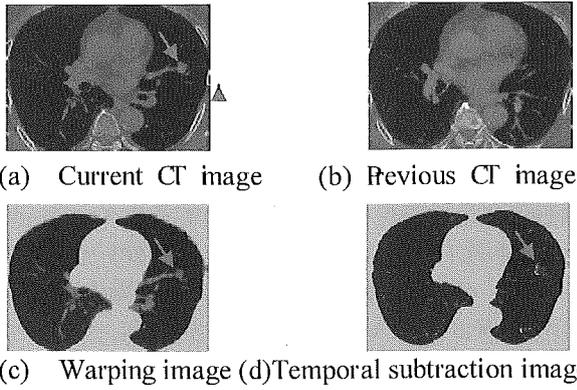


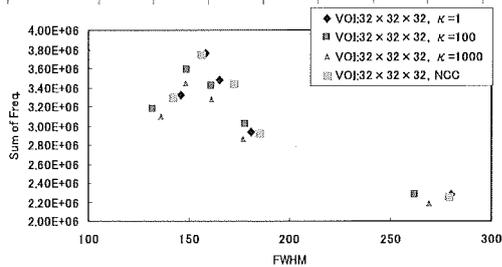
図3 経時的差分像の結果 (矢印:結節状陰影)

表1 経時的差分画像の画質評価 (FWHM)

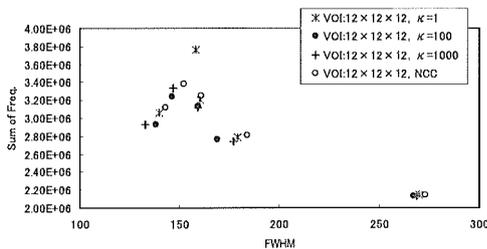
	VOI:32×32×32[pixels]				VOI:12×12×12[pixels]			
	$\kappa=1$	$\kappa=100$	$\kappa=1000$	NCC	$\kappa=1$	$\kappa=100$	$\kappa=1000$	NCC
case1	181	178	177	185	179	169	177	184
case2	165	161	161	172	160	169	159	161
case3	150	149	140	156	150	146	147	152
case4	280	262	269	279	270	267	269	273
case5	146	132	136	142	140	138	133	143
平均	185	176.4	178.2	189.8	181.4	175.9	177	182.6
NCCとの減少率	0.43%	5.57%	4.60%	0.00%	0.66%	3.72%	3.07%	0.00%

表2 経時的差分画像の画質評価 (Sum of Freq.)

	VOI:32×32×32[pixels]				VOI:12×12×12[pixels]			
	$\kappa=1$	$\kappa=100$	$\kappa=1000$	NCC	$\kappa=1$	$\kappa=100$	$\kappa=1000$	NCC
case1	2.83E+06	3.01E+06	2.86E+06	2.97E+06	2.77E+06	2.74E+06	2.81E+06	2.81E+06
case2	3.48E+06	3.42E+06	3.27E+06	3.45E+06	3.20E+06	3.14E+06	3.12E+06	3.25E+06
case3	3.78E+06	3.59E+06	3.41E+06	3.74E+06	3.78E+06	3.23E+06	3.31E+06	3.38E+06
case4	2.28E+06	2.27E+06	2.19E+06	2.25E+06	2.14E+06	2.13E+06	2.13E+06	2.15E+06
case5	3.32E+06	3.17E+06	3.08E+06	3.26E+06	3.06E+06	2.92E+06	2.93E+06	3.11E+06
平均	3.15E+06	3.09E+06	2.97E+06	3.13E+06	2.99E+06	2.84E+06	2.85E+06	2.84E+06
NCCとの減少率	-0.70%	1.25%	5.25%	0.00%	-1.61%	3.50%	3.03%	0.00%



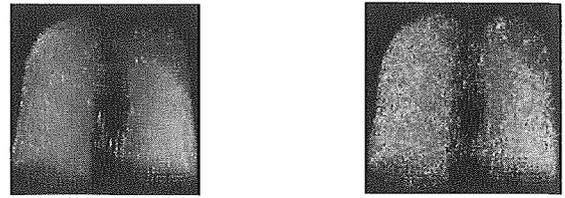
(a) テンプレート VOI: 32×32×32[pixels]



(b) テンプレート VOI:12×12×12[pixels]

図4 経時的差分画像の画質評価

を小さくすると VOI 内の濃度分布をそのまま反映しているため、類似度の高い濃度値をそのまま出力するためあると考えられる。それに対し、GGVF では κ を大きくすると、テンプレート VOI が小さい場合でも、隣同士のシフトベク



(a)GGVF($\kappa=1000$)

(b)NCC

図5 テンプレート VOI:12×12×12[pixels]のときのシフトベクトルの分布 (色はベクトルのノルムを表し、赤ほど大きく、青ほど小さい)

トルの整合性があり、ミスマッチングの影響が少ない。これは、 κ を大きくすることにより、構造要素の情報が近傍に伝播し、その構造情報からミスマッチングを抑えることができるからであると考えられる。よって、 κ を大きな値として形成した GGVF を用いた経時的差分技術は有効であると考えられる。

提案法により、病巣陰影の自動検出や経過観察に有効な CAD システムへの開発が可能である。しかし、残存するアーチファクトは多数存在するため、今後はさらなる位置合わせの精度向上を図るための手法の開発を行う予定である。

謝辞

本研究の一部は、(財)北九州産業学術推進機構の補助を受けている。

参考文献

- [1] K. Doi, "Current status and future potential of computer-aided diagnosis in medical imaging", The British Journal of Radiology, Vol. 78, pp. S3-S19, 2005.
- [2] 土井, "CAD 元年-I 世界,そして,日本のCADの現状と今後の動向-", INNERVISION, Vol. 14, No. 10, pp. 2-4, 1999.
- [3] M.L. Giger et al., "Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography: Automated detection of nodules in peripheral lung fields", Medical Physics, Vol. 15, No. 2, pp.158-166, 1988.
- [4] A. Kano et al., "Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change", Medical Physics, Vol. 21, No. 3, pp. 453-461, 1994.
- [5] C. Xu et al., "Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours", Signal Processing An International Journal, 71(2), pp.131-139, 1998.
- [6] N. Miyake et al., "Automatic detection of lung nodules in temporal subtraction image by use of shape and density features", International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC2009), CD-ROM, 2009.
- [7] Y. Itai et al., "A New Registration Method with Voxel-Matching Technique for Temporal Subtraction Images", Proc SPIE 6915, 691531, 2008.