

原 著

ラクナ梗塞検出のためのカーネル固有空間
テンプレートマッチング村川彩希¹ 谷河文香^{2,3} 内山良一⁴ 村松千左子⁵ 原 武史⁵ 藤田広志⁵論文受付
2014年8月13日論文受理
2014年12月13日

Code No. 535

¹ 熊本大学大学院保健学教育部² 岐阜大学工学部応用情報学科³ 東海旅客鉄道株式会社⁴ 熊本大学大学院生命科学研究部先端生命医療科学部門⁵ 岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野

緒 言

無症候性のラクナ梗塞は脳ドックにおける magnetic resonance (MR) 検査でしばしば発見される。ラクナ梗塞の存在は、重篤な脳卒中発症の危険因子であるとともに¹⁾、認知症の危険因子でもあり、認知症の発症率が2倍以上になるとの報告もある²⁾。ラクナ梗

塞の検出は重要であるが、加齢による正常な脳組織の萎縮による血管周囲腔拡大との鑑別が困難であるとの理由から、すべてのラクナ梗塞を正しく検出することは難しい³⁾。そこで、われわれはMR画像におけるラクナ梗塞の検出を支援するためのコンピュータ支援診断(computer-aided diagnosis: CAD)システムを開発し

Kernel Eigenspace Template Matching for Detection of Lacunar Infarcts on MR Images

Saki Murakawa,^{1*} Ayaka Tanigawa,^{2,3} Yoshikazu Uchiyama,⁴ Chisako Muramatsu,⁵ Takeshi Hara,⁵ Hiroshi Fujita⁵¹ Graduate School of Health Sciences, Kumamoto University² Department of Information Science, Faculty of Engineering, Gifu University³ Central Japan Railway Company⁴ Department of Medical Physics, Faculty of Life Science, Kumamoto University⁵ Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University

Received August 13, 2014; Revision accepted December 13, 2014

Code No. 535

Summary

Detection of lacunar infarcts is important because their presence indicates an increased risk of severe cerebral infarction and dementia. However, accurate identification of lacunar infarcts is often difficult for radiologists. Our previous computer-aided detection (CAD) scheme achieved a sensitivity of 96.8% with 0.76 false positives (FPs) per slice. However, further reduction of FPs remained an issue for the clinical application. The purpose of this study is to improve our CAD scheme by using kernel eigenspace template matching. First, we selected the regions of interest (ROIs) around the candidate regions detected in our previous method. A kernel eigenspace was then made by using kernel principal component analysis of the training data set. A test ROI was projected onto the same kernel eigenspace as the training data set. The cross-correlation coefficients between the test ROI and all the training ROIs were calculated on the kernel eigenspace. By comparing the two maxima of coefficients with a lacunar ROI and an FP ROI, the test ROI was classified. By using the proposed method, the quantity of the templates became 1.9% of that in template matching on the real space and 31.9% of FPs could be eliminated while keeping the same sensitivity; nevertheless 30.3% of FPs were eliminated when we employed the eigenspace template matching under the same condition. Therefore, kernel eigenspace template matching could improve FP rate without a significant reduction in the true positive rate.

Key words: Computer-aided diagnosis, Lacunar infarcts, Template matching, Kernel eigenspace

*Proceeding author

てきた⁴⁻⁹⁾。従来法の検出性能は、真陽性率 96.8% のとき、偽陽性数 0.76 個/スライス画像であった⁵⁾。しかし、臨床で用いるには偽陽性数が多いという課題が残った。

異常陰影と偽陽性を区別する手法としてテンプレートマッチングを用いたものが提案されており、さまざまな病変の検出に応用されている¹⁰⁻¹⁴⁾。そこで、われわれはラクナ梗塞検出手法の改良のためにテンプレートマッチングによる手法を適用しその効果を調べた⁹⁾。実験の結果、同じ真陽性率のとき 17.1% の偽陽性を削除できたが、期待していた程の効果はなかった。また、テンプレートマッチングは事例ベースの手法であるために、処理対象と似たテンプレートが無ければ機能しない。よって、識別性能を向上させるには、学習テンプレート数を多くしなければならず、それに伴い多くのテンプレートを記憶するための領域やすべてのテンプレートとの相互相関係数の計算量が大きくなるという問題が発生することも明らかになった。一般に、異常陰影と偽陽性を区別する手法は、①特徴抽出部、②識別部によって構成される。テンプレートマッチングの場合には、特徴抽出部はテンプレートの画素値の相互相関係数、識別部は最近傍決定則となる。したがって、テンプレートマッチングの精度向上には、①特徴抽出部と②識別部のそれぞれで改良を加えることが望ましい。そこで、われわれは、特徴抽出部の改良として固有空間を用いる方法を提案し¹⁵⁾、識別部の改良として AdaBoost を用いる方法を提案した¹⁶⁾。特徴抽出部で固有空間を用いれば、特徴量の次元数を縮約できるため、上記のテンプレートを記憶するための領域や計算量増大の問題を解決することができる。しかし、固有空間を生成する主成分分析は、テンプレートの画素値からなる特徴ベクトルの分布を低次元の線形空間上へ直交投影する方法であるため、画素値が非線形な関係を持っている場合には、それを表現できない。非線形な関係を保持して低次元の空間に投影する手法としてカーネル主成分分析¹⁷⁾がある。そこで本研究では、テンプレートマッチングの特徴抽出部の更なる改良としてカーネル主成分分析を用いたカーネル固有空間テンプレートマッチング法を提案し、従来の主成分分析を用いた場合の結果と比較することによって、その効果を検証する。

1. 実験試料

実験に用いた画像は、1.5T の MR 装置 (Signa Excite Twin Speed, GE Medical Systems) によって撮影された 132 名の T₁ 強調画像及び T₂ 強調画像であ

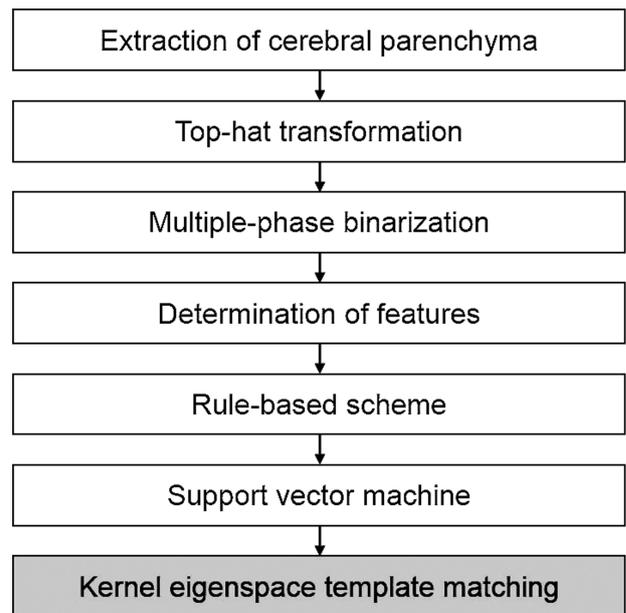


Fig. 1 Overall scheme for the detection of lacunar infarcts.

る。これらの画像は岐阜大学医学部附属病院で撮影された。T₁ 強調画像の撮影条件は、Spin-Echo 法, echo time (TE): 8~12 ms, repetition time (TR): 300~500 ms, スライス幅: 5 mm, スライス間隔: 2 mm であり、T₂ 強調画像の撮影条件は、Spin-Echo 法, TE: 8~12 ms, TR: 3000~5000 ms, スライス幅: 5 mm, スライス間隔: 2 mm である。マトリクスサイズは 512x512 pixels, ピクセルサイズは 0.47 mm, 年齢は 28~83 歳 (平均 63.4 歳), 男性 75 名, 女性 57 名である。なお、本研究は倫理審査委員会での承認を得た。

ラクナ梗塞の位置は、2 名の神経放射線科医による読影実験によって決定された。それぞれ独立にラクナ梗塞の位置を決定してもらい、2 名がともにラクナ梗塞と判断した 93 箇所を“ラクナ梗塞”と定義し、真陽性率の計算に“ラクナ梗塞”を用いた。一方、2 名がともにラクナ梗塞はないと判断した 1063 枚のスライスを“ラクナ梗塞を含まないスライス”と定義し、偽陽性数の計算に“ラクナ梗塞を含まないスライス”を用いた⁵⁾。

2. 方法

ラクナ梗塞検出法の概要を Fig. 1 に示す。上段は従来法⁵⁾ であり、下段の網掛け部分が提案手法である。まず、T₁ 強調画像に領域拡張法を適用することによって、脳実質領域を抽出し、ラクナ梗塞の探索範囲を限定する。つぎに、T₂ 強調画像に対してトップハット変換を用いてラクナ梗塞を強調したのちに、多重しきい値処理を行うことによって、ラクナ梗塞の初

期候補を決定する。それぞれの初期候補から、大きさ、形状、 T_1 及び T_2 強調画像の信号強度、位置に関する 12 個の画像特徴量を計測し、すべてのラクナ梗塞に関する各特徴量の最大値と最小値を求めて、その範囲外にある候補を偽陽性とするルールベース法を適用したのち、同じ特徴量を入力としたサポートベクタマシンによって、ラクナ梗塞と偽陽性を区別する⁵⁾。手法の評価は、2-fold cross validation¹⁸⁾ によって行った。ラクナ梗塞と偽陽性を二つのデータセット Set A と Set B に分け、1 回目では Set A を学習データ、Set B をテストデータとして使用する。2 回目では Set B を学習データ、Set A をテストデータとして使用し、最終的な性能は、1 回目と 2 回目のテストの結果を用いた。ここまでの処理を行った従来法の結果は、真陽性率 96.8% (90/93) のとき、偽陽性数 0.76 個/スライス画像 (813/1063) であった⁵⁾。

本研究では、サポートベクタマシンのソフトマージンの値を細かく調整することで、偽陽性数を 0.76 個から 0.71 個にした結果を用いて実験を行った。Fig. 1 の下段に示すように、従来法⁵⁾ にカーネル固有空間テンプレートマッチング法を追加することによって、ラクナ梗塞と偽陽性の識別を行った。従来法によって検出したすべての領域 (2 値画像) から重心 (X 座標及び Y 座標) を計算し、その重心を中心に、51×51 の関心領域 (region of interest: ROI) を切り抜き、以下の処理を行った。ラクナ梗塞を含む ROI は 90 個、偽陽性を含む ROI は 753 個である。

2-1 カーネル固有空間テンプレートマッチングによる偽陽性削除

カーネル固有空間テンプレートマッチングは、学習データをカーネル主成分分析してカーネル固有空間を生成することから始まる。まず、学習データのすべてのラクナ梗塞 ROI と偽陽性 ROI をラスタスキャンすることによって、二次元配列 51×51 のデータを一次元配列 1×2601 のデータに変換し、これらを学習データの個数分、縦に並べたものをカーネル主成分分析の入力データにする。つまり、入力データは、学習データの個数×2601 (説明変量) の二次元配列となる。つぎに、それぞれの説明変量の平均値と標準偏差を計算して画素値の標準化を行った後に、カーネル主成分分析を行う。カーネル主成分分析により得た固有ベクトルを用いてカーネル固有空間を作成し、そのカーネル固有空間上にすべての学習データを投影する。このとき、第 k (< 2601) 次固有ベクトルまでを用いて第 k 主成分を求めてカーネル固有空間を作成することによ

て、従来のテンプレートマッチングの問題のひとつであるテンプレートのデータ量を低減することができる。例えば、下記の実験で示すように、50 次元の固有ベクトルを用いた場合には、もとのテンプレートの 1.9% (50/2601) のデータ量でよい。

テストは上述したカーネル固有空間上にテストデータを投影することによって行う。まず、テストデータから ROI 画像を一つ取り出し、学習データから求めた画素値 (説明変量) の平均と標準偏差を用いてテストデータの説明変量の標準化を行った後に、学習データから求めた第 k 次までの固有ベクトルを用いて第 k 個までの主成分の値を求める。この値によってテストデータが学習データと同じカーネル固有空間上に投影される。つぎに、同じカーネル固有空間上に投影された学習データのすべてのラクナ梗塞 ROI との相互相関係数を計算してその最大値を求める。同様に、カーネル固有空間上に投影された学習データのすべての偽陽性 ROI との相互相関係数を計算してその最大値を求める。求めた二つの最大値を比較し、ラクナ梗塞 ROI の最大値が大きければテスト ROI はラクナ梗塞と識別し、そうでなければ偽陽性と識別する。相互相関係数は式 (1) によって計算した。

$$CC(A,B) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{(A(i) - \bar{A})(B(i) - \bar{B})}{\sigma_A \sigma_B} \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 $A(i)$ と $B(i)$ はテスト ROI と学習テンプレート ROI の第 i 主成分の値をそれぞれ表し、 \bar{A} と \bar{B} はテスト ROI と学習テンプレート ROI の第 1 主成分から第 k 主成分までの値の平均値を、 σ_A と σ_B はそれらの標準偏差を示す。このように、カーネル固有空間上でテンプレートマッチングを行うことによって、相互相関係数の計算量が少なくなり、従来のテンプレートマッチングの 2 番目の問題であった相互相関係数の計算時間を短縮することができる。

2-2 ROI 画像の選択と識別方法

本実験で使用した画像データは、 T_1 強調画像及び T_2 強調画像である。よって、上述したカーネル固有空間テンプレートマッチングに用いる ROI 画像の選択にいくつかの組合せがある。下記の三つの条件で実験を行うことによって性能の比較を行った。
条件 1: T_1 強調画像から 51×51 の大きさの ROI を選択し、カーネル固有空間テンプレートマッチングによる認識を行った場合。

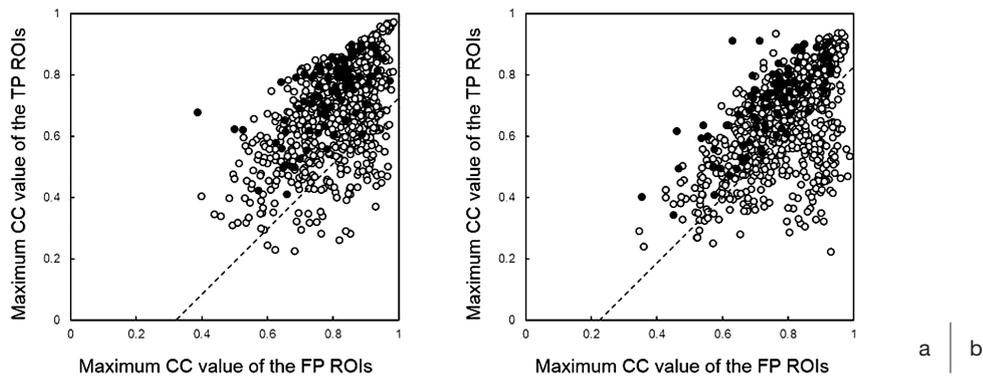


Fig. 2 Relationship between the maximum cross-correlation (CC) value of the lacunar infarct ROIs and the maximum CC value of the FP ROIs. Black and white circles correspond to the lacunar ROIs and FP ROIs, respectively. The broken lines are discrimination boundaries. (a) Condition 1: T₁-weighted image and (b) Condition 2: T₂-weighted image.

$$h_1(t) = \begin{cases} +1 & \text{if } CC(T1_{TP,t}) - CC(T1_{FP,t}) \geq \theta_1 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots (2)$$

ここで、 $CC(T1_{TP,t})$ は t 番目のテストデータと学習テンプレートのラクナ梗塞 ROI の相互相関係数の最大値を表し、 $CC(T1_{FP,t})$ は t 番目のテストデータと偽陽性 ROI の相互相関係数の最大値を表す。つまり、ラクナ梗塞 ROI と偽陽性 ROI の最大値を比較し、ある閾値 θ_1 以上であればラクナ梗塞と判定し、そうでなければ、偽陽性と判定する。

条件 2: 同じ位置の T₂ 強調画像から 51×51 の大きさの ROI を選択し、T₁ 強調画像の代わりに T₂ 強調画像の ROI のみを用いてカーネル固有空間テンプレートマッチングによる認識を行った場合。

$$h_2(t) = \begin{cases} +1 & \text{if } CC(T2_{TP,t}) - CC(T2_{FP,t}) \geq \theta_2 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots (3)$$

条件 3: 条件 1 と条件 2 の結果を次のように組合せた場合である。

$$h_3(t) = \begin{cases} +1 & \text{if } CC(T1_{TP,t}) - CC(T1_{FP,t}) \geq \theta_1 \\ & \text{and } CC(T2_{TP,t}) - CC(T2_{FP,t}) \geq \theta_2 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots (4)$$

つまり、条件 3 では、T₁ 強調画像と T₂ 強調画像の両方の情報を用いて判定をしていることになる。

3. 実験結果

Fig. 2 に、条件 1 と条件 2 によって得たラクナ梗塞 ROI の最大値と偽陽性 ROI の最大値の関係をそれぞれ示す。カーネルにはガウシアンカーネル ($\sigma=0.1$) を

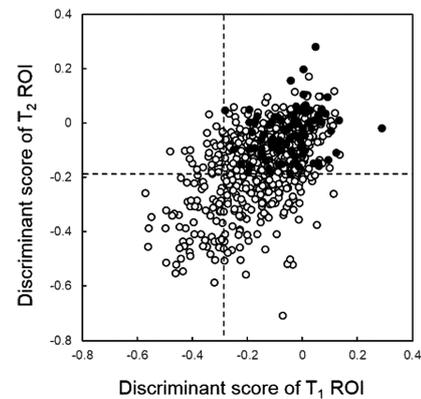


Fig. 3 Efficacy of the combination of T₁- and T₂-ROIs. Black and white circles correspond to the lacunar ROIs and FP ROIs, respectively. The broken lines are discrimination boundaries. Candidates located at the upper right-hand region were classified as lacunar infarcts by condition 3.

用い、次元数は 50 とした。なお、カーネルは、ベッセル、ラプラシアン、多項式、線形、ガウシアン の五つを用いて予備実験を行い、最もよい性能を得たガウシアンを採用し、パラメータ σ の調整を行った。カーネル固有空間テンプレートマッチングでは、ラクナ梗塞 ROI と偽陽性 ROI のどちらに近いかを計算することによってテスト ROI を区別するため、識別境界は傾き 45 度の直線となる。Fig. 2 における破線はすべてのラクナ梗塞 ROI を正しく識別する場合の識別境界を示す。Fig. 2(a) と Fig. 2(b) を比較すると、Fig. 2(b) の方が識別境界よりも下に多くの偽陽性が分布していることがわかる。したがって、T₂ 強調画像の方が T₁ 強調画像よりもラクナ梗塞と偽陽性を区別する有用な情報を持っていると判断できる。

Fig. 3 は、Fig. 2(a) と Fig. 2(b) のそれぞれにおいて

Table Comparison of FP reduction rates in % (number) among template mating on real space, template matching on eigenspace, and template matching on kernel eigenspace

Method	Condition: Image	ROI size in pixels		
		31×31	41×41	51×51
Template matching on real space	T ₁	8.9%(67)	6.1%(46)	12.7%(96)
	T ₂	5.4%(41)	5.0%(38)	14.7%(111)
	T ₁ &T ₂	10.2%(77)	7.8%(59)	18.6%(140)
Template matching on eigenspace	T ₁	7.6%(57)	5.7%(43)	16.1%(121)
	T ₂	8.6%(65)	11.3%(85)	24.2%(182)
	T ₁ &T ₂	13.5%(102)	13.8%(104)	30.3%(228)
Template matching on kernel eigenspace	T ₁	9.0%(68)	8.8%(66)	14.1%(106)
	T ₂	8.0%(60)	10.9%(82)	27.8%(209)
	T ₁ &T ₂	14.5%(109)	13.9%(105)	31.9%(240)

各データから縦軸の値と横軸の値の差を求め、横軸に T₁ 強調画像における差を、縦軸に T₂ 強調画像における差を表示したものである。Fig. 3 の破線は、Fig. 2 (a), Fig. 2(b)における識別境界をそれぞれ表している。条件 3 は、Fig. 3 において二つの識別境界によって四つに区分けされた領域の右上にテスト ROI が位置する場合にラクナ梗塞と認識し、そうでなければ偽陽性と認識することを意味している。Fig. 3 より、T₁ 強調画像と T₂ 強調画像から得られる情報を統合することによって、識別性能が向上することがわかる。

Table は、実空間でのテンプレートマッチング、固有空間テンプレートマッチング、およびカーネル固有空間テンプレートマッチングの偽陽性削除率の関係を示したものである。従来法^{9,15)}の結果と比較するために、ROI の大きさを 31×31, 41×41, 51×51 に変えた場合の条件 1 から条件 3 の結果をそれぞれ示す。51×51 のときの条件 3 のカーネル固有空間テンプレートマッチングの結果が最も高い削除率となり 31.9% の偽陽性を削除することができた。Table の結果より、カーネル固有空間テンプレートマッチングは、実空間テンプレートマッチングおよび固有空間テンプレートマッチングと比較して、偽陽性削除率が大きいことが明らかになった。本手法を従来法に追加した場合の最終的な性能は、真陽性率が 96.8% (90/93) のとき、偽陽性数 0.48/スライス画像 (513/1063) となった。ラクナ梗塞が存在するスライス画像は、1 症例に 7~10 であるため、本実験によって得た結果では、1 症例当たり約 4 カ所の偽陽性が存在することになる。よって、実用化のためには、更なる偽陽性削除のための手法を検討する必要がある。

4. 考 察

従来の実空間でのテンプレートマッチングよりも固有空間でのテンプレートマッチングの方が、識別結果がよかった理由は、主成分分析によって ROI に含まれるラクナ梗塞と偽陽性の本質的な構造を残しながら、それらの特徴づける変化を求めることができたためであると考えられる。従来のテンプレートマッチングでは、相互相関係数によって類似度を計算する際に画素値のわずかな変化や病変の位置の違いの影響を受ける。このわずかな違いが識別性能に影響を与える。しかし、主成分分析では低次元の空間に ROI 画像を投影する過程で本質的でない変化を取り除くことができるため、その効果が大きかったと判断できる。また、主成分分析よりもカーネル主成分分析の方が、識別結果がよかった理由は、カーネル主成分分析が非線形なパターン分布を表現することができる手法であるためと考えられる。ROI 画像を低次元の空間に投影する際、主成分分析は線形のアルゴリズムであるため、ROI 画像の画素値の分布が非線形の構造を持っている場合には有効ではない。カーネル主成分分析では、ROI 画像の画素値の非線形な分布形を保持しながら、ラクナ梗塞と偽陽性の本質的な変化の特徴づける低次元空間を表現できたことが識別性能の向上につながったと考えられる。

つぎに、カーネル主成分分析の次元数と偽陽性削除率の関係について考察する。Fig. 4 は、ROI の大きさを 51×51 に固定したときのカーネル主成分分析の次元数と偽陽性削除率の関係を示したものである。もし、より多く次元数を減らすことができれば、テンプレートのデータ量や類似度の計算時間を大幅に低減できる。しかしながら、Fig. 4 に示すように、次元数を減らしすぎると識別性能が低下する傾向がみられた。

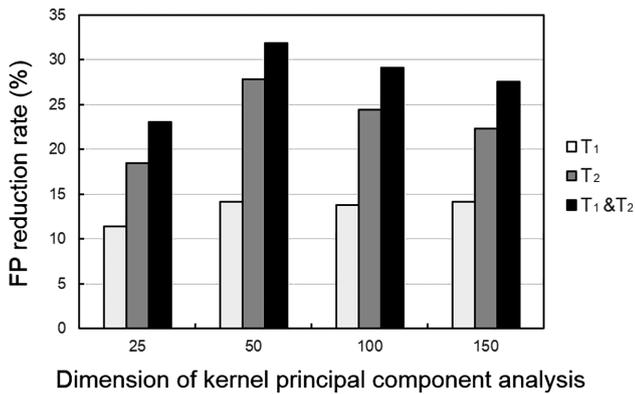


Fig. 4 FP reduction rates determined by changing the dimension of kernel principal component analysis at conditions 1, 2, and 3.

これは次元数を減らしすぎるとラクナ梗塞と偽陽性の本質的な構造までも削除されてしまうことが原因と考えられる。また、逆に次元数が大きくなった場合にも識別性能の低下がみられた。次元数が多くなると画素値のわずかな変化や病変の位置の違いの影響が及ぶためであると考えられる。本実験では、50次元を用いた場合に偽陽性削除率が最も高いことがわかった。この傾向は、条件1、条件2、および条件3のそれぞれの場合で同じである。今後、より多くのデータを用いて検討をする必要があるが、本実験の範囲では次元数は50が最適であると判断した。

最後に、カーネル固有空間テンプレートマッチングによって削除された偽陽性について考察する。Fig. 5は、削除された偽陽性ROIの例である。大別すると

脳溝の一部(52.5%)、脳室の一部(27.9%)、血管周囲腔拡大(11.0%)、およびその他(8.6%)であった。従来法では、初期検出の段階で孤立性の陰影を検出し、その形状、大きさ、信号強度などの情報を用いてラクナ梗塞を検出していた。そのため、脳室の一部や脳溝の一部が孤立性の陰影として誤抽出された場合には、ラクナ梗塞との区別が困難であった。しかし、陰影の周りの情報も考慮しROI全体の情報を用いたカーネル固有空間テンプレートマッチングでは、脳室の一部や脳溝の一部とラクナ梗塞の識別が容易になったため、このような明らかな偽陽性を多く削除することができたと考えられる。

本研究結果を更に改善するためには、これまでの研究結果を踏まえると、特徴抽出部にカーネル固有空間を、識別部にAdaBoost¹⁶⁾を用いた場合が最もよい検出性能が得られる可能性が高いため、今後、検討を行う予定である。

5. 結語

カーネル固有空間テンプレートマッチングは、固有空間テンプレートマッチングと同様にテンプレート画像の次元数を削除できるため、テンプレートを記憶するための領域や計算量の増大を低減する効果があった。また、固有空間テンプレートマッチングと比較して偽陽性の削除率が大きいことも示した。したがって、カーネル固有空間は、テンプレートマッチングによる手法の特徴抽出部に用いた場合の効果が大いことが明らかになった。

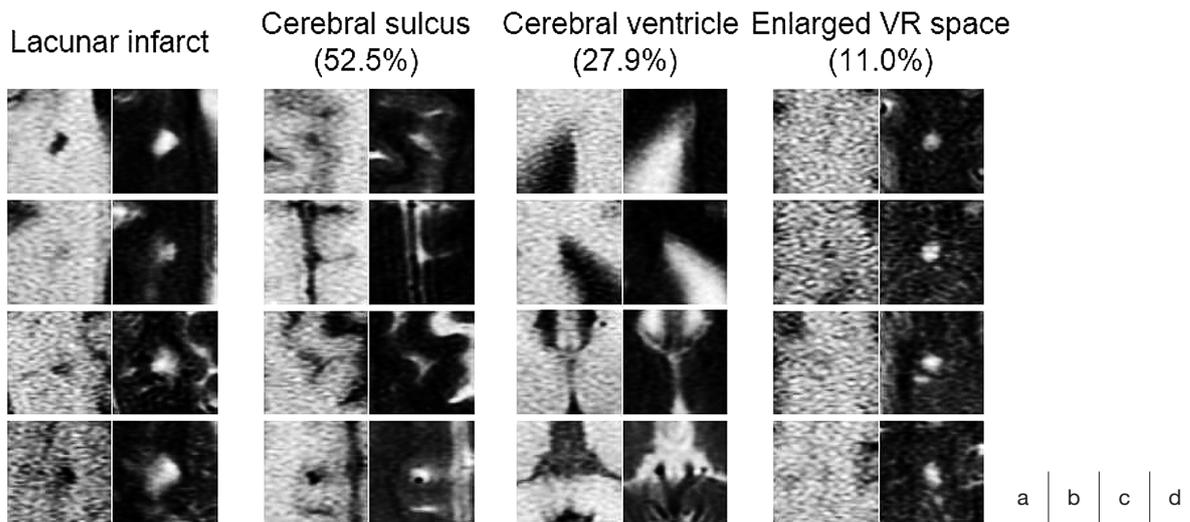


Fig. 5 Examples of eliminated false positives (the numbers indicate their proportions). (a) Lacunar infarct, (b) a part of the cerebral ventricle, (c) a part of the cerebral sulcus, and (d) enlarged Virchow-Robin space.

謝 辞

本研究の一部は、科学研究費基盤研究C(課題番号24591815)、科学研究費新学術領域研究「医用画像に基づく計算解剖学の創成と診断・治療支援の高度化」(課題番号21103001)、および研究成果最適展開支援プログラム A-STEP(課題番号 AS2511004P)によって行わ

れました。

なお、本論文の要旨の一部は、第70回日本放射線技術学会総会学術大会(2014年、横浜)および16th Computer Assisted Radiology and Surgery(2014年、福岡)にて発表した。

参考文献

- 1) Bokura H, Kobayashi S, Yamaguchi S, et al. Silent brain infarction and subcortical white matter lesions increase the risk of stroke and mortality: a prospective cohort study. *J Stroke Cerebrovasc Dis* 2006; 15: 57-63.
- 2) Vermeer SE, Prins ND, Heijer TD, et al. Silent brain infarcts and the risk of dementia and cognitive decline. *N Eng J Med* 2003; 348: 1215-1222.
- 3) Bokura H, Kobayashi S, Yamaguchi S. Distinguishing silent lacunar infarction from enlarged Virchow-Robin spaces: a magnetic resonance imaging and pathological study. *J Neurol* 1998; 245: 116-122.
- 4) Yokoyama R, Zhang X, Uchiyama Y, et al. Development of an automated method for the detection of lacunar infarct regions in brain MR images. *IEICE Transaction Information & Systems* 2007; Vol.E90-D(6): 943-954.
- 5) Uchiyama Y, Yokoyama R, Ando H, et al. Computer-aided diagnosis scheme for detection of lacunar infarcts on MR images. *Acad Radiol* 2007; 14: 1554-1561.
- 6) 國枝琢也, 内山良一, 原 武史, 他. クラスタリングを用いた脳ドック MR 画像における無症候性大脳白質病変の検出法. *Medical Imaging Technology* 2008; 26(1): 39-47.
- 7) 國枝琢也, 内山良一, 原 武史, 他. 脳 MR 画像におけるラクナ梗塞と血管周囲腔拡大の鑑別法. *医用画像情報学会雑誌* 2008; 26(3): 59-63.
- 8) Uchiyama Y, Asano T, Kato H, et al. Computer-aided diagnosis for detection of lacunar infarcts on MR images: ROC analysis of radiologists' performance. *J Digit Imaging* 2012; 25: 497-503.
- 9) 阿部晃子, 内山良一, 村松千左子, 他. テンプレートマッチングを用いたラクナ梗塞検出のためのコンピュータ支援診断システムの改良. *医用画像情報学会雑誌* 2013; 30(2): 39-43.
- 10) Lee Y, Hara T, Fujita H, et al. Automated detection of pulmonary nodules in helical CT images based on an improved template-matching technique. *IEEE Trans Med Imaging* 2001; 20: 595-604.
- 11) Li Q, Katsuragawa S, Doi K. Computer-aided diagnostic scheme for lung nodule detection in digital chest radiographs by use of a multiple-template matching technique. *Med Phys* 2001; 28: 2070-2076.
- 12) Mazurowski MA, Lo JY, Harrawood BP, et al. Mutual information-based template matching scheme for detection of breast masses: from mammography to digital breast tomosynthesis. *J Biomed Inform* 2011; 44: 815-823.
- 13) Tourassi GD, Vargas-Voracek R, Catarious DM, et al. Computer-assisted detection of mammographic masses: a template matching scheme based on mutual information. *Med Phys* 2003; 30: 2123-2130.
- 14) Kilic N, Ucan ON, Osman O. Colonic polyp detection in CT colonography with fuzzy rule based 3D template matching. *J Med Syst* 2009; 33: 9-18.
- 15) Uchiyama Y, Abe A, Muramatsu C, et al. Eigenspace template matching for detection of lacunar infarcts on MR images. *J Digit Imaging* (Epub Jun 19 2014; ahead of print).
- 16) 谷河文香, 内山良一, 村松千左子, 他. 脳 MR 画像におけるラクナ梗塞の検出法の改良 - AdaBoost テンプレートマッチングを用いた偽陽性削除 -. *医用画像情報学会雑誌* 2014; 31(2): 41-46.
- 17) Taylor JS, Cristianini N. *Kernel methods for pattern analysis*. Cambridge University Press, 2004.
- 18) Theodoridis S, Koutroumbas K. *Pattern Recognition*. Academic Press, London, 1999.

問合せ先

〒862-0976 熊本市中央区九品寺 4-24-1
熊本大学大学院保健学教育部(内山研究室) 村川彩希