

# 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

阿部 晃子<sup>†</sup>, 内山 良一<sup>††</sup>, 村松 千左子<sup>†</sup>,  
原 武史<sup>†</sup>, 白石 順二<sup>††</sup>, 藤田 広志<sup>†</sup>

<sup>†</sup>岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1  
<sup>††</sup>熊本大学大学院生命科学研究部先端生命医療科学部門 〒862-0976 熊本県熊本市九品寺 4-24-1  
(2013年2月13日受付, 2013年3月25日最終受付)

## Improvement of CAD Scheme for Detection of Lacunar Infarcts on MR images By Using Template Matching

Akiko ABE<sup>†</sup>, Yoshikazu UCHIYAMA<sup>††</sup>, Chisako MURAMATSU<sup>†</sup>,  
Takeshi HARA<sup>†</sup>, Junji SHIRAISHI<sup>††</sup>, Hiroshi FUJITA<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University,  
1-1, Yanagido, Gifu, Gifu 501-1194, Japan

<sup>††</sup>Department of Medical Physics, Faculty of Life Science, Kumamoto University,  
4-24-1 Kuhonji, Kumamoto, Kumamoto 862-0976, Japan

(Received on February 13, 2013. In final form on March 25, 2013)

**Abstract :** The detection of lacunar infarcts is important because their presence indicates an increased risk of severe cerebral infarction. However, their accurate identification is often hard because of the difficulty in distinguishing between lacunar infarcts and Virchow-Robin spaces. The purpose of this study is to improve our CAD scheme by using template matching for reduction of false positives (FPs). Our database comprised 1,143 T1- and 1,143 T2-weighted images obtained from 132 patients. The proposed method was evaluated by using 2 hold cross validation method. As a result, 17.1% of FPs were eliminated more by adding the template matching to our previous CAD scheme. Conclusively, the sensitivity of the detection of lacunar infarcts was 96.8% (90/93) with 0.59 FP per slice image. Our improved CAD scheme would be useful in assisting radiologists for identifying lacunar infarcts in MR images.

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

### 1. 緒言

本邦では、脳の疾患を早期に発見し対処することを目的とした脳ドックが行われている。無症候性のラクナ梗塞は脳ドックにおけるMR検査でしばしば発見される。ラクナ梗塞の存在は、後に発生する重篤な脳梗塞と関連が指摘されているため、その検出は重要である。しかしながら、加齢による正常な脳組織の委縮による血管周囲腔拡大などの鑑別が困難であるため、すべてのラクナ梗塞を正しく検出することは難しい[1, 2]。

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, 以下, CAD) システムを開発してきた[3-7]。1143枚のT<sub>1</sub>強調画像とT<sub>2</sub>強調画像に適用した実験の結果、従来法の検出性能は、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[4]。開発したCADシステムの出力が読影医にどのような影響を及ぼすかを調べるための読影実験も行った[7]。実験の結果、9名の放射線科医の平均AUC (ROC曲線以下の面積) は、CADシステムの結果を参考にすることによって、0.886から0.930に改善 (p=0.032) された。したがって、ラクナ梗塞検出のCADシステムは臨床で役に立つ可能性が高いことを示した。

この読影実験において次のことが明らかになった。①コ

ンピュータが誤検出した幾つかの偽陽性は、読影医がコンピュータの誤検出であることを正しく判断することができず、診断に悪い影響を与える場合があった。②コンピュータが誤検出した明らかな偽陽性は、コンピュータの結果の信頼性に疑問を持つ要因になった。したがって、研究開発の次のステップとして、このような偽陽性を可能な限り少なくするための手法の開発が重要である。異常陰影と偽陽性を区別する手法にテンプレートマッチングに基づいたものがある。この手法は、胸部CTにおける結節状陰影の検出[8, 9]、乳房X線写真における腫瘍陰影の検出[10, 11]、大腸ポリープの検出[12]、さらに、同一患者の同定[13]などにも応用されている。そこで本研究では、ラクナ梗塞と偽陽性を識別するために、CADの分野で有用性が報告されているテンプレートマッチングによる手法を適用し、その性能を評価する。

### 2. 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T<sub>1</sub>強調画像およびT<sub>2</sub>強調画像である。T<sub>1</sub>強調画像の撮影条件は、Spin-Echo法、TE: 8~12 ms, TR: 300~500 ms, Slice Width: 5 mm, Slice Gap: 2 mmであり、T<sub>2</sub>強調画像の撮影条件は、Spin-Echo法、TE: 8~12 ms, TR: 3000~

5000 ms, Slice Width : 5 mm, Slice Gap : 2 mm である。画像サイズは 512x512 pixels, 空間分解能は 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。

### 3. 方法

ラクナ梗塞検出法の概要を Fig.1 に示す。上段は従来法であり、下段の網掛け部分が提案手法である。まず、T<sub>1</sub> 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、T<sub>2</sub> 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<sub>1</sub> 及び T<sub>2</sub> 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、それらの特徴量を入力としたサポートベクタマシン (SVM) によって、ラクナ梗塞と偽陽性を区別する [4]。ここまでの処理を行った結果、真陽性率 96.8% (90/93) のとき、偽陽性数 0.71 個/スライス画像 (753/1063) であった。なお、ここでは、SVM のパラメータを細かく設定することで、偽陽性数を 0.76 個から 0.71 個にした結果を用いて以下の実験を行った。

本研究では、従来法にテンプレートマッチング処理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う。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、41x41 の関心領域 (以下、ROI) を切り抜き、以下の処理を行った。ラクナ梗塞 ROI は 90 個、偽陽性 ROI は 753 個である。

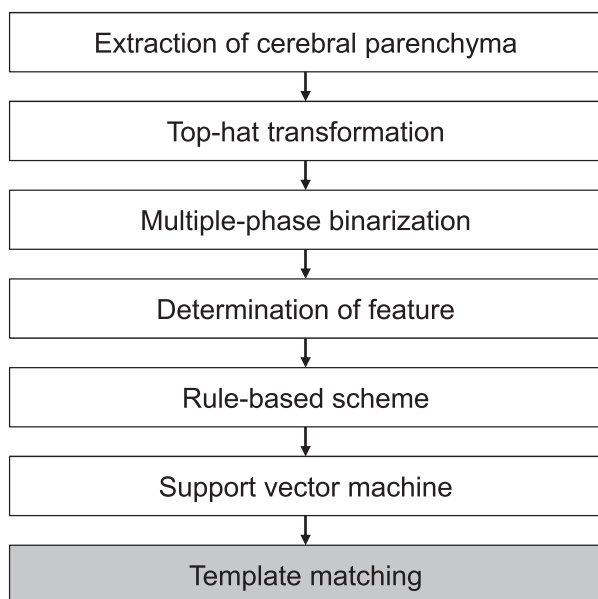


Fig.1 Overall scheme for detection of lacunar infarcts.

#### 3.1 テンプレートマッチングによる偽陽性削除

テンプレートマッチングによる手法の評価は、2-fold cross validation [14] によって行った。ラクナ梗塞 ROI と偽陽性 ROI を 2 つのデータセット Set A (ラクナ梗塞 ROI を 45 個、偽陽性 ROI を 360 個) と Set B (ラクナ梗塞 ROI を 45 個、偽陽性 ROI を 393 個) に分け、1 回目では、Set A を学習データに Set B をテストデータとして使用する。2 回目では、逆に、Set B を学習データに Set A をテストデータとして使用し、1 回目と 2 回目のテストの結果を用いて最終的な性能の評価を行った。ここで、学習データとはラクナ梗塞と偽陽性のクラス分けされたテンプレートのこと

であり、テストデータとは処理対象の認識すべき ROI 画像のことである。

本手法の概要を Fig.2 に示す。テストデータから ROI 画像を 1 つ取り出し、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、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 2 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  $CC$  は次式によって計算した。

$$CC(A(x,y), B(x,y)) = \frac{1}{\sum_x \sum_y} \frac{(A(x,y) - \bar{A})(B(x,y) - \bar{B})}{\sigma_A \sigma_B}$$

ここで、 $A(x,y)$  と  $B(x,y)$  はテスト ROI と学習テンプレート ROI をそれぞれ表し、 $\bar{A}$  と  $\bar{B}$  および  $\sigma_A$  と  $\sigma_B$  は、テスト ROI と学習テンプレート ROI の平均画素値および標準偏差をそれぞれ表す。また、 $x$  と  $y$  は整数で ROI の座標を表し、下記で説明するように、それぞれ  $1 \leq x \leq 82$ ,  $1 \leq y \leq 41$  となる。なお、本研究ではテンプレート画像の正規化を行っていないが、多施設から収集した MR 画像を用いる場合にはテンプレート画像の画素値が変動する可能性があるため、その補正を行う必要がある。

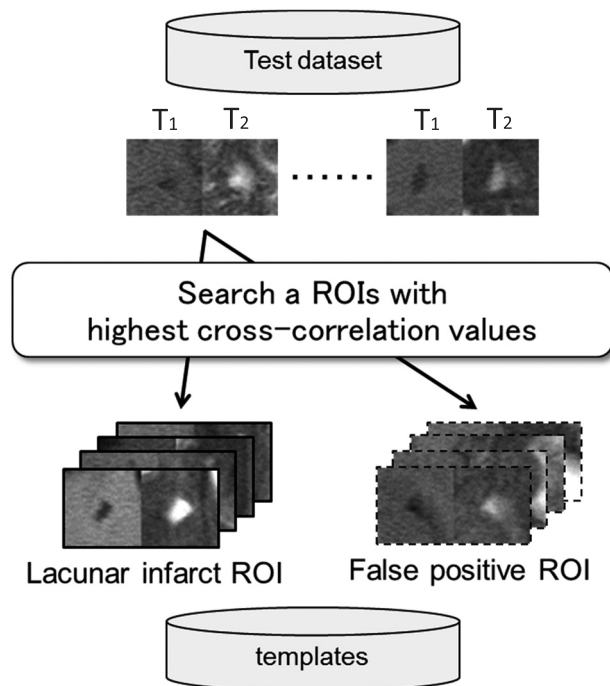


Fig.2 Illustration of template matching for distinguishing between lacunar infarcts and false positives.

#### 3.2 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<sub>1</sub> 強調画像及び T<sub>2</sub> 強調画像である。よって、上述した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 4 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<sub>1</sub> 強調画像から 41x41 の ROI を選択しテンプレートマッチングによる認識を行った場合。

条件 2: 同じ位置の T<sub>2</sub> 強調画像から 41x41 の ROI を選択し、T<sub>1</sub> 強調画像の代わりに T<sub>2</sub> 強調画像の ROI のみを用いてテンプレートマッチングによる認識を行った場合。

条件3:  $T_1$ 強調画像と  $T_2$ 強調画像の ROI を横に並べた  $41 \times 82$  の ROI を用いて認識を行った場合である。もし、 $T_1$ 強調画像と  $T_2$ 強調画像のそれぞれがラクナ梗塞と偽陽性を識別するために有用な情報を持っているとすれば、2つの画像を統合した ROI を用いた条件3が最も良い結果になると予想される。さらに、ここでは次の条件も追加した。

条件4:  $T_1$ 強調画像からの①ラクナ梗塞 ROI の最大値、②偽陽性 ROI の最大値、 $T_2$ 強調画像からの③ラクナ梗塞 ROI の最大値、④偽陽性 ROI の最大値をそれぞれ求め、①~④までを特徴量として入力したニューラルネットワークによってラクナ梗塞と偽陽性を識別する。

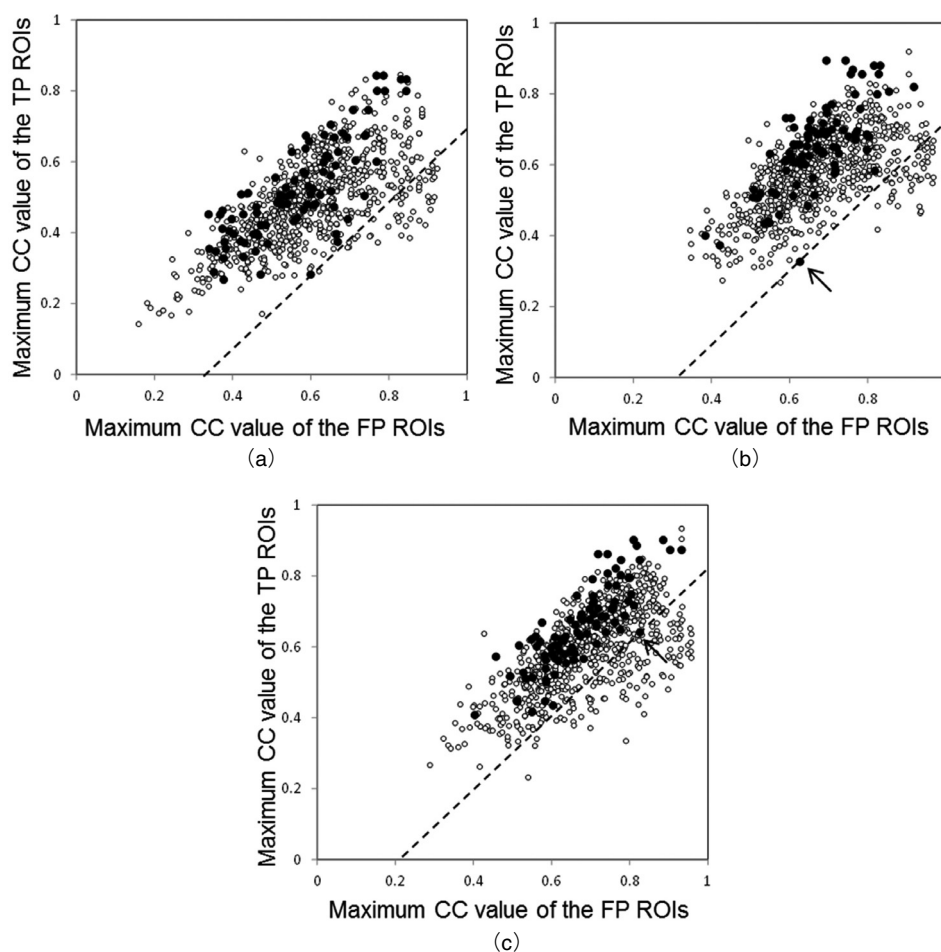
もし、 $T_1$ 強調画像と  $T_2$ 強調画像のそれぞれがラクナ梗塞と偽陽性を識別するために有用な情報を持っており、それらの関係が複雑ならば、ニューラルネットワークにより識別境界を作成することによって、より高度な識別が実現できる可能性がある。なお、ここでは3層構造(入力層4, 中間層4, 出力層1)のニューラルネットワークを使用した。中間層の数は識別境界の形状の複雑さと関係しているため、これを2から4まで変えて評価し、最も良いものを用いた。

#### 4. 実験結果

Fig.3に、条件1から条件3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。テンプレートマッチングによる識別は、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行う。これは、Fig.3に傾き45度の直線を引き、その直線の上にデータが存在するときにはラクナ梗塞として識別し、逆に、直線の下にデータが存在するときには偽陽性として識別することを意味する。識別のための直線(図中の点線)のy切片の決め方は、すべてのラクナ梗塞を正しくラクナ梗塞として識別することができる場所となり、そのときの直線以下の偽陽性数が削除率となる。Fig.3において、条件1の結果(a)と条件2の結果(b)を比較すると、条件2の場合には、ラクナ梗塞 ROI が1カ所に集中する傾向がある。これは、 $T_2$ 強調画像ではラクナ梗塞は同じような高信号を示す陰影として現れるが、 $T_1$ 強調画像では低信号を示すものもあればそうでないものもあることに関係していると考えられる。また、条件2の結果(b)と条件3の結果(c)を比較した場合、全体的には同じような傾向を示すが、条件2で右下に位置するラクナ梗塞 ROI (矢印で示したもの)が、条件3では右上に移動していた。そのため、条件3では、識別のための直線(図中の点線)が上方に移動し、より多くの偽陽性が識別直線より下に位置する結果になった。

条件1, 条件2, 条件3の偽陽性削除率は、それぞれ8.9%, 5.4%, 17.1%であった。条件3の削除率が最も高いことから、 $T_1$ 強調画像と  $T_2$ 強調画像のそれぞれがラクナ梗塞と偽陽性を識別するために有用な情報を持っていると



**Fig.3** Relationship between maximum cross-correlation (CC) value of the lacunar infarcts ROIs and maximum CC value of the FP ROIs. Black and white circles indicate lacunar ROIs and FP ROIs, respectively. The broken lines were discrimination boundaries. Arrows indicate a difficult case to identify as lacunar infarct at condition 2. (a) Condition 1:  $T_1$  weighted image, (b) Condition 2:  $T_2$  weighted image, and (c) Condition 3:  $T_1$  and  $T_2$  weighted images.

判断できる。さらに、条件4の削除率は12.1%となり、条件3の結果よりも悪かった。これは、ラクナ梗塞と偽陽性を区別するためのT<sub>1</sub>強調画像とT<sub>2</sub>強調画像の情報は複雑な関係ではないということの意味している。以上の実験結果から、ラクナ梗塞と偽陽性の識別のためには、T<sub>1</sub>強調画像とT<sub>2</sub>強調画像のROI画像から得られる情報の簡単な関係を用いることが最も良い結果になることが明らかになった。

本手法(条件3)を従来法に追加することによって、最終的な性能は、真陽性率が96.8%(90/93)のとき、偽陽性数0.59個/スライス画像(642/1063)となった。よって、本手法は、ラクナ梗塞と偽陽性の識別に有用であると考えられる。

## 5. 考察

### 5.1 ROIの大きさと識別精度の関係

前章では、ROIの大きさを固定した場合の条件1から条件4までの実験結果について述べた。しかし、ROIの大きさを変えたとき、どのような結果になるのかについて考察する必要がある。そこで、テンプレートマッチングに用いたROIの大きさが、ラクナ梗塞と偽陽性の識別性能にどのような影響を及ぼすかについて検討した。上述の実験結果より、条件3のT<sub>1</sub>強調画像とT<sub>2</sub>強調画像ROIを横に並べた41×82のROIを用いた場合に最も良い結果を得たことから、同じ条件3でROIの大きさを21×42, 31×62, 51×102にそれぞれ設定して評価した。評価の結果、21×42, 31×62, 41×82, 51×102の偽陽性削除率はそれぞれ10.8%(81個), 13.4%(101個), 17.1%(129個), 16.5%(124個)であり、41×82のROIが最も良い結果になった。ラクナ梗塞は、大きさが3mmから15mmの陰影であることから、本実験の画像データでは6画素から32画素に相当する。したがって、21×42や31×62ではROIの範囲が小さすぎであり、逆に、51×102ではラクナ梗塞以外の背景の情報も相互相関係数の計算に含まれてしまい、識別性能が下がるためであると考えられる。

### 5.2 削除できた偽陽性ROIの特徴

本手法は、どのような偽陽性パターンを削除する効果があるのかについて考察する。ラクナ梗塞と本手法によって削除できた偽陽性の例をFig.4に示す。本手法は、Fig.4(b)の脳室の一部やFig.4(c)の脳溝の一部など、ラクナ梗塞とROI全体での印象が大きく異なる偽陽性を多く削除する効果があった。従来法では大きさや形状などの特徴量を計測し、それらを入力とした識別器によって区別していたため、ROIの中心部の強調された陰影の特徴のみを解析していた。一方、テンプレートマッチングではROI全体の類似度を計算するため、中心部の陰影とその周りの特徴も識別に用いることとなり、ROI全体の印象が異なる偽陽性を効果的に削除できたと考えられる。また、Fig.4(c)の血管周囲腔拡大のように、ラクナ梗塞とよく似た偽陽性もテンプレートマッチングによって削除できた。これは、テンプレートによく似た偽陽性のパターンが含まれていたためであると考えられる。以上の考察により、テンプレートマッチングが、①ラクナ梗塞とROI全体の印象が異なる偽陽性を多く削除できること、②偽陽性のテンプレートのパターンを充実させれば、ラクナ梗塞との識別が困難な偽陽性も削除できる可能性があること、の2つの効果を持っていることが明らかになった。

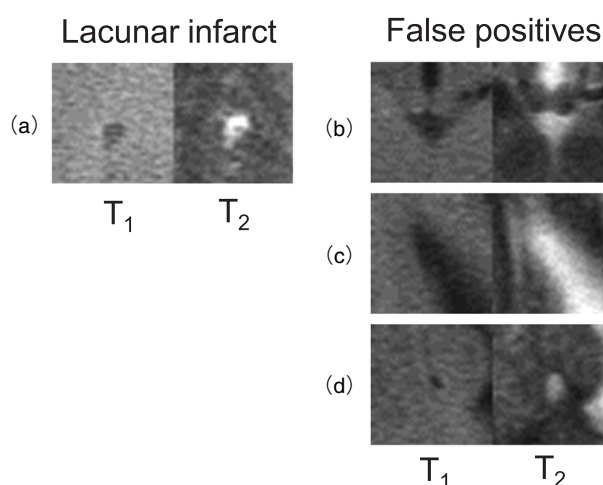


Fig.4 Examples of eliminated false positives. (a) Lacunar infarct, (b) part of the cerebral ventricle, (c) part of the cerebral sulcus, and (d) enlarged Virchow-Robin space.

## 6. 結語

テンプレートマッチングによる偽陽性削除処理の効果を調べた。ラクナ梗塞と偽陽性を識別した結果、すべてのラクナ梗塞を検出したとき、従来法の結果よりも17.1%の偽陽性をさらに削除することができた。最終的な性能は、真陽性率が96.8%(90/93)のとき、偽陽性数0.59個/スライス画像(642/1063)となった。よって、本手法は、ラクナ梗塞と偽陽性の識別に有用であると考えられる。

## 謝辞

本研究の一部は、科学研究費基盤研究C(課題番号24591815)及び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)によって行われました。

## 参考文献

- [1] 篠原幸人：脳検診(脳ドック)の意義と現状, 日内会誌, 86, 787-791, 1997.
- [2] 高橋睦正, 興梃征憲：脳ドックの現状と課題, 画像診断, 18(10), 1094-1103, 1998.
- [3] R. Yokoyama, X. Zhang, Y. Uchiyama, et al.: Development of an automated method for the detection of lacunar infarct regions in brain MR images, IEICE Transaction Information & Systems, E 90-D(6), 943-954, 2007.
- [4] Y. Uchiyama, R. Yokoyama, H. Ando, et al.: Computer-aided diagnosis scheme for detection of lacunar infarcts on MR image, Academic Radiology, 14(12), 1554-1561, 2007.
- [5] 内山良一, 横山龍二郎, 原武史, 他：脳MR画像におけるラクナ梗塞の検出法, 電子情報通信学会論文誌D, J 90-D(7), 1820-1829, 2007.
- [6] 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, 26(3), 59-63, 2009.
- [7] Y. Uchiyama, T. Asano, H. Kato, et al.: Computer-aided diagnosis for detection of lacunar infarcts on MR images - ROC analysis of radiologists' performance -, J Digit Imaging, 25(4), 497-503, 2012.

- [ 8 ] Y. Lee, T. Hara, H. Fujita, et al. : Automated detection of pulmonary nodules in helical CT images based on an improved template-matching technique, *IEEE Trans Med Imaging*, 20(7), 595-604, 2001.
- [ 9 ] Q. Li, S. Katsuragawa, K. Doi : Computer-aided diagnostic scheme for lung nodule detection in digital chest radiographs by use of a multiple-template matching technique, *Med Phys*, 28(10), 2070-2076, 2001.
- [10] M.A.Mazurowski, J.Y. Lo, B.P. Harrawood, et al. : Mutual information-based template matching scheme for detection of breast masses : from mammography to digital breast tomosynthesis, *J Biomed Inform*, 44(5), 815-823, 2011.
- [11] G.D. Tourassi, R. Vargas-Voracek, D.M.Jr. Catarious, et al. : Computer-assisted detection of mammographic masses: A template matching scheme based on mutual information, *Med Phys*, 30(8), 2123-2130, 2003.
- [12] N. Kilic, O.N. Ucan, O. Osman : Colonic polyp detection in CT colonography with fuzzy rule based 3D template matching, *J Med Syst*, 33(1), 9-18, 2009.
- [13] J. Morishita, S. Katsuragawa, Y. Sasaki, et al. : Potential usefulness of biological fingerprints in chest radiographs for automated patient recognition and identification, *Acad Radiol*, 11(3), 309-315, 2004.
- [14] S. Theodoridis, K. Koutroumbas : *Pattern Recognition*, Academic Press, London, 1999.