

論文

脳 MR 画像におけるラクナ梗塞の検出法

内山 良一[†] 松井 篤[†] 横山龍二郎[†] 周 向栄[†]
 原 武史[†] 安藤 弘道^{††} 浅野 隆彦^{†††} 加藤 博基^{†††}
 岩間 亨^{†††} 星 博昭^{†††} 藤田 広志[†]

Computerized Detection of Lacunar Infarcts in Brain MR Images

Yoshikazu UCHIYAMA[†], Atsushi MATSUI[†], Ryujiro YOKOYAMA[†],
 Xiangrong ZHOU[†], Takeshi HARA[†], Hiromichi ANDO^{††}, Takahiko ASANO^{†††},
 Hiroki KATO^{†††}, Toru IWAMA^{†††}, Hiroaki HOSHI^{†††}, and Hiroshi FUJITA[†]

あらまし 無症候性のラクナ梗塞は、脳ドックにおいてしばしば発見される。無症候性のラクナ梗塞は、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、その検出は重要である。しかし、加齢による脳組織の変化である血管周囲腔拡大との区別が難しいなどの理由から、放射線科医や脳神経外科医にとって、すべてのラクナ梗塞を正しく検出することは困難である。そこで、我々は、ラクナ梗塞を検出するための手法の開発を行った。本実験に使用したデータベースは、132 人の患者から選択された 1,143 枚の T2 強調画像と 1,143 枚の T1 強調画像によって構成される。まず、脳実質領域外の候補を削除するため、領域拡張法を用いることによって脳実質領域を抽出した。次に、トップハット変換を用いることによってラクナ梗塞を強調し、多重しきい値処理を適用することによってラクナ梗塞の初期候補を決定した。すべての初期候補に対して、T2 強調画像と T1 強調画像から 12 個の特徴量を計測し、それらの特徴量を用いたルールベース法とニューラルネットワークによって、ラクナ梗塞と偽陽性候補を区別した。本手法を適用した結果、真陽性率 96.8% (90/93)、画像 1 枚当りの偽陽性数 0.69 (737/1063) の結果を得た。本手法は、ラクナ梗塞の検出に有用であることが示唆された。

キーワード ラクナ梗塞、コンピュータ支援診断、多重しきい値処理、フィルタバンク、ニューラルネットワーク

1. ま え が き

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。近年、MRI などの画像検査技術が大きく進

歩し、様々な脳の疾患が発見されるようになった。

MRI 画像診断で頻繁に発見される異常の一つに無症候性のラクナ梗塞がある [2]~[4]。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 [5], [6]、その検出は重要である。しかしながら、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 [3], [4]、すべてのラクナ梗塞を正確に検出することは難しい。

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 [7]~[9]。ラクナ梗塞の検出に関する研究は、新しいテーマであり、これまで我々の研究以外報告はない。我々の従来研究としては、横山ら [7] が、孤立したラクナ梗塞領域と他の高

[†] 岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野, 岐阜市
 Dept. of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

^{††} 岐阜市民病院脳神経外科, 岐阜市
 Dept. of Neurosurgery, Gifu Municipal Hospital, 7-1 Kashima, Gifu-shi, 500-8323 Japan

^{†††} 岐阜大学大学院医学系研究科放射線医学分野, 岐阜市
 Dept. of Radiology, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

^{††††} 岐阜大学大学院医学系研究科脳神経外科学分野, 岐阜市
 Dept. of Neurosurgery, Graduate School of Medicine, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1194 Japan

輝度領域に隣接したラクナ梗塞領域を異なる方法で検出する手法を報告している．この報告では，10 症例に適用した結果，真陽性率 100%，画像 1 枚当りの偽陽性数は 1.77 個を得ており，提案手法の有用性を示している．しかし，手法の開発に用いた症例数が少ないという課題が残されていた．そこで，Yokoyama らは [8]，偽陽性削除の手法を新たに考案し，80 症例に適用した結果，真陽性率 90.1%，画像 1 枚当りの偽陽性数 1.70 個を実現している．また，松井らは [9]，より大規模な 132 症例からなるデータベースを用いて開発を行い，手法の大幅な改良の結果，真陽性率 91%，画像 1 枚当りの偽陽性数 2.02 個の結果を得たと報告した．しかしながら，この研究では，ラクナ梗塞の定義があいまいであること，偽陽性数が多いという課題が残されていた．

本研究では，これまでの研究で問題であった“ラクナ梗塞”の定義を明確にするために，データベースに含まれるラクナ梗塞の位置を決定するための観察者実験を行い，その位置を決定した．また，偽陽性削除のために，新たに 12 個の特徴量を決定し，それらを入力としたルールベース法とニューラルネットワークを用いた偽陽性削除の手法を新規に採用することによって，ラクナ梗塞検出のための手法の高度化を行った．

2. データベース

2.1 臨床データ

本実験に用いた画像は，1.5T の MRI 装置 (Signa Excite Twin Speed, GE Medical Systems) を用いて撮影された．132 名 (正常例を含む) の T1 強調画像，及び T2 強調画像で構成される．これらの画像データは，岐阜大学病院で撮影された．T1 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 である．T2 強調画像の撮影条件は，Spin-Echo 法，TE:96~105 ms，TR:3000~3500 ms，Slice Width:5 mm，Slice Gap:2 mm である．画像サイズは 512 × 512 pixel，空間分解能は 0.46875 mm/pixel である．年齢は 28~83 歳 (平均年齢 63.4 歳)，男性 75 名，女性 57 名である．

2.2 ラクナ梗塞の決定

ラクナ梗塞の例を図 1 に示す．ラクナ梗塞は，穿通枝と呼ばれる脳の細い血管の動脈硬化により血管が詰まることによって生じる．T1 強調画像では黒く，T2 強調画像では白い陰影である．132 名 (正常例を含む) の頭部 MR 画像データにおけるラクナ梗塞の位置を

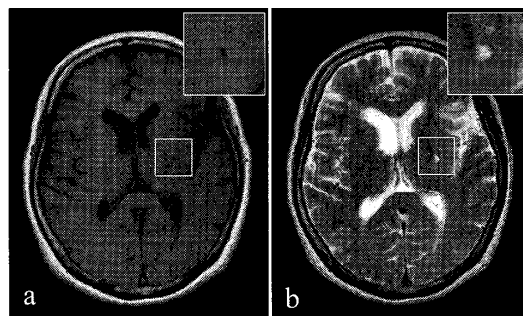


図 1 ラクナ梗塞の例．(a) T1 強調画像．(b) T2 強調画像

Fig. 1 Example of a lacunar infarct. (a) T1-weighted image. (b) T2-weighted image.

決定するための実験を行った．2 名の神経放射線科医が，それぞれ独立に，液晶モニタに表示される T1 強調画像，T2 強調画像をもとに，3 mm 以上 15 mm 未満のすべてのラクナ梗塞の位置をマークした．実験の結果，神経放射線科医 A と神経放射線科医 B が，ともにラクナ梗塞と判断した陰影は 93 個存在した．一方，神経放射線科医 A のみがラクナ梗塞と判断した陰影は 27 個存在し，神経放射線科医 B のみがラクナ梗塞と判断した陰影は 61 個存在した．また，2 名がともにラクナ梗塞がないと判断したスライス 1,063 枚存在した．この実験結果は，ラクナ梗塞を正確に判断することが専門医でも困難であることを示している．つまり，専門医でない医師がラクナ梗塞を正確に判断することは，より困難であると予想できる．したがって，もし，ラクナ梗塞を正確に検出する CAD システムを開発できれば，CAD システムが示したラクナ梗塞の位置を“第二の意見”として医師に提示することによって，医師が自分の誤りに気がつき，ラクナ梗塞をより正確に判断することができるかもしれない．

本研究では，2 名の神経放射線科医がともにラクナ梗塞と判断した 93 箇所を“ラクナ梗塞”として定義した．また，真陽性率の計算には，この“ラクナ梗塞”を用いた．一方，2 名がともにラクナ梗塞がないと判断したスライス 1,063 枚を“ラクナ梗塞を含まないスライス”と定義し，偽陽性数の計算には“ラクナ梗塞を含まないスライス”を用いた．また，1 名の神経放射線科医のみがラクナ梗塞と判断したものは，“ラクナ梗塞疑い”として定義した．

3. 方 法

ラクナ梗塞の検出方法の概要を図 2 に示す．まず，T1 強調画像から領域拡張法を用いることによって脳

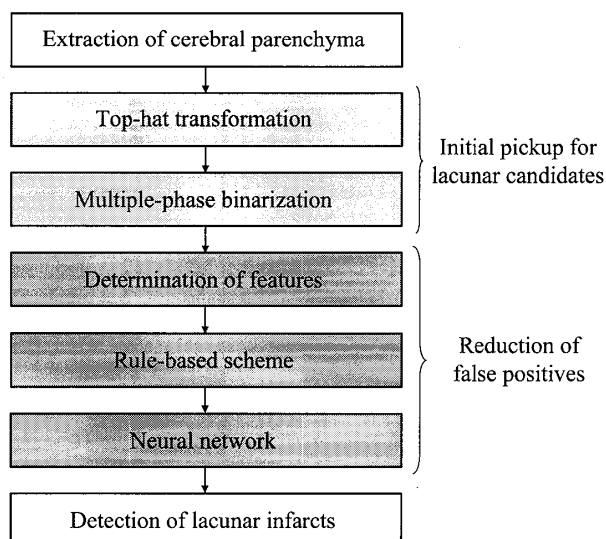


図2 T1強調画像, T2強調画像におけるラクナ梗塞の検出手法の概要

Fig. 2 Overall scheme for detection of lacunar infarcts in T1- and T2-weighted images.

実質領域を抽出し、ラクナ梗塞の探索領域を限定した。次に、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後、多重しきい値処理によってラクナ梗塞の初期候補を決定した。初期候補領域から、位置、T1強調画像、T2強調画像の濃度差、T2強調画像における大きさの異なる円形及び線状パターンを強調するための解像度レベル1（小さい成分）から解像度レベル4（大きい成分）までの円形成分、円形・線状成分[12]からなる12個の特徴量を計測し、それらの特徴量を用いたルールベース法と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区別した。

3.1 脳実質の抽出

ラクナ梗塞は、大脳基底核、視床、大脳白質に多く存在する。そこで、ラクナ梗塞の探索領域を限定するために、脳溝以外の脳実質領域を領域拡張法によって抽出した。まず、ノイズを除去するために、T1強調画像に対して 3×3 の大きさのメジアンフィルタを加えた。次に、濃度ヒストグラムを求め、画素値が120以上での最多頻度値を領域拡張の開始点として与えた。図3(a)にT1強調画像、図3(b)に濃度ヒストグラム、図3(c)に拡張開始点の画像（図3(b)の濃度ヒストグラムの破線の画素値をもつ画像）をそれぞれ示す。拡張開始点の画像から領域拡張を次のようにして行った。領域拡張の各開始点を注目画素とし、その8近傍の画素と注目画素との濃度差が15以内、領域拡張開始点の画素値 $\times 0.8$ 以上、領域拡張開始点の画素値

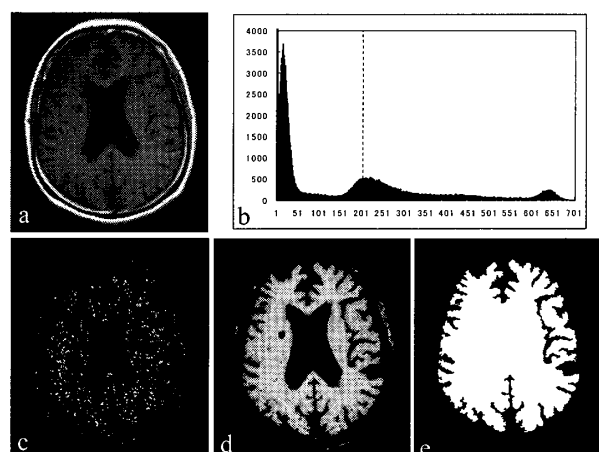


図3 脳実質領域の抽出。(a) T1強調画像、(b) T1強調画像のヒストグラム、(c) 開始点、(d) 領域拡張の結果 (e) 抽出した脳実質領域

Fig. 3 Extraction of cerebral parenchymal region. (a) T1-weighted image. (b) Histogram of T1-weighted image. (c) Seed points. (d) Result of region growing. (e) Extracted cerebral parenchymal region.

$\times 1.55$ 以下の条件を満たす場合に、その画素を脳実質領域とする拡張処理を施した。これらのパラメータの値はラクナ梗塞がなるべく多く検出できるように経験的に決定した。図3(d)に領域拡張の結果を示す。領域拡張法を施した後、最も大きな面積をもつ領域を脳実質領域とする処理を施したのち、脳室などの黒い穴を埋める処理を行い、脳実質領域を抽出した。図3(e)に、抽出された脳実質を示す。

3.2 ラクナ梗塞の初期候補の検出

3.2.1 トップハット変換

ラクナ梗塞には、孤立したラクナ梗塞と脳室に隣接したラクナ梗塞の二つのタイプが存在する。図4に孤立したラクナ梗塞と脳室に隣接したラクナ梗塞の例を示す。孤立したラクナ梗塞は、しきい値処理によって容易に抽出を行うことができる。しかし、脳室に隣接したラクナ梗塞は、しきい値処理のみでは抽出が難しい。そこで、トップハット変換[10]を用いた。まず、T2強調画像に対して、 3×3 のメジアンフィルタを加えた後に、半径8画素の円を構造要素とするトップハット変換を行うことによってラクナ梗塞の領域を強調した。図4(a), (b)に、孤立したラクナ梗塞と脳室に隣接したラクナ梗塞の例を示す。図4(c), (d)は、図4(a), (b)にトップハット変換を加えた画像である。トップハット変換を用いることによって、二つの異なるタイプのラクナ梗塞がともに孤立した陰影になることが分かる。そのため、しきい値処理によってこれら

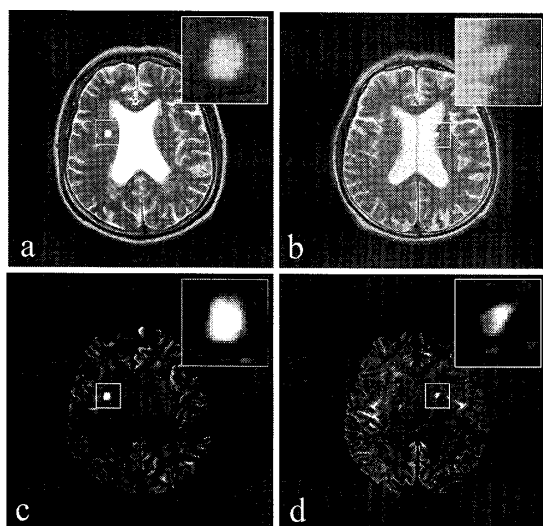


図 4 トップハット変換を用いたラクナ梗塞の強調。(a) 孤立したラクナ梗塞。(b) 脳室に隣接したラクナ梗塞。(c) と (d) はトップハット変換後の画像

Fig. 4 Enhancement of lacunar infarcts by use of a white top-hat transformation. (a) An isolated lacunar infarct. (b) A lacunar infarct adjacent to lateral ventricle. (c) and (d) are enhanced images of (a) and (b), respectively.

のラクナ梗塞を検出することが可能となる。

3.2.2 多重しきい値処理

トップハット変換によって強調した画像に対して、しきい値処理を施すことによって、ラクナ梗塞の領域を決定することができる。しかし、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に、固定のしきい値ではすべてのラクナ梗塞を検出することが困難である。そこで、多重しきい値処理を用いた。トップハット変換後の画像に対して、画素値が 55～205 まで 15 画素ずつしきい値を変化させて、合計 11 回のしきい値処理を行った。11 枚の 2 値化画像に対して、大きさが 33～285 画素、円形度が 0.59 以上、不整形度が 0.342 以下の値を満たす領域をラクナ梗塞の候補領域とする処理を施した。これらの値はラクナ梗塞がなるべく多く検出できるように経験的に定めた。ここで、円形度は、領域の面積を S とし、領域と重心が同じで同じ面積をもった円を求め、その円と S が重なる領域を A としたとき、 A/S によって求めた [11]。また、不整形度は、領域の周囲長を L 、円周の長さを C としたとき、 $1-C/L$ で求めた [11]。最後に、11 枚の 2 値化画像のラクナ梗塞の候補領域の重心から 3 画素以内に、他のしきい値で決定された候補領域の重心が 2 回以上存在する領域を、多重しきい値処理によって決定されたラクナ梗塞の初期

検出候補領域として決定した。

3.3 偽陽性削除

多重しきい値処理によって決定されたラクナ梗塞の初期検出候補の各領域に対して、偽陽性削除のための処理を行った。それぞれの候補領域から、重心の X 座標、重心の Y 座標、T2 強調画像での濃度差、T1 強調画像での濃度差、円形・線状パターンを強調するためのフィルタバンクによって計算される解像度レベル 1 (小さい成分) から解像度レベル 4 (大きい成分) までの円形成分、及び円形・線状成分 [12] の合計 12 個の特徴量をそれぞれ計測した。ルールベース法によって明らかな偽陽性候補を削除した後、12 個の特徴量を入力としたニューラルネットワークを用いることによって、ラクナ梗塞と偽陽性を区別した。

3.3.1 候補領域の重心 X , Y 座標

初期検出候補に対して、多重しきい値処理において、しきい値を変化させた場合の最大の面積となった領域をラクナ梗塞の候補領域とし、その 2 値画像領域の重心の X 座標、 Y 座標を求め、偽陽性削除の特徴量とした。ラクナ梗塞は脳の血管に発生する。したがって、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ため、この特徴を利用することによって、明らかな偽陽性候補を削除することが可能である。

3.3.2 T1 強調画像、T2 強調画像の濃度差

ラクナ梗塞は、T1 強調画像では黒い信号、T2 強調画像では白い信号の陰影である。そこで、これらの特徴を定量化したものを偽陽性削除の特徴量として用いた。まず、多重しきい値処理によって決定したラクナ梗塞の候補領域に対して、2 値画像の収縮処理 (8 近傍) を 1 回行い、収縮領域を生成した。これをラクナ梗塞の内部領域とした。次に、2 値化画像の拡散処理 (8 近傍) を 3 回行い、膨張領域を生成した。膨張領域から収縮領域を引いた領域をラクナ梗塞の周辺領域とした。ラクナ梗塞の内部領域における T1 強調画像の平均値から周辺領域内の T1 強調画像の平均値を引いたものを T1 強調画像の濃度差として求めた。同様に、ラクナ梗塞の内部領域における T2 強調画像の平均値から周辺領域内の T2 強調画像の平均値を引いたものを T2 強調画像の濃度差として求めた。図 5 に、T1 強調画像の濃度差と T2 強調画像の濃度差の関係を示す。ラクナ梗塞は T1 強調画像では黒い信号、T2 強調画像では白い信号であるから、図の左上にラクナ梗塞の分布が偏る傾向が見られる。したがって、これらの特徴量として用いることによって多くの偽陽

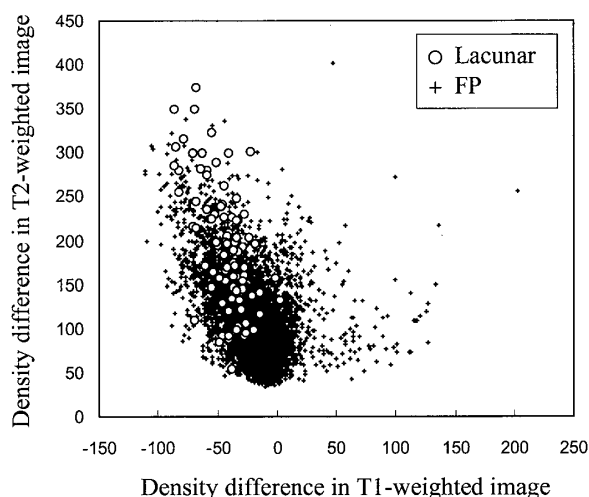


図5 T1強調画像の濃度差とT2強調画像の濃度差の関係

Fig. 5 Relationship between density difference in T1-weighted image and density difference in T2-weighted image.

性を削除することができる。

3.3.3 円形成分と円形・線状成分

T2強調画像から円形成分と円形・線状成分を抽出し、偽陽性削除の特徴量として用いた。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[12]～[15]。このフィルタバンクを用いれば原画像を異なる解像度レベルの縦方向2階差分画像、横方向2階差分画像、斜め方向2階差分画像に分解することができる[12]。円形パターン画像は、これらの2階差分画像によって構成されるヘッセ行列の最小固有値によって生成できる。一方、円形・線状パターン画像は、ヘッセ行列の最大固有値によって生成できる[12]。多重しきい値処理によって決定したラクナ梗塞の候補領域の重心を中心に 51×51 ピクセルの関心領域を設定し、フィルタバンクを用いて解像度レベル1から4までの円形パターン画像、及び円形・線状パターン画像を求めた。

次に、それぞれの円形パターン画像、円形・パターン画像から累積ヒストグラムを計算し、累積ヒストグラムの95%以上の値の平均値を円形成分、及び円形・線状成分として定量化を行った[13]～[15]。図6に、ラクナ梗塞と偽陽性候補の解像度レベル1から4までの円形成分、円形・線状成分の関係を示す。図6から解像度レベル2の円形成分及び円形・線状成分がラクナ梗塞と偽陽性を区別するのに有効な特徴量であることが分かる。これは、解像度レベル2に相当する大きさのラクナ梗塞が多いことを示している。また、円

形成分は、円形・線状成分と比較してラクナ梗塞と偽陽性の分布の分離度が大きい。これはラクナ梗塞が円形の陰影であることによる。解像度レベル2では、ラクナ梗塞と偽陽性の分布が離れているが、解像度レベル4では分布が近づいていることが分かる。このように、解像度レベルごとの特徴量の変化を利用することによって、ラクナ梗塞と偽陽性候補の分離の精度が高くなる可能性がある。

3.3.4 ルールベース法とニューラルネットワーク

上記の処理によって求めた12個の特徴量を利用することによって、ラクナ梗塞と偽陽性候補を区別した。まず、ルールベース法を適用した。ルールベース法は学習データのみを用いた。12個の特徴量のそれぞれに対し、ラクナ梗塞の最大値と最小値を求めることによってルールを設定し、このルールの範囲内にある候補はラクナ梗塞、ルールの範囲外にある候補は偽陽性とすることによって、ラクナ梗塞と偽陽性候補を区別した。

ルールベース法による方法を用いた場合、明らかな偽陽性を削除することができる。しかし、特徴量空間でラクナ梗塞の分布の近くに位置する偽陽性は削除できないため、ルールベース法を適用した後に、同じ特徴量を入力としたニューラルネットワーク[16]によって、偽陽性をさらに削除した。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[16]を用いた。手法の評価には、Leave-one-out法[17]と、Hold-out法[17]をそれぞれ用いて行った。

4. 結 果

初期検出までの処理の結果、真陽性率96.8% (90/93)、画像1枚当りの偽陽性数は6.88 (6771/1063)個であった。このように、トップハット変換と多重しきい値処理の組合せ手法によって、データベースに含まれるほとんどのラクナ梗塞は正しく検出できていることから、初期検出の手法はラクナ梗塞の検出に有用であることが分かる。しかし、この手法のみを用いた場合、多くの偽陽性が残る問題がある。

次に、トップハット変換と多重しきい値処理を適用することによって得たラクナ梗塞の初期検出候補に対して、12個の特徴量を計測し、ルールベース法を適用した。その結果、真陽性率96.8% (90/93)、画像1枚当りの偽陽性数は1.01 (1071/1063)個であった。

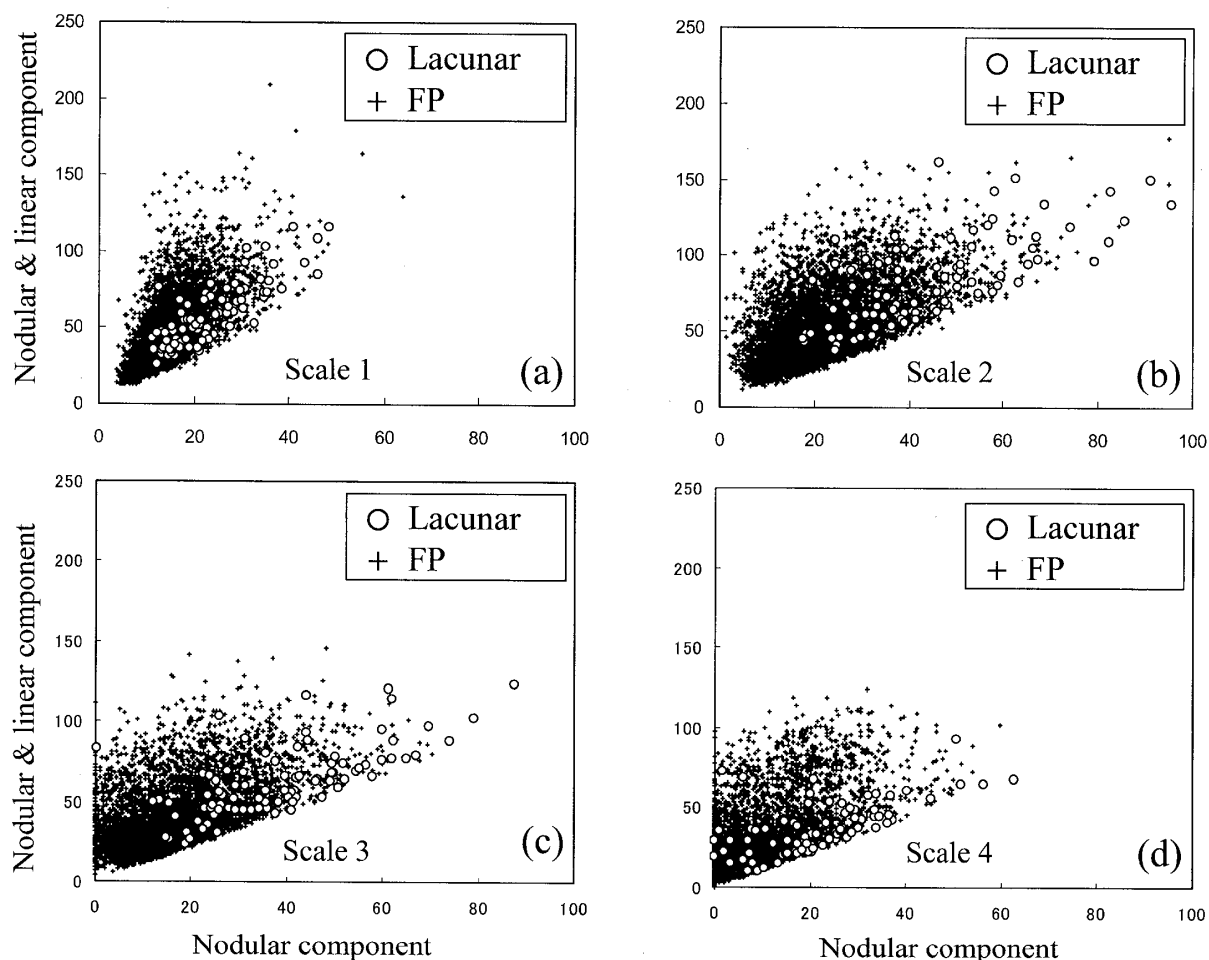


図 6 解像度レベル 1 から 4 までの円形成分と円形・線状成分の関係
Fig. 6 Relationship between nodular component and nodular & linear component from scale 1 to 4.

したがって、ルールベース法を用いることによって、84.2%の偽陽性候補を削除できたことから、偽陽性削除に用いた特徴量がラクナ梗塞と偽陽性候補を区別するのに有効であることが示唆された。

更に、偽陽性候補を削除するために、ニューラルネットワークを適用した。図 7 に、Leave-one-out 法による評価でニューラルネットワークの出力を変化することによって得た FROC 曲線 [18] を示す。真陽性率 96.8% (90/93) のとき、画像 1 枚当りの偽陽性数は、0.69 (737/1063) 個となった。最終的に、初期検出の段階から、ラクナ梗塞を一つも取りこぼすことなく、89.1%の偽陽性候補を削除することができた。

比較のために、Hold-out 法での評価も行った。データベースをランダムに二つのセット (Set A, Set B) に分け、一方でトレーニングを行い、もう一方でテストを行った。Set A では、真陽性率 93.7% (45/48) のとき、画像 1 枚当りの偽陽性数は 0.64 (360/562) 個であり、Set B では、真陽性率 100% (45/45) の

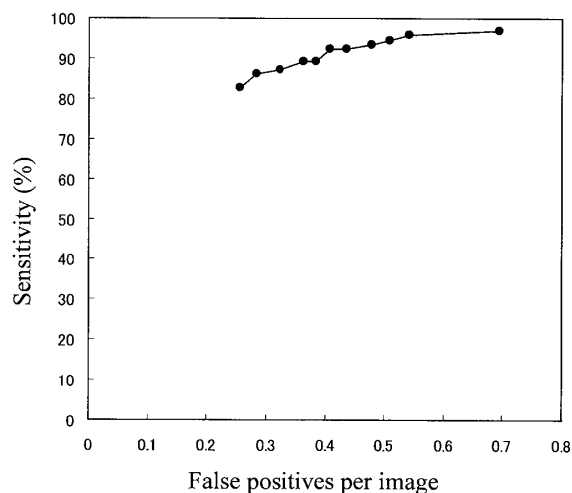


図 7 ラクナ梗塞検出の FROC 曲線
Fig. 7 FROC curve for overall performance of detection of lacunar infarcts with our CAD scheme.

とき、画像 1 枚当りの偽陽性数は 0.78 (393/501) であった。Set A と Set B を合計したところ、真陽性率

96.8% (90/93) のとき、画像 1 枚当りの偽陽性数は 0.71 (753/1063) 個の結果を得た。

5. 考 察

5.1 検出できなかったラクナ梗塞

図 8 に、本手法で検出できなかったラクナ梗塞を示す。これらは、トップハット変換と多重しきい値処理からなる初期候補検出の処理で検出できなかったラクナ梗塞である。図 8(a) は、形状がひずんでいるために、多重しきい値処理の段階で利用する円形度の特徴量によって偽陽性と判断された。図 8(b)、図 8(c) は、トップハット変換処理で強調が行われなかったため、多重しきい値処理によって検出できなかったラクナ梗塞である。これらは、初期検出の段階で検出できていないことから、今後、初期検出の手法に改良を加える必要がある。

5.2 偽陽性の種類

本手法によって最終的に削除することができなかった 737 個の偽陽性にどのような傾向が見られるかを分析した。分析の結果、脳実質の一部、脳室の一部、血管周囲腔の拡大、その他の 4 種類に分類された。57.8% (426/737) は脳実質の一部であり、35.3% (260/737) は脳室の一部であった。5.3% (39/737) は血管周囲腔の拡大であり、残りの 1.6% (12/737) は他の病変などが原因のものであった。図 9(a) に脳実質の一部の偽陽性の例、図 9(b) に脳室の一部の偽陽性の例、図 9(c) に血管周囲腔の拡大の例を示す。脳実質の一部がラクナ梗塞として誤って検出した例は、脳の上部スライスに集中する傾向が見られた。また、血管周囲腔の拡大は、大脳基底核が見られるスライスに多く発生する傾向が見られた。そのため、脳のどのスライスのどの位置で候補が発生しているかといった詳細な場所の特徴を利用すれば、これらの偽陽性を更に削除することが可能であると考えられる。また、脳室の一部をラクナ梗塞であると誤認識したものは、前処理として、脳室の領域を正確に認識できれば、その候補は脳室であるとして削除できる可能性がある。しかし、脳室に隣接したラクナ梗塞も存在するため、これらとの区別をする手法の開発が必要である。

5.3 ラクナ梗塞疑いの検出率

データベースに含まれる 132 名（正常例を含む）の頭部 MR 画像データにおけるラクナ梗塞の位置を決定する実験を、2 名の神経放射線科医が、それぞれ独立に行った。このうち、1 名のみがラクナ梗塞であると判

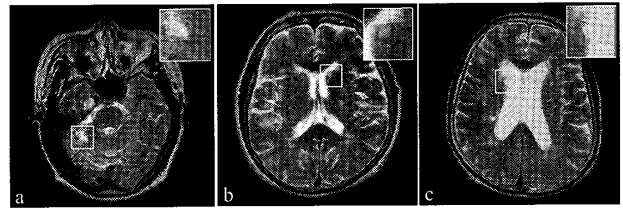


図 8 検出できなかったラクナ梗塞の例
Fig. 8 Example of true negatives. These lacunar infarcts cannot be detected with our CAD scheme.

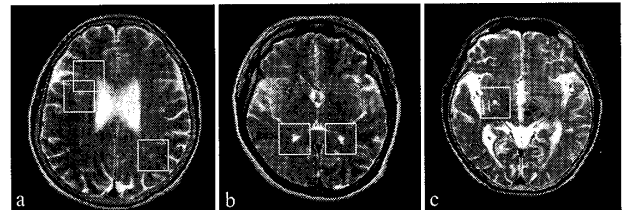


図 9 偽陽性の例. (a) 脳実質の一部, (b) 脳室の一部, (c) 血管周囲腔拡大
Fig. 9 Example of false positives. (a) A part of cerebral parenchyma. (b) A part of cerebral ventricle. (c) Enlarged perivascular space.

断したものを、“ラクナ梗塞疑い”と定義した。開発した本手法が、これらのラクナ梗塞疑いをどのように判断するのかを分析した。分析の結果、52.3% (46/88) のラクナ梗塞疑いを本手法がラクナ梗塞として検出した。ラクナ梗塞疑いには、1 人の神経放射線科医が、(1) ラクナ梗塞を誤ってラクナ梗塞でないと判断したもの、(2) ラクナ梗塞でないものを誤ってラクナ梗塞と判断したもの、が含まれる。本研究では、2 名の神経放射線科医がともにラクナ梗塞とした箇所を“ラクナ梗塞”であると定義し、それらを検出するための手法を構築した。したがって、本手法によって検出したラクナ梗塞疑いは、専門医が考えるラクナ梗塞に近いものを検出しているのかもしれない。

本研究では、専門医がラクナ梗塞と考える陰影の検出を支援する手法の構築を行った。本手法の検出結果を専門でない医師が利用することによって、専門医が考えるラクナ梗塞（見落としはいいけないラクナ梗塞）の検出を支援することができるかもしれない。また、本研究で明らかとなった専門医でも判断の困難なラクナ梗塞疑いを、どのように利用すれば臨床で役に立つのかを検討することによって、専門医にも役に立つ CAD システムが構築できる可能性があるため、今後の検討課題としたい。

5.4 データベース拡充の必要性

MR 画像は静磁場不均一性による画像の劣化が生じる。この画像劣化の度合は、MR 装置や撮影条件によっても異なる。本手法では、ラクナ梗塞を初期検出するために、しきい値処理に基づいた手法を用いた。また、処理の過程でいくつかの経験的なパラメータを用いた。そのため、本手法を他施設で撮影された撮影条件の異なる MR 画像に適用する際に、うまく機能しない可能性がある。この問題に対しては、パラメータの値を各施設の MR 画像ごとに調整するなどの対応策が考えられるが、今後、複数の施設から MR 画像を収集し、本手法を適用することによって、実用化のための問題点を明らかにし、改良を行っていく必要があると考えられる。

また、本研究では、スライス間隔の大きいデータを用いたために、二次元的な処理によってラクナ梗塞を検出した。しかし、もしスライス間隔の小さいデータが得られた場合には、三次元的な画像解析ができるようになるため、ラクナ梗塞と偽陽性候補を区別する手法を高度化できる可能性がある。今後、いろいろな撮影条件のデータを収集し、データベースを拡充することによって、手法を高度化していく必要があると考えられる。

6. む す び

MRI 画像におけるラクナ梗塞検出のための手法の高度化を行った。実験の結果、真陽性率は 96.8% (90/93)、画像 1 枚当りの偽陽性数は 0.69 (737/1063) を得た。したがって、本手法は、ラクナ梗塞の検出に有効であると考えられる。

今後の課題として、他施設の他メーカー MR 装置によって撮影された MRI 画像を用いた場合の性能比較を行うこと、本手法によるラクナ梗塞の検出結果を放射線科医や脳神経外科医が利用した場合のラクナ梗塞の検出性能を調べるための観察者実験が必要である。

謝辞 多くの有益な議論をして頂きましたコニカミノルタエムジー開発センターの加野亜紀子氏、笠井聡氏、二村仁氏、タック（株）の加古川正勝氏、林佳典氏、藤田研究室の皆様へ感謝致します。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」にて行われました。

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),

pp.154-155, 2003.

- [2] 篠原幸人, “脳検診 (脳ドック) の意義と現状,” 日内会誌, vol.86, pp.787-791, 1997.
- [3] 高橋睦正, 興梠征憲, “脳ドックの現状と課題,” 画像診断, vol.18, no.10, pp.1094-1103, 1998.
- [4] 小林祥泰, “内科からみた脳ドック,” 神経内科, vol.47, pp.564-570, 1997.
- [5] S. Kobayashi, K. Okada, H. Koide, H. Bokura, and S. Yamaguchi, “Subcortical silent brain infarction as a risk factor for clinical stroke,” Stroke, vol.28, pp.1932-1939, 1997.
- [6] S.E. Vermeer, M. Hollander, E.J. Dijk, A. Hofman, P.J. Koudstaal, and M.M.B. Breteler, “Silent brain infarcts and white matter lesions increase stroke risk in the general population: Rotterdam scan study,” Stroke, vol.34, pp.1126-1129, 2003.
- [7] 横山龍二郎, 李 鎔範, 原 武史, 藤田広志, 浅野隆彦, 星 博昭, 岩間 亨, 坂井 昇, “脳 MR 画像におけるラクナ梗塞領域の自動検出の試み,” 日放技学誌, vol.58, no.3, pp.399-405, 2002.
- [8] R. Yokoyama, A. Matsui, H. Fujita, T. Hara, X. Zhou, X. Zhang, Y. Uchiyama, M. Kanematsu, H. Hoshi, K. Ebi, and T. Iwama, Development of an automated method for detection of lacunar infarct regions on brain MR images, Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS), p.1407, Elsevier, Netherlands, 2005.
- [9] 松井 篤, 内山良一, 横山龍二郎, 原 武史, 周 向榮, 安藤弘道, 藤田広志, 岩間 亨, 星 博昭, “脳 MR 画像におけるラクナ梗塞領域の自動検出,” 第 24 回日本医用画像工学大会予稿集 (CD-ROM#P2-1), 日本医用画像工学会, 東京, 2005.
- [10] 小畑秀文, モルフォロジー, コロナ社, 東京, 1996.
- [11] 内田 勝 (監修), デジタル放射線画像, オーム社, 東京, 1998.
- [12] 中山良平, 内山良一, “医用画像における円形・線状パターン検出のためのフィルタバンクの構築,” 信学論 (D-II), vol.J87-D-II, no.1, pp.176-185, Jan. 2004.
- [13] 中山良平, 内山良一, 山本皓二, 渡辺良二, 難波 清, “フィルタバンクを用いた乳房 X 線写真における早期段階の微小石灰化クラスターの検出,” 信学論 (D-II), vol.J87-D-II, no.1, pp.186-196, Jan. 2004.
- [14] R. Nakayama, Y. Uchiyama, K. Yamamoto, R. Watanabe, and K. Namba, “Computer-aided diagnosis scheme using a filter bank for detection of microcalcification clusters in mammograms,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.53, no.2, pp.273-283, 2006.
- [15] 内山良一, 中山良平, 笠井 聡, 山本皓二, 原 武史, 藤田広志, “乳房 X 線写真における微小石灰化クラスターのコンピュータ検出支援システムの高度化—フィルタバンクを用いた偽陽性削除,” 生体医工学, vol.43, no.3, pp.406-415, 2005.
- [16] S. Haykin, Neural Network: A Comprehensive Foundation, 2nd ed, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1999.
- [17] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, Pattern Recog-

dition, Academic Press, London, 1999.

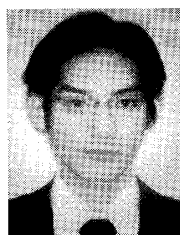
- [18] D.P. Chakraborty, "Maximum likelihood analysis of free-response receiver operating characteristic (FROC) data," Med. Phys., vol.16, no.4, pp.561-568, 1989.

(平成 18 年 9 月 13 日受付, 19 年 1 月 15 日再受付)



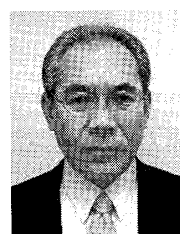
内山 良一 (正員)

平 7 宮崎大・工・情報卒。平 12 同大大学院工学研究科博士後期課程了。同年広島大学工学部助手。平 13 シカゴ大学ロスマン放射線像研究所研究員。平 14 三重大学医学部附属病院助手。平 16 岐阜大学大学院医学系研究科客員助教授。博士 (工学)。画像処理及び画像認識, コンピュータ支援診断の研究に従事。日本生体医工学会, 日本医用画像工学会, 日本放射線技術学会, 日本医療情報学会, IEEE 各会員。



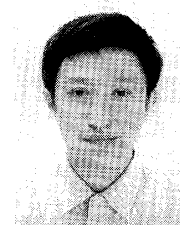
松井 篤

平 16 岐阜大・工・応用情報卒。平 18 同大大学院医学研究科再生医科学専攻知能イメージ情報分野了。現在, ニイウスメディカルシステム (株) で医療システムの開発に従事。在学中は, 医用画像を用いた画像処理及び画像認識, コンピュータ支援診断の研究に従事。



横山龍二郎

平 12 岐阜大・工・電子情報卒。平 14 同大大学院工学研究科修士課程了。現在, 同大大学院医学研究科博士後期課程再生医科学専攻知能イメージ情報分野在学中。岐阜大学医学部附属病院放射線部所属。診療放射線技師。医用画像処理及び画像認識に関する研究に従事。医用画像情報学会, 日本医用画像工学会, 日本磁気共鳴医学会, 日本放射線技術学会等各会員。



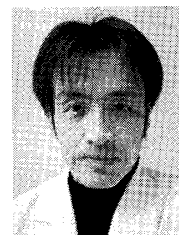
周 向栄 (正員)

1993 中国ハルビン工業大・工・電気工卒。2000 名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻博士後期課程了。同年岐阜大学バーチャルシステムラボラトリー・研究員, 2002 同大学院医学系研究科・助手, 工博。日本放射線技術学会, 日本医用画像工学会等各会員。



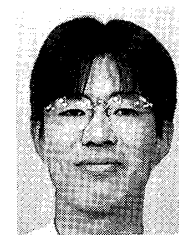
原 武史 (正員)

平 7 年 12 月岐阜大学大学院工学研究科退学, 同大学工学部応用情報学科技官, 平 9 同助手。平 13 同助教授。平 14 同大大学院医学系研究科再生医科学専攻助教授。工博。医用画像のための画像処理及び画像認識, コンピュータ支援診断 (CAD) システムの開発に関する研究に従事。日本生体医工学会, 医用画像情報学会, 日本医用画像工学会等各会員。



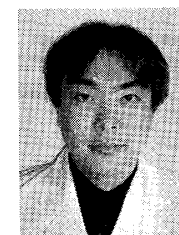
安藤 弘道

平 3 岐阜大・医・医卒。同年同大医学部脳神経外科入局。平 14 岐阜大学医学研究科博士課程了 (頭蓋内における抗腫瘍免疫応答, 及び頭蓋内腫瘍にたいする免疫遺伝子治療について)。平 14 米国立衛生研究所 (NIH) 研究員。平 16 岐阜大学医学部脳神経外科助手。平 16 岐阜大学医学部脳神経外科講師。平 18 岐阜市民病院脳神経外科副部長。脳血管保護に主眼をおいた各種薬物療法, 脳卒中の予防及びその外科治療を専門にする。日本脳神経外科学会専門医, 日本脳神経外科学会評議員, 日本脳神経外科コンgres, 日本脳卒中の外科学会等各会員。



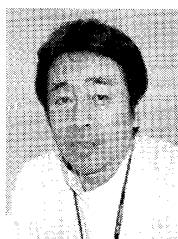
浅野 隆彦

平 9 岐阜大・医・医卒。平 10 同大医学部附属病院放射線科助手。放射線画像診断に従事。専門分野は神経放射線学。日本医学放射線学会専門医, PET 核医学認定医, 日本磁気共鳴医学会会員。



加藤 博基

平 11 岐阜大・医卒。平 11 同大医学部附属病院放射線科研修医。平 12 自治医科大学附属病院放射線科レジデント。平 14 岐阜大学医学部放射線科医員。平 16 同助手。頭頸部画像診断などの研究に従事。日本医学放射線学会, 日本磁気共鳴医学会, 日本インターベンショナルラジオロジー学会, 日本核医学会等各会員。



岩間 亨

昭 58 岐阜大・医・医卒。平 2 同大学院医学研究科了。同年県立岐阜病院救命救急センター。平 4 国立循環器病センター外科脳血管部門。平 10 岐阜大学脳神経外科。平 12 同講師。平 14 同大学医学系研究科脳神経外科学分野教授。現在に至る。この間、平 12 ニューヨーク医科大学、平 14 チューリヒ大学にそれぞれ 2 カ月間臨床研究のため出張。脳神経外科、特に脳血管障害、良性脳腫瘍の診療、研究に従事。脳神経外科学会代議員、同中部支部会理事。脳卒中学会評議員、脳神経外科コンgres運営委員、脳卒中の外科学会運営委員など。



星 博昭

昭 54 群馬大・医・医卒。同年宮崎医科大学医学部放射線医学講座。昭 63 同医学部附属病院放射線科講師。この間平 3 年 4 月～平 4 年 2 月モントリオール脳神経研究所客員研究員。平 7 岐阜大学医学部放射線医学講座教授。平 14 同大学院医学系研究科教授（腫瘍制御学講座・放射線医学分野）。医学博士。放射線科専門医。日本核医学会専門医。PET 核医学認定医。日本医学放射線学会（評議員）。日本核医学会（評議員）。日本画像医学会（評議員）。日本心臓核医学会（評議員）。北関東医学会（評議員）。断層映像研究会（世話人）。断層映像研究会雑誌（編集委員）。



藤田 広志（正員）

1976 岐阜大・工・電気卒。1978 同大学院工学研究科修士課程了。同年岐阜高専・助手。1986 同・助教授。この間、1983～1986 シカゴ大学ロスマン放射線像研究所・客員研究員。1991 岐阜大学工学部・助教授。1995 同・教授。2002 同大大学院医学系研究科（知能イメージ情報分野）・教授。工博。医用画像情報学会（会長）、コンピュータ支援診断学会（副会長）、医用画像研究会（副委員長）、日本医用画像工学会（幹事）、日本放射線技術学会（評議員）等各会員。