

MR 画像におけるラクナ梗塞検出法の高度化 - 識別器の組合せによる偽陽性削除 -

糸永 恭平¹ 内山 良一¹ 原 武史² 岩間 亨³ 星 博昭⁴ 藤田 広志²

1 大分工業高等専門学校専攻科電気電子情報工学専攻 〒870-0154 大分市大字牧 1666 番地

2 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 1-11

3 岐阜大学大学院医学系研究科脳神経外科学分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-11

4 岐阜大学大学院医学系研究科放射線医学分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-11

E-mail: uchiyama@oita-ct.ac.jp

あらまし 無症候性ラクナ梗塞の存在は後に起こり得る重篤な脳梗塞との関係が示唆されているために、MR 画像においてラクナ梗塞を検出することは重要である。そのため、ラクナ梗塞を検出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。しかし、開発したシステムで出力された偽陽性は 4 種類に分類され特徴量空間での分布が異なるため、1 台の識別器でこれらの偽陽性とラクナ梗塞をさらに識別するのは困難である。本研究では、識別器を複数組み合わせることによる偽陽性の削除を図った。実験の結果、感度 96.8% (90/93)、画像 1 枚当たりの偽陽性数 0.39 (418/1063) を得た。したがって、本手法は異なる種類の偽陽性の削除に有用であると考えられる。

キーワード ラクナ梗塞, 偽陽性削除, 識別器の組合せ, コンピュータ支援診断

Improvement of CAD Scheme for Lacunar Infarcts in MR Images: Elimination of False Positives using Combining Pattern Classifier

Kyouhei ITONAGA¹ Yoshikazu UCHIYAMA¹ Takeshi HARA²
Toru IWAMA³ Hiroaki HOSHI⁴ and Hiroshi FUJITA²

¹Dept. of Electrical Electronics Information Engineering Major, Advanced Course, Oita National College of Technology,
1666 Maki, Oita, 870-0152

²Dept. of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University, Yanagido 1-1, Gifu 501-1194

³Dept. of Neurosurgery, Graduate School of Medicine, Gifu University, Yanagido 1-1, Gifu 501-1194

⁴Dept. of Radiology, Graduate School of Medicine, Gifu University, Yanagido 1-1, Gifu 501-1194

Abstract The detection of asymptomatic lacunar infarcts on MR images is important because their presence indicates an increased risk of severe cerebral infarction. Therefore, we developed computerized method for the detection of lacunar infarcts. However, false positives detected by our method are classified into four types which have different distributions in the feature space. Thus, it is difficult to distinguish between these specific types of false positives and lacunar infarcts by using a single classifier. In this study, we eliminated these false positives by use of the combining pattern classifier. The result indicated that the sensitivity for the detection of lacunar infarcts was 96.8% with 0.39 false positives per slice. Our computerized method would be a useful method for eliminating specific types of false positives.

Keywords Lacunar infarct, Elimination of false positive, Combining pattern classifier, Computer-aided diagnosis

1. はじめに

脳卒中は、がん、心疾患に次いで日本人の死因の第 3 位である[1]。そのため、本邦では、脳の病気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[2-3]。脳ドックの MRI 検査で頻繁に発見される異常のひとつは無症候性のラクナ梗塞がある。ラクナ梗塞の存在はその後起こり得る重篤な脳梗塞との関係が示唆されているためにその検出は重要である[4]。

しかし、ラクナ梗塞は加齢による脳組織の変化である血管周囲腔拡大との鑑別が困難であるなどの理由から[5]、すべてのラクナ梗塞を正確に検出することは困難である。

そこで、我々は、放射線科医や脳神経外科医の診断を支援するために、ラクナ梗塞検出のためのコンピュータ支援診断 (Computer-Aided Diagnosis, 以下, CAD) システムを構築してきた[6-9]。132 症例を用いた実験

の結果、ラクナ梗塞の検出率 96.8% のとき画像 1 枚当たりの偽陽性数 0.71 個を実現している。しかしながら、実用化を考えた場合には、偽陽性の数が多い問題がある。これらの偽陽性を分析したところ、脳溝の一部、脳室の一部、血管周囲腔拡大、その他に分類されることが明らかになった[7]。本研究では、これらの異なった種類の偽陽性とラクナ梗塞を区別するために、集団学習の理論を取り入れた識別器の組合せによる手法を提案する。

2. データベース

本実験に用いた画像は、132 名（正常症例も含む）の T1 強調画像、及び T2 強調画像で構成される。これらの画像は 1.5T の MRI 装置（Signa Excite Twin Speed, GE Medical Systems）を用いて岐阜大学附属病院にて撮影された。T1 強調画像の撮影条件は、Spin-Echo 法、TE : 8~12ms, TR : 300~500ms, Slice Width : 5 mm, Slice Gap : 2mm である。T2 強調画像の撮影条件は、Spin-Echo 法、TE : 96~105ms, TR : 3000~3500ms, Slice Width : 5 mm, Slice Gap : 2mm である。画像サイズは 512×512pixel, 空間分解能は 0.46875mm/pixel である。ラクナ梗塞の位置は 2 名の神経放射線科医によって決定された。本データベースに含まれるラクナ梗塞は 93 箇所であり、ラクナ梗塞がない正常なスライス は 1063 枚である。

3. 方法

3.1 ラクナ梗塞の検出

ラクナ梗塞の検出方法の概要を以下に示す[7]。

脳実質領域の抽出：ラクナ梗塞は、大脳基底核、視床、大脳白室に多く存在する。そこで、ラクナ梗塞の探索範囲を限定するために脳実質領域を抽出した。T1 強調画像の濃度ヒストグラムの最多頻度値を開始点として領域拡張法を適用し、最も大きな面積を持つ領域を脳実質領域として決定した。

初期候補領域の決定：脳室に隣接したラクナ梗塞は閾値処理のみでは抽出が困難なため、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の強調を行った。ラクナ梗塞は梗塞が発生してから時間によって MR 画像での画素値が異なるため、多重閾値処理を適用し、ラクナ梗塞の初期候補領域を決定した。

画像特徴量の計測：ラクナ梗塞の各初期候補領域から位置、信号強度、形状に関する特徴量を計測した。ラクナ梗塞は脳の血管に発生するため脳の周辺部に存在する候補は偽陽性である可能性が高い。そこで、初期候補領域の位置を特徴量として用いた。ラクナ梗塞は、T1 強調画像で黒く T2 強調画像で白い。そこで、T1 強調画像と T2 強調画像から候補領域の内部と周辺部との信号強度差を計測し特徴量とした。最後に、T2 強調画像から解像度 1 から 4 までの円形成分と円形・線状成分を抽出し特徴量とした。円形成分と円形・線状成分の抽出には、円形・線状パターン検出のためのフィルタバンクを用いた[10]。

ラクナ梗塞の候補の決定：これら 12 個の特徴量を入力としたニューラルネットワークを適用することに

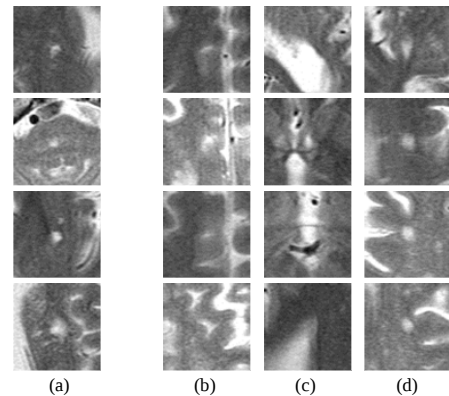


図 1. ラクナ梗塞と偽陽性の例
(a)ラクナ梗塞(b)脳溝の一部
(c)脳室の一部(d)血管周囲腔拡大

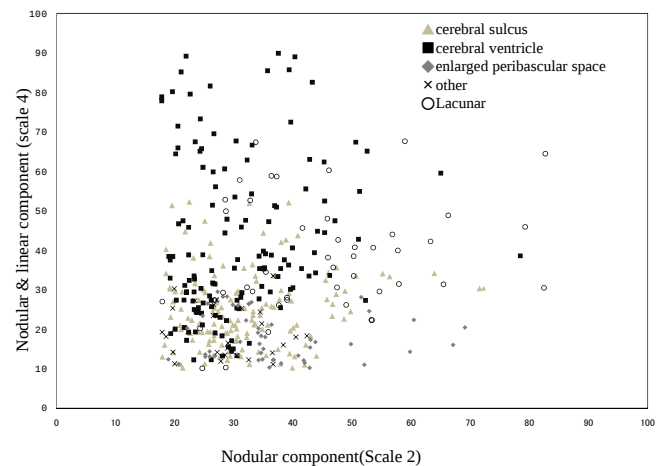


図 2. ラクナ梗塞と各偽陽性の特徴量の分布

よって、ラクナ梗塞と偽陽性を削除した。実験の評価はデータベースをランダムに 2 つのセット (Set A, Set B) に分け、2 Hold Cross Validation によって行った。Set A では、感度 93.7% (45/48) のとき、画像 1 枚当たりの偽陽性数は 0.64 (360/562) であり、Set B では、感度 100% (45/45) のとき、画像 1 枚当たりの偽陽性数は 0.78 (393/501) であった[7]。

3.2 識別器の組合せによる偽陽性削除

ラクナ梗塞の候補に含まれる偽陽性は脳溝の一部、脳室の一部、欠陥周囲腔拡大、その他に分類される。図 1 に偽陽性の例を示す。また、図 2 に異なった種類の偽陽性の特徴量の分布を示す。図 2 から明らかなように異なった種類の偽陽性はそれぞれ特徴量の分布が異なっており、1 台の識別器での識別は困難であることがわかる。そこで、3 つの種類の偽陽性とラクナ梗塞を識別する 3 つのニューラルネットワークを作成しその出力値の閾値処理で最終的な識別を行う手法を提案した[11]。しかし、この手法では学習時にすべての偽陽性がどの種類の偽陽性に分類されるのかを事前に人の目で判断しなければならず実用的ではない。

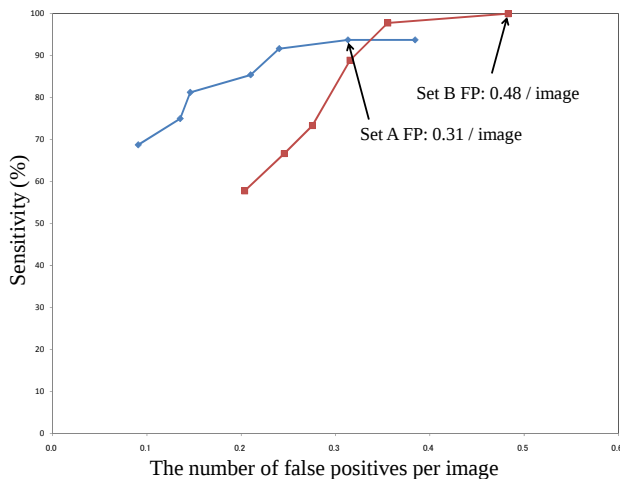


図 3. Set A と Set B それぞれの FROC 曲線

本論文では、この問題に対処するために、集団学習の理論を取り入れた識別器の組み合わせによる手法を検討した。ここでは集団学習の理論の一つである AdaBoost[12]のアルゴリズムを用いた。AdaBoost のアルゴリズムは以下の通りである。

- (1) N 個の学習データに重み $1/N$ を割り当てる。
- (2) 1 台目の識別器で N 個の学習データを用いて重み付きの学習を行う。学習した後に N 個の学習データについての識別率を求め、それを元に信頼度 β_1 を決定する。
- (3) 1 台目の識別器で正解した学習データの重みを $\exp(-\beta_1)$ 倍し減少させ、不正解であった学習データの重みを $\exp(\beta_1)$ 倍し増加させる。
- (4) (2)と同様に 2 台目の識別器を重みつき学習させ、信頼度 β_2 を決定する。
- (5) (3)と同様にデータの重みの更新を行う。
- (6) 以降、同じ手順を繰り返して M 台の識別器を作る。
- (7) 識別を行うときはそれぞれの結果と信頼度の積の合計を M で割ったものを識別結果とする。

本実験においては感度を向上させるために、真陽性のデータの重みは一律固定し、偽陽性のデータの重みのみ変動させた。また、各識別器はニューラルネットワークで構築した。ニューラルネットワークの構造は 3 層構造で各層のセル数は入力層 12、中間層 3、出力層 1 である。学習にはバックプロパゲーションを用いた。実験の評価は、2 Hold Cross Validation によって行った。

4. 実験結果

ラクナ梗塞の候補に対して識別器の組み合わせによる偽陽性の削除を試みた。図 3 に Set A と Set B それぞれの出力の閾値を変化させることで得た FROC 曲線を示す。Set A では、感度 93.7% (45/48) のとき、画像 1 枚当りの偽陽性は 0.31 (176/562) 個であり、Set B では感度 100%(45/45)のとき、画像 1 枚当りの偽陽性は 0.48 (242/501) 個であった。Set A と Set B を合計したところ、感度 96.8% (90/93) のとき画像 1 枚当りの偽陽性数は 0.39 (418/1063) 個の結果を得た。最終的

にラクナ梗塞の候補から、ラクナ梗塞をひとつも取りこぼすことなく、44%の偽陽性候補を削除することができた。

また、各偽陽性の種類別の削除率は脳溝の一部が 57% (155/361)、脳質の一部が 30% (192/277)、血管周囲腔拡大が 35% (54/84)、その他が 45% (17/31) であった。

本手法では脳溝の一部に対しての削除率が高かった。これは、位置情報より、脳溝の一部がラクナ梗塞かを判断できているためだと思われる。また、血管周囲腔拡大に対しての削除率は偽陽性の種類ごとに識別器を作成した場合は 71%であり、本手法では血管周囲腔拡大とラクナ梗塞の識別精度は高くない。これは、血管周囲腔拡大の偽陽性のデータ数が脳溝の一部や脳質の一部のデータ数と比べて少ないため AdaBoost のアルゴリズムでは重視されなかったためだと思われる。

5. 結論

本研究では、異なる種類の偽陽性とラクナ梗塞を区別するために AdaBoost を用いる手法を検討した。実験の結果、ラクナ梗塞をひとつも取りこぼすことなく、44%の偽陽性を削除することができた。よって、本手法は偽陽性削除に有用であると考えられる。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省知的クラスター創成事業岐阜・大垣地域「ロボティック先端医療クラスター」(平成16～20年度)、および文部科学省若手研究B(課題番号22791183)の補助を受けました。

参考文献

- [1] 厚生労働省大臣官房統計情報部：人口動態統計(上巻)。厚生労働省、東京、2005
- [2] 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
- [3] 高橋睦正, 興梠征典：脳ドックの現状と課題。画像診断 18(10):1094-1103, 1998
- [4] Kobayashi S, Okada K, Koide H et al.: Subcortical silent brain infarction as a risk factor for clinical stroke. Stroke 28: 1932-1939, 1997
- [5] Boukura H, Kobayashi S, Yamaguchi S: Discrimination of silent lacunar infarction from enlarged Virchow-Robin spaces on brain magnetic resonance imaging and pathological study. Journal of Neurology. 245: 116-122, 1998
- [6] Yokoyama R, Zhang X, Uchiyama Y et al. : Development of an automated method for detection of chronic lacunar infarct regions on brain MR images. IEICE Trans. Inf. & Syst. E90-D(6): 943-945, 2007
- [7] 内山良一, 松井篤, 横山龍二郎, 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, J90-D(7) : 1820-1829, 2007
- [8] Uchiyama Y, Yokoyama R, Ando H, et al. : Computer-aided diagnosis scheme for detection of lacunar infarcts in MR images. Academic Radiology 14(12):1554-1516, 2007

- [9] 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
- [10] Nakayama R, Uchiyama Y, Yamamoto K et al.: Computer-aided diagnosis scheme using a filter bank for detection of microcalcification clusters in mammograms, IEEE Trans. Biomed. Eng., 53(2) : 273-283, 2006
- [11] Uchiyama Y, Yokoyama R, Ando H, et al.: Improvement of automated detection method of lacunar infarcts in brain MR images, Proc. of 29th IEEE Engineering in Medicine and Biology Conference Management System (EMBS) Annual International Conference, 1599-1602, 2007
- [12] Freund Y and Schapire RE: A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. Journal of Computer and System Sciences, 55(1):119-139, 1997