

AdaBoost テンプレートマッチングを用いた ラクナ梗塞の検出手法の改良

谷河 文香¹ 内山 良一² 村松 千左子³ 原 武史³ 白石 順二² 藤田 広志³

¹岐阜大学工学部応用情報学科 〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

²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

³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

E-mail: ¹tanigawa@fjt.info.gifu-u.ac.jp, ²y_uchi@kumamoto-u.ac.jp

あらまし 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の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、すべてのラクナ梗塞を正しく検出することは難しい。そこで、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システムを開発してきた。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/スライス画像であり、偽陽性数が多い課題が残った。そこで本論文では、AdaBoost テンプレートマッチングを用いることによって偽陽性削除を行う手法を提案する。提案手法では 52.9% の偽陽性を削除することができた。したがって、提案手法はラクナ梗塞検出手法の高度化に有用である。

キーワード コンピュータ支援診断, ラクナ梗塞, AdaBoost テンプレートマッチング

Improvement of CAD scheme for detection of lacunar infarcts in MR images using AdaBoost template matching

Ayaka TANIGAWA¹, Yoshikazu UCHIYAMA², Chisako MURAMATSU³, Takeshi HARA³

Junji SHIRAIISHI² and Hiroshi FUJITA³

¹Dept. of Information Science, Faculty of Engineering, Gifu Univ. 1-1, Yanagido, Gifu, 501-1194, Japan

²Dept. of Medical Physics, Faculty of Life Sciences, Kumamoto Univ., 4-24-1 Kuhonji, Kumamoto, 862-0976, Japan

³Dept. of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu Univ. 1-1, Yanagido, Gifu, 501-1194, Japan

E-mail: ¹tanigawa@fjt.info.gifu-u.ac.jp, ²y_uchi@kumamoto-u.ac.jp

Abstract Asymptomatic lacunar infarcts are often detected in MR images at the health check system for brain diseases. The existence of lacunar infarcts increases the risk of severe cerebral infarctions, and thus their accurate detection is important. However, the identification of all lacunar infarcts is difficult. Therefore, we developed a CAD scheme for the detection of lacunar infarcts. The performance of our previous method indicated that the sensitivity of 96.8% in detection with 0.76 false positive (FP) per slice. Further reduction of FPs was remained as an issue to be solved for the clinical application. In this paper, we proposed AdaBoost template matching technique. By using this technique, 52.9% FPs were eliminated while keeping the same sensitivity. Thus our proposed method found to be useful for sophistication of the automatic detection of lacunar infarcts in MR images.

Keyword Computer-aided diagnosis, Lacunar infarcts, AdaBoost template matching

1. 緒言

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の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との鑑別がしばしば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。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[1-6]。

従来法では、自動抽出した脳実質領域から円形孤立性の陰影を検出してラクナ梗塞の初期候補としたのち、それぞれの初期候補から、面積、形状、信号値などの画像特徴量を計測し、それら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手法を開発した[2]。1143枚のT₁強調画像とT₂強調画像を用いた実験の結果、この手法の検出性能は、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)であり[2]、検出率は高いものの、実用化のためには偽陽性数が多いという課題が残った。そこで、つぎに上記の手法にテンプレートマッチングによる偽陽性削除処理を追加した[6]。テンプレートマッチングによる手法を追加した場合、真陽性率96.8%を保持したまま、偽陽性数を17.1%削除できる効果があったが、その効果は大きくないことがわかった。そこで本論文では、テンプレートマッチングにAdaBoostのアイデアを取り入れたAdaBoostテンプレートマッチングによる手法を提案し、偽陽性削除の効果を検証する。

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T₁強調画像及びT₂強調画像である。T₁強調画像の撮影条件は、Spin-Echo法, TE:8~12ms, TR:300~500ms, Slice Width:5mm, Slice Gap:2mmであり、T₂強調画像の撮影条件は、Spin-Echo法, TE:8~12ms, TR:3000~5000ms, Slice Width:5mm, Slice Gap:2mmである。画像サイズは512×512pixels, 空間分解能は0.47mm, 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、下段の網掛けの部分提案手法である。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、T₁及びT₂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[2]。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実験を行った。

手法の評価は、2-fold cross validation [7]によって行った。まず、132症例をランダムに2つのセット(Set AとSet B)に分け、1回目ではSet Aを学習データにSet Bをテストデータに使用した。つぎに、2回目ではSet Bを学習データにSet Aをテストデータに使用した。最終的な性能評価は、1回目と2回目のテストの結果を用いた。Fig.1の上段の従来法の出力の結果、Set Aはラクナ梗塞が45個、偽陽性が360個であり、Set Bはラクナ梗塞が45個、偽陽性が393個であった。本研究ではこの出力結果を用いて以下の実験を行った。

テンプレートマッチングによる偽陽性削除処理[6]と比較するため、Fig.1下段の網掛け処理をAdaBoostテンプレートマッチング[8]による手法に置き換えた。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、41×41の関心領域(以下、ROI)を設定し、下段の処理を行った。

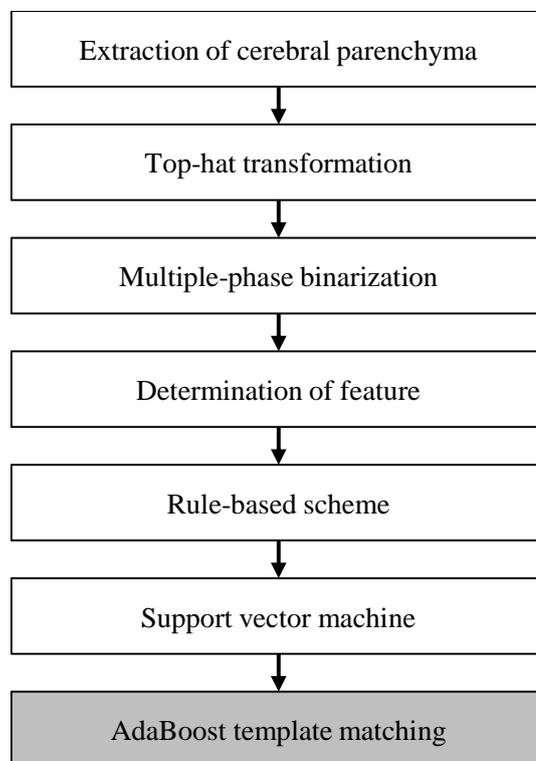


Fig.1 Overall scheme for detection of lacunar infarcts.

3.1. AdaBoost テンプレートマッチング

N 個の学習データの i 番目のサンプルがラクナ梗塞であれば $y_i = +1$ 、偽陽性であれば $y_i = -1$ とラベル付けする。つぎに、 t 回目の学習時における i 番目のサンプルの重みを $D_t(i)$ とおく。AdaBoost テンプレートマッチングでは、重み $D_t(i)$ を用いてラクナ梗塞の重み付き平均 ROI 画像 A_{TP} と偽陽性の重み付き平均 ROI 画像 A_{FP} を作成し識別を行う。ただし、初回の学習時では $D_1(i) = 1/N$ として初期化する。弱識別器 $h_t(x)$ は、ラクナ梗塞の重み付き平均 ROI 画像と偽陽性の重み付き平均 ROI 画像のどちらに似ているかを、相互相関係数 CC で計算し、テスト ROI 画像を識別するように構成した。

$$h_t(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } CC(A_{TP}, x) - CC(A_{FP}, x) > \theta_t \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 θ_t は相互相関係数の値の差に対する閾値であり、サンプルを識別したときの誤り率

$$\epsilon_t = \sum_{i: y_i \neq h_t(x_i)} D_t(i) \quad (2)$$

が最小になるように調整した。つぎに、この誤り率から信頼度 α_t を次式で計算した。

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right) \quad (3)$$

また、求めた信頼度を用いて $(t+1)$ 回目の学習時のサンプルの重みを

$$D_{t+1}(i) = D_t(i) \exp[-\alpha_t y_i h_t(x_i)] \quad (4)$$

によって更新した。重みの更新を行った後に、サンプルの重みの総和が1になるように正規化を行った。

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_{t+1}(i)}{Z_{t+1}} \quad (5)$$

ただし、

$$Z_{t+1} = \sum_{i=1}^N D_{t+1}(i) = \sum_{i=1}^N D_t(i) \exp[-\alpha_t y_i h_t(x_i)] \quad (6)$$

である。最終的な識別は、すべての弱識別器を信頼度で重みを付けて多数決をとる強識別器 $H(x)$ によって行った。

$$H(x) = \text{sign}[\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)] \quad (7)$$

ここで、学習回数 T は100回とした。

3.2. カスケード構造

本研究では、識別精度と処理速度の向上のため、カスケード構造を採用した。カスケード構造とは、異なる強識別器を複数作成し、それらの強識別器を1列に並べて1つの識別器として用いる構造である。このカスケード構造の識別器を作成するために、まず、学習データの偽陽性を9種類のセットに分類した。分類には、階層的クラスタリング(階層併合的方法)[9]を採

用した。階層的クラスタリングの入力には、 T_1 強調画像と T_2 強調画像を横に並べた 51×102 の大きさのROIを用い、類似度はROI画像の相互相関係数を採用した。また、クラスター生成にはWard法を適用した。

ラクナ梗塞ROIと1種類目の偽陽性ROIで1番目の強識別器を作成し、つぎに、ラクナ梗塞ROIと2種類目の偽陽性ROIで2番目の強識別器を作成する処理を続けて行い、合計9個の強識別器を1列に並べることでカスケード構造にした。

3.3. 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AdaBoost 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3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ROIを選択し識別を行った場合。

条件2: 同じ位置の T_2 強調画像からROIを選択し、 T_1 強調画像の代わりに T_2 強調画像のROIのみを用いて識別を行った場合。

条件3: T_1 強調画像と T_2 強調画像からROIを選択し、それぞれの識別の結果を統合して識別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つの結果を統合した条件3が最も良い結果になると予想される。

4. 実験結果

Fig.2に 41×41 の大きさのROIを用いた条件1から条件3の偽陽性のクラスター数に対する削除率の関係を示す。偽陽性を9種類に分類したとき、最も良い結果が得られた。条件1, 条件2, 条件3の偽陽性削除率は、それぞれ35.5%, 40.4%, 52.9%であった。条件3では、 T_1 強調画像と T_2 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った。

本手法を従来システム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0.33個/スライス画像(355/1063)となった。

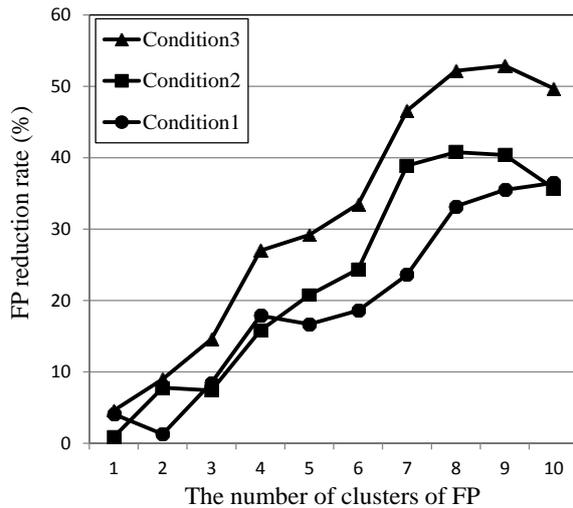


Fig.2 FP reduction rates with condition 1, condition 2, and condition 3.

5. 結語

本論文では、ラクナ梗塞と偽陽性を識別するために AdaBoost テンプレートマッチングを用いる手法を提案した。従来のテンプレートマッチングでは 17.1% の削除率であったが、本手法では、52.9% の偽陽性を削除できる効果があった。従来のテンプレートマッチングによる処理を本提案手法で置き換えることにより、最終的な性能は、真陽性率が 96.8% のとき、偽陽性数 0.33 個/スライス画像となった。よって、本手法はラクナ梗塞の検出に有用であると考えられる。

6. 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。

文 献

- [1] 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, E90-D(6), 943-954, 2007
- [2] 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
- [3] 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, J90-D (7), 1820-1829, 2007
- [4] 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
- [5] 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

- [6] 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, 30 (2), 39-43, 2013
- [7] S. Theodoridis, K. Koutroumbas : Pattern Recognition, Academic Press, London, 1999
- [8] 倉爪亮, 石川博, 加藤丈和, 他: コンピュータビジョン最先端ガイド 1, アドコム・メディア, 2008
- [9] 宮本定明: クラスタ分析入門, 森北出版株式会社, 1999