原 著

頭部単純 CT 画像における
急性期脳梗塞の検出アルゴリズムの開発齊藤英樹¹⁾・桂川茂彦²⁾・平井俊範³⁾・掛田伸吾⁴⁾・興梠征典⁴⁾論文受付
2009年12月15日論文受理
2010年6月16日

Code No. 532

1) 熊本大学大学院保健学教育部

2) 熊本大学医学部保健学科

3) 熊本大学医学薬学研究部

4) 産業医科大学病院

緒 言

急性期脳梗塞の画像診断では magnetic resonance imaging (MRI) が優れているといわれている。しかし、安全性・迅速性などのため、24 時間対応が可能で比較的簡単に検査が行える computed tomography (CT) を用いて画像診断する施設も少なくない¹⁾。また、頭部単純 CT 画像と MRI 拡散強調画像における急性期脳梗塞の検出能の差が非常に小さいことから、簡便・迅速に実施することが可能な CT を用いる方がよいとの報告もある²⁾。また、頭部 CT 検査により予後や出

血の予測が可能であり、血栓溶解療法の適応決定において、頭部 CT 検査が重要かつ有効であると報告されている³⁾。

急性期脳梗塞の CT 画像診断では、早期虚血サインが虚血重症度と密接に関係していることから、この陰影を早期に検出することが重要である。現在、この早期虚血サインの評価法として、簡便的に半定量化する alberta stroke program early computed tomography score (ASPECTS) が用いられている⁴⁾。この ASPECTS は理想的には、レンズ核と視床を通るスライスおよび、

A Computerized Method for Detection of Acute Cerebral Infarction on CT Images

Hideki Saito,¹⁾ Shigehiko Katsuragawa,²⁾ Toshinori Hirai,³⁾ Shingo Kakeda,⁴⁾ and Yukunori Kourogi⁴⁾

1) Kumamoto University Graduate School of Health Sciences

2) Department of Health Sciences, Kumamoto University

3) Kumamoto University Faculty of Medical and Pharmaceutical Sciences

4) University of Occupational and Environmental Health

Received December 15, 2009; Revision accepted June 16, 2010; Code No. 532

Summary

This paper proposes a computerized method for automated detection of acute cerebral infarction (ACI) on CT images. This method is based on the difference value of image features in the two regions-of-interests (ROIs) selected at symmetrical positions. In our computerized method, first, we segmented the brain parenchyma by the thresholding technique after correction of inclination of the midsagittal plane with translation and rotation of the image. Then we selected the middle cerebral artery (MCA) region of the brain parenchyma. Moreover, many ROIs with a 32×32 matrix size were selected in the MCA region. In addition, image features in each ROI were determined from the statistical analysis, the co-occurrence matrix and the run length matrix. Finally, ROIs with ACI were classified by using a linear discriminant analysis with difference values of image features in two ROIs at symmetrical positions. Nineteen cases with ACI and normal 14 cases were employed in this study. As a result of our experiments, the sensitivity of detection of ACI was 88.0% with an average number of false positives of 4.6 per case. Our computerized method provided a relatively high performance for detection of ACI. Therefore, we believe this method would be useful for an algorithm of a computer-aided diagnosis to detect ACI on CT images.

Key words: computed tomography (CT), acute cerebral infarction (ACI), computer-aided diagnosis (CAD),
co-occurrence matrix, run length matrix

別刷資料請求先: 〒 869-0521 熊本県宇城市松橋町浦川内 252-1
熊本大学大学院保健学教育部 齊藤英樹 宛

約 2 cm 頭頂部側の計 2 スライスにて虚血領域の評価を行う⁴⁾。しかし、実際には ASPECTS による評価も全スライスを参照して行われることも多い²⁾。早期虚血サインには、CT 値の低下による灰白質と白質の境界不明瞭、脳溝の消失、中大脳動脈の塞栓子による高吸収などがある。特に、発症 5 時間以内の急性期脳梗塞に実施された CT 検査においては、CT 値の低下による灰白質と白質の境界不明瞭が最も多く認められる⁵⁾。このような急性期脳梗塞の治療法として本邦では、2005 年 10 月に急性期脳梗塞に対するアルテプラゼを用いた静脈内血栓溶解療法が認可された。アルテプラゼ静注療法適正治療指針⁶⁾では、画像診断は必要最低減で済ませ投与開始時間を遅らせてはならないことが記されており、急性期脳梗塞は、特に、早期診断、早期治療が重要であると思われる。しかし、CT 画像における早期虚血サインによる変化は軽微であり、その読影は困難である場合が多く、医師の能力や経験に左右される^{7,8)}。

このような背景から急性期脳梗塞を読影する医師を支援する目的で、頭部 CT 画像のコンピュータ支援診断(computer-aided diagnosis: CAD)システムの開発に関するいくつかの研究が行われている。現在、基底核レベルの 1 スライスを手動で選択し、左右対称に設定した関心領域(region of interest: ROI)間でのヒストグラム解析により虚血領域を検出する手法⁹⁾や、撮影された全スライスをを用いて等方性ボクセルに変換し、手動で三次元的な頭部正中矢状線の傾きの補正を行った後、対側との差分により虚血領域を検出する手法¹⁰⁾などが報告されている。しかし、前者の研究の問題点は 1 スライスだけしか解析していないことであり、後者の問題点は頭部の傾きの補正を手動的に行っていることである。緊急時における利便性を考えると、撮影された全スライスに対し自動的に梗塞部の検出を行うことが望ましいと考える。

以上のことからわれわれは、撮影された全スライスを対象として、おもに中大脳動脈領域を含む領域を選択した後、領域内に設定した ROI より特徴量を算出し、左右対称な位置の ROI 間での特徴量の差により頭部 CT 画像上の梗塞部を自動検出する一手法を提案する。本研究の目的は、頭部 CT 画像上の早期虚血サインを自動検出する手法を開発し、その検出能を検証することである。

1. 方 法

1-1 画像データベース

本実験に使用した画像データベースは、当大学病院にて 2004 年 2 月から 2005 年 12 月までに撮影された急性期脳梗塞 19 症例(男性 10 名、女性 9 名、平

均年齢 77 歳)、正常 14 症例(男性 7 名、女性 7 名、平均年齢 64 歳)の合計 33 例の CT 画像により構築されている。これらの症例を利用するにあたり、当施設の倫理委員会の承認を得ている。なお、使用した症例の発症から CT 撮影までの経過時間は、ある程度発症時間が特定された症例が 11 症例(約 30 分～7 時間)、意識不明で発見されたなどの理由により経過時間が不明な症例が 8 症例であった。実際の臨床現場では発症時間が不明の場合も多く、このような症例では神経放射線科医 2 名のコンセンサスによって、病歴や画像所見から急性期での脳梗塞と判定された。急性期脳梗塞の梗塞範囲は、神経放射線科医 2 名のコンセンサスにより頭部 CT と同時期に撮像された MRI 拡散強調画像を確認して決定され、この決定された梗塞領域をゴールドスタンダードとした。なお、今回使用した急性期脳梗塞症例での梗塞範囲は、中大脳動脈(middle cerebral artery: MCA)領域全体に広がった症例が 3 例、MCA 領域の一部に局限した症例が 16 例(レンズ核および島皮質の不明瞭 8 例、皮髄境界の不明瞭 8 例)であった。

1-2 使用機器と撮影条件

撮影に使用した装置は、4 列の検出器を有するマルチスライス CT 装置 Aquilion(東芝メディカルシステムズ社製)および SOMATOM PLUS 4(シーメンス旭メディテック社製)であり、スキャン方式はコンベンショナルスキャン、撮影条件は管電圧 120 kV および 140 kV、管電流時間積 500 mAs および 400 mAs、スライス厚(テント下/テント上)6 mm/8 mm および 5 mm/10 mm、画像マトリクスサイズは 512×512、スライス枚数は 15～18 枚であった。

1-3 提案手法の手順

Fig. 1 に本手法の概要を示す。本手法では、まず、MCA 領域の選択を行い、次に、MCA 領域に対して対称に多数の正方形 ROI の設定を行った。さらに、ROI 内の特徴量を算出し、最後に、特徴量の左右差から線形判別分析により梗塞部の検出を行った。

1-3-1 MCA 領域の選択

早期虚血サインは動脈性閉塞による虚血の結果生じる陰影であり、頭蓋内主幹動脈のうち最も梗塞の頻度が高いのは MCA である³⁾。そこで本手法では検出範囲を限定するために MCA 領域の選択を行った。Fig. 2 に MCA 領域選択の概要を示す。まず、平行移動および回転により頭部正中矢状線を垂直とし、次にしきい値処理により脳実質部を抽出した。最後に、画像の中心で 30 度の角度で交わる 2 直線により検出範囲を選択し、これを MCA 領域とした。詳細につい

Fig. 1 Overall scheme for detection of ACI on CT images.

Fig. 2 Overall scheme for selection of the MCA region in brain CT images.

Fig. 3 Demonstration of CT image correction.

- (a) Original image. The round point shows a center of gravity of the head.
 (b) Example of translated image. A center of gravity moves to an image center.
 (c) Determination of a midsagittal line of the brain.
 (d) Rotated image.

ては、以下の 1-3-1-1 および 1-3-1-2 に示す。ただし、本研究では撮影された頭部の全スライスを解析対象としたために、頭蓋底部や頭頂部においては MCA 領域が含まれていないが、選択された領域にはおもに MCA 領域が含まれるので、上述の 2 直線で交わる領域の名称を MCA 領域と定義した。

1-3-1-1 移動・回転による頭部正中矢状線の傾きの補正

本手法では、梗塞部を検出するために左右脳実質部から求めた画像特徴量を比較している。したがって、

頭部正中矢状線の傾きの補正は重要である。そこで、体軸横断像における頭部正中矢状線の傾きが垂直となるように画像の回転を行った。まず、オリジナル画像 (Fig. 3a) の中心スライスを自動的に選択し、この中心スライスにて固定しきい値により画像を二値化し、この二値化画像に対してラベリング処理を用いて最大面積領域を求め、頭部領域を抽出した。その後、最大面積領域の重心と画像中心との距離を求め、求めた距離により全スライスを平行移動させた (Fig. 3b)。次に、平行移動した画像に対してしきい値処理により

Fig. 4 Demonstration of selection of MCA region.

- (a) Extraction of the brain parenchyma. The dashed lines show two straight lines which cross at the angle of 30 degrees in an image center for selection of the MCA region.
 (b) Selected MCA region.
 (c) Selection of many square ROIs with 32x32 matrix size in the MCA region.

a | b | c

頭蓋骨を抽出し、y 方向 10 点での頭蓋骨の横径を求めた。その後、各横径上での中点を求め、各中点を用いて最小二乗法により直線を近似し、この直線を頭部における正中矢状線として、画像垂線との角度により全スライスに対して回転を行い傾きを補正した (Fig. 3c, d)。なお、今回使用した症例での回転補正角度は最大で 9.7° であった。

1-3-1-2 脳実質部の抽出および、MCA 領域の選択

傾きの補正を行った画像に対して、まず、固定しきい値により頭蓋骨および側脳室を除去した。ここでのしきい値は経験的に 15~55 HU とした。次に、カーネルサイズ 3x3 の正方形を図形要素としたオープニング処理を 4 回行うことにより脳実質部以外の陰影を除去した。さらに、脳実質部内に生じた小さな穴を埋めて脳実質部を抽出した。脳実質部の抽出を行った画像に対し、画像の中心で 30 度の角度で交わる 2 直線により、全スライスに対して検出範囲を選択し、これを MCA 領域と定義した (Fig. 4a, b)。本手法にて選択した MCA 領域には、実際の MCA 領域以外の部分も含まれるが、横断面上の大脳動脈支配¹¹⁾を参考に、側脳室前角および側脳室後角をすべて含む角度として 30° とした。

1-3-2 ROI の設定

選択した MCA 領域に対し、頭部正中矢状線に関して左右対称となるような位置に多数の正方形 ROI を設定した (Fig. 4c)。1 症例あたりの ROI 数は平均 510 個であった。ROI のマトリクスサイズを 16x16, 32x32, 64x64 と変えて、本手法による検出能の比較を行ったところ、32x32 が最も検出能がよかったため、ROI のマトリクスサイズは 32x32 とした。また、画像

中央から左右に分割し、脳実質部の左右対称な位置にある ROI を対称 ROI ペアとした。

1-3-3 ROI 内の特徴量の算出

対象とする特徴量は、基本統計量である平均 CT 値、標準偏差および、テクスチャ解析に頻用される同時生起行列より sum average (SAVG), sum variance (SVAR)、ランレングス行列より gray level nonuniformity (GLNU)、run length nonuniformity (RLNU) を用いた。SAVG および SVAR は次式 (1), (2) により算出した^{12,13)}。

$$\text{Sum average (SAVG): } \sum_{k=0}^{2n-2} k \times p(k) \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$\text{Sum variance (SVAR): } \sum_{k=0}^{2n-2} (k - \text{Sum average})^2 \times p(k) \quad \dots\dots (2)$$

ただし、 $p(k) = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} p_{\delta}(i, j)$ である。

ここで、 δ は距離 r と任意方向 θ により決定される変位であり、 i は任意点での CT 値、 j は変位 δ 離れた点での CT 値、 n は階調数を表す。また、 $P_{\delta}(i, j)$ は CT 値 i の任意点から一定の変位 δ 離れた点の CT 値が j である確率、 k は同時生起される CT 値 i と j の和であり、 $P(k)$ はその確率を表す。SAVG は ROI 内の同時生起される CT 値が全体的に高い値であれば大きな値となり、逆に低い値であれば小さな値をとる。また、SVAR は SAVG からのバラつきが少ないと小さな値をとる。今回、同時生起行列は変位 δ を距離 r が 1、探索方向 θ を水平方向 (0°, 180°) と垂直方向 (90°, 270°) の 2 方向として、注目画素から間隔を空けずにそれぞれ隣接する画素との CT 値の比較により作成した。またこの際、23~38 HU の 16 階調を対象

Table 1 Comparison of image features between ACI and normal region

		ACI	Normal	P-value
AverageCT value [HU]		28.8±2.3	32.8±3.8	<0.001
Standard deviation [HU]		3.4±0.8	4.3±1.2	<0.001
SAVG	Degree: 0	9.8±3.2	15.7±4.5	<0.001
	Degree: 90	9.8±3.2	15.7±4.5	<0.001
SVAR	Degree: 0	24.8±11.0	25.0±11.1	<0.001
	Degree: 90	34.5±13.0	35.0±12.9	<0.001
GLNU	Degree: 0	71.3±18.6	39.9±24.6	<0.001
	Degree: 90	70.9±18.3	39.1±24.1	<0.001
RLNU	Degree: 0	302.0±90.0	171.0±111.7	<0.001
	Degree: 90	295.5±81.6	162.8±105.0	<0.001

とした。また、GLNU および RLNU は次式(3)、(4)により算出される¹²⁻¹⁴⁾。

$$\text{Gray level nonuniformity(GLNU): } \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \left\{ \sum_{j=1}^l p_{\theta}(i, j) \right\}^2}{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=1}^l p_{\theta}(i, j)} \quad \dots\dots (3)$$

$$\text{Run length nonuniformity(RLNU): } \frac{\sum_{j=1}^l \left\{ \sum_{i=0}^{n-1} p_{\theta}(i, j) \right\}^2}{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=1}^l p_{\theta}(i, j)} \quad \dots\dots (4)$$

ここで、 i は CT 値、 j はランレングス、 θ は任意の方向、 n は階調数、 l は最大ランレングスを表す。また、 $P_{\theta}(i, j)$ は任意の方向 θ に同一 CT 値 i の画素が j 個連続する頻度を表す。GLNU は偏った CT 値でのラン発生率が高いと大きな値をとり、RLNU はランレングスの発生が偏ると大きな値となる。今回、ランレングス行列は探索方向を水平方向(0°)、垂直方向(90°)の2方向とし、注目画素から間隔を空けずに隣の画素との CT 値の比較により作成した。またこの際、梗塞による CT 値の低下が生じたテクスチャを抽出するために、正常脳実質部よりも低い CT 値である 25~32 HU の 8 階調を対象とした。なお、同時生起行列およびランレングス行列の計算に用いた CT 値の範囲は、ゴールドスタンダードの梗塞領域より作成した CT 値のヒストグラム解析により決定した。以上、平均 CT 値、標準偏差および、二つの行列より合計 10 種類の特徴量を、設定したすべての ROI にて算出した。その後、各対称 ROI ペアにて左右 ROI より得られた各特徴量の差の絶対値を算出し、この特徴量の左右差を梗塞部の検出に使用した。

1-3-4 判別分析による梗塞部の検出

各対称 ROI ペアより得られた特徴量の左右差を用いて、梗塞を含む ROI と正常 ROI との分類を線形判別分析により行った。また、線形判別分析によるトレーニングとテストはラウンドロビン法で行った。

1-4 アルゴリズムの評価

全症例(33 症例)から急性期脳梗塞検出の感度と 1 症例あたりの平均偽陽性数を求め、free-response receiver operating characteristic(FROC)解析によりアルゴリズムの検出能を評価した。具体的には、本手法により急性期脳梗塞として検出した 2 個以上連結する ROI に、ゴールドスタンダードが少しでも重なった場合を真陽性として感度を求め、検出した ROI に梗塞領域が全く重なっていない場合を偽陽性として 1 症例あたりの平均偽陽性数を求めた。なお、ROI の連結数を 2 個以上としたのは、他の場合よりも検出特性が改善されたからである。

2. 結 果

ゴールドスタンダードに含まれる梗塞部の ROI および、正常部の ROI から算出した各特徴量の平均値を Table 1 に示す。梗塞部を含む ROI では正常部の ROI と比較して平均 CT 値、標準偏差、SAVG、SVAR が低い値となった。また、ランレングス行列より算出した GLNU、RLNU は、梗塞部を含む ROI で高い値となった。このような傾向は、同時生起行列およびランレングス行列作成時の方向に依存せず同様であった。

本研究で提案した手法で設定した ROI ペアから算出した各特徴量の左右差の分布を Fig. 5a~c に示す。MCA 領域の左右対称な位置にある ROI ペアから算出した特徴量の左右差は、梗塞部を含む ROI ペアで大きな値、正常部の ROI ペアでは小さな値という傾向がみられた。

33 症例に対して、各特徴量単独および、全特徴量の左右差を使用した場合での検出能を FROC 解析により比較した(Fig. 6)。感度 0.88 での 1 症例あたりの平均偽陽性数で検出能を比較すると、検出に平均 CT 値、標準偏差を用いた場合の平均偽陽性数は 10.3 個 / 症例であった。また、同時生起行列から得た SAVG、

Fig. 5 Distribution of the difference values, which were calculated from two ROIs at symmetrical positions.

(a) Distribution of the difference of average CT value and standard deviation.

(b) Distribution of the difference of SAVG and SVAR.

(c) Distribution of the difference of GLNU and RLNU.

a | b | c

SVAR の差を用いた場合は平均偽陽性数 8.1 個 / 症例, ランレングス行列から得た GLNU, RLNU の差を用いた場合では 7.2 個 / 症例となり, 全特徴量を用いることで感度 0.88 での平均偽陽性数 4.6 個 / 症例という結果が得られた。

Fig. 7(1)～(4)に梗塞症例に対する本手法の検出結果の例を示す。Fig. 7(1), (2)が真陽性例, Fig. 7(3)が偽陰性例, Fig. 7(4)が偽陽性例をそれぞれ示している。また上段より, オリジナル画像[Fig. 7(a)], 真の梗塞領域[Fig. 7(b)矢印で指し示した白線内の領域]および, 陳旧性梗塞部[Fig. 7(4)-(b)矢印で指し示した部], 本手法による検出結果[Fig. 7(c)]である。Fig. 7(1), (2)では実際の梗塞領域と本手法により検出された領域はほぼ一致している。しかしながら Fig. 7(3)の症例では梗塞部の検出ができず偽陰性となった。Fig. 7(4)では陳旧性梗塞部を誤って検出してしまい偽陽性となった。また偽陽性は, 頭蓋底部および頭頂部付近に多く生じており, 側脳室を含むスライスでの平均偽陽性数が 1.5 個 / 症例, その他(頭蓋底部および頭頂部付近)のスライスでの平均偽陽性数が 3.1 個 / 症例であった。なお, 本手法による頭部の傾きの補正から梗塞部検出までの全処理時間は CPU 2.80 GHz, memory 2.00 GByte の汎用パーソナルコンピュータにおいて約 18 秒であった。

3. 考 察

Table 1 に示すように, 本手法に用いた各特徴量の値には梗塞部と正常部において有意な差が生じており, これらの特徴量の使用が梗塞部の検出に有用であったと考えられる。

まず基本統計量を用いた検出について考える。平

Fig. 6 FROC curves for the detection of ACI.

均 CT 値および標準偏差の特徴量を用いた検出では, 感度 0.88 での平均偽陽性数は 10.3 個 / 症例となった。急性期脳梗塞では, 初期に生じる細胞障害性浮腫に基づく 1% の水成分の増加により, CT 値が 1.8 HU 低下するという報告がある¹⁵⁾。今回の梗塞部を含む ROI での平均 CT 値の低下は, 上述した CT 値低下を示しており, また水成分の増加により CT 値の一様性が増し標準偏差が若干低くなった可能性もあると考えられる。

次にテクスチャ特徴量である同時生起行列, ランレングス行列を用いた検出について考える。今回使用したテクスチャ特徴量の左右差によりそれぞれ検出を行ったところ, 同時生起行列より算出した SAVG, SVAR

Fig. 7 Examples of detection of ACI.
 (1), (2) Examples of the true positive.
 (3) Example of the false negative.
 (4) Example of the false positive.
 (a) Original images.
 (b) Gold standards and old cerebral infarction region.
 (c) Computer output.

で感度 0.88 での平均偽陽性数は 8.1 個 / 症例, ランレンジ行列より算出した GLNU, RLNU で平均偽陽性数 7.2 個 / 症例と, 平均 CT 値, 標準偏差よりもよい結果であった (Fig. 6).

まず同時生起行列では, 今回, 注目画素から間隔を空けずに隣接する画素との CT 値の比較によって作成した. その行列より得られた SAVG, SVAR は ROI に梗塞部が含まれた場合に水平・垂直方向のどちらにおいても低値となった. 前述したが, SAVG は ROI 内の同時生起される CT 値が全体的に高い値であれば大きな値となり, 逆に低い値であれば小さな値をとる. また, SVAR は SAVG からのバラつきが少ないと小さな値をとる. 本研究の結果より, 梗塞部を含む ROI において方向に依存せず SAVG, SVAR が低値となったことは, ROI 内に散在的ではなく, 局所的に集中した CT 値の低下が生じていることを示してい

る. つまり, 梗塞の結果生じた CT 値の低下による ROI 内の濃度分布変化を SAVG, SVAR は抽出していると考えられる.

次にランレンジ行列では, その行列より得られた GLNU, RLNU は ROI に梗塞部が含まれた場合に水平・垂直方向のどちらにおいても高値となった. 前述したが, GLNU は偏った CT 値でのラン発生率が高いと大きな値となり, RLNU はランレンジの発生率が高いと大きな値となる. 本研究の結果より, GLNU が梗塞を含む ROI で大きな値をとったことは梗塞により生じた CT 値の低下を抽出したためと考えられる. RLNU では式(4)から, 短いランが多いと値が大きくなる. しかしながら, 前述した標準偏差や SVAR より分かるように梗塞により生じた低吸収部では CT 値の変動が小さくなり, そのため長いランが増加したと推測される. そこで, 梗塞を含む ROI にて RLNU が大き

な値となった理由を考えるために、ランレングス行列より得られる他の特徴量である short runs emphasis (SRE) および long runs emphasis (LRE) を算出した¹²⁻¹⁴⁾。SRE は短いランの発生頻度が多いほど大きな値をとり、LRE は長いランの発生頻度が多いと大きな値となる。SRE を算出した結果、梗塞部を含む ROI の SRE の平均値は、水平方向 0.82 ± 0.04 、垂直方向 0.81 ± 0.03 となり、正常部の ROI より算出した SRE の平均値は、水平方向 0.85 ± 0.07 、垂直方向 0.84 ± 0.06 となった。この結果より、短いランの発生頻度は梗塞部を含む ROI と正常部の ROI ではほぼ差がないことが分かった。次に、LRE を算出した結果、梗塞部を含む ROI の LRE の平均値は、水平方向 2.23 ± 0.39 、垂直方向 2.24 ± 0.32 、正常部の ROI より算出した LRE の平均値は水平方向 1.82 ± 0.41 、垂直方向 1.92 ± 0.44 となり、長いランの発生頻度は梗塞部を含む ROI で多くなった。このことは、25~32 HU の CT 値範囲での初期虚血による ROI 内のテクスチャの変化が、短いランの発生頻度はほぼ変化せずに、長いランの発生頻度が増加するというを示しており、RLNU は、この初期虚血による長いランの増加を抽出していると考えられる。以上のことから、梗塞部を含む ROI にて GLNU、RLNU が大きな値であったことは、梗塞により一様な CT 値をもった低吸収部が生じたことを示しており、GLNU、RLNU は、このような梗塞による形状変化を抽出していると考えられる。以上のように、同時生起行列およびランレングス行列より得た特徴量は、ROI 内のテクスチャ特徴に対応している。したがって、平均 CT 値、標準偏差を用いた場合よりも検出能が良かったと考えられる。また、各テクスチャ特徴量で比較すると、ランレングス行列より得た GLNU、RLNU を使用した方が高感度であった。Fig. 7(2) に示した症例では、右の島領域に局限した島皮質の不明瞭化が生じている。同部は GLNU、RLNU では容易に検出できたが SAVG、SVAR では検出が困難であった。GLNU、RLNU では一様に生じた低吸収部を特徴として抽出しており、微小な低吸収部であってもその変化を抽出することが可能である。これに対し SAVG、SVAR では ROI 内における CT 値分布の状態を特徴として抽出しており、ROI 内に含まれた低吸収部が微小であった場合にはその変化を抽出することが難しいと考えられる。しかしながら、正常脳実質部における微小な低吸収部も検出してしまうために、SAVG、SVAR を用いた結果と比較して偽陽性数が多くなった。

最後に、今回算出した全特徴量を用いることで、感度 0.88、平均偽陽性数 4.6 個 / 症例という結果が得られた。CT 値の平均値と標準偏差を用いた基本統

計量は、低吸収域の検出に寄与している。また、同時生起行列やランレングスの分析は、テクスチャパターンの微細な変化の検出に寄与している。したがって、全特徴量を用いることで、それぞれの利点を使用することが可能となり、最大の検出特性が得られたと考えられる。Fig. 7(1)、(2) に示した本手法による検出結果では、島領域やレンズ核に生じた低吸収部が本手法によりほぼ正確に検出されていることが分かる。しかしながら、Fig. 7(3) に示した症例では梗塞部が検出できなかった。これは、梗塞による CT 値低下が非常に軽微であり、特徴量の左右差が小さかったことが原因である。Fig. 7(4) に示した症例では Fig. 7(4)-(b) に矢印で指し示した陳旧性脳梗塞部の低吸収部を誤って検出してしまっている。また、頭蓋底部および頭頂部付近において、脳溝陰影の左右非対称性や、部分体積効果による片側性の CT 値低下に起因する偽陽性陰影を検出したものが多くみられた。今後は偽陽性を除去するために、陳旧性脳梗塞部や部分体積効果により生じた低吸収部と、急性期脳梗塞病巣を判別する手法が必要であると考えられる。

本手法では検出に ROI を使用するため、異常部として検出した領域と実際の梗塞領域との範囲が多少異なる場合もある。しかしながら、虚血により生じた低吸収部の位置はほぼ一致している。したがって急性期脳梗塞の画像診断において、本手法による検出結果を提示することにより、医師の読影の支援となる可能性は十分にあると考えられる。本手法の評価に用いた症例および、症例数が異なるため一概に比較することはできないが本手法は、長島らによる手法¹⁰⁾と比較しても、ほぼ同等の検出能が得られたと考えられる。しかしながら本手法の評価に用いた症例数は 33 症例と少なく、今後、症例数を増やして検出能の評価を行う必要がある。また、急性期脳梗塞の CT 検査は緊急時施行であることが多く、撮影時のポジショニングの不整や患者体動により、頭部の左右対称性が著しく損なわれる場合もある。したがって今後、三次元的な頭部正中矢状線の傾きの補正を行うことも必要である。

4. 結 語

本研究では、頭部 CT 画像上の早期虚血サインを自動検出する手法を開発した。急性期脳梗塞 19 症例、正常 14 症例に本手法を適用した結果、感度 0.88、平均偽陽性数 4.6 個 / 症例となった。急性期脳梗塞は早期診断が重要であるが、CT 画像上の早期虚血サインは軽微な変化であるため読影に困難を要する場合が多い。したがって本手法は、コンピュータ支援診断のアルゴリズムとして使用可能であると考えられる。

参考文献

- 1) 佐々木真理. rt-PA 時代における急性期脳梗塞の画像診断. Innervation 2009; 24(1): 5-7.
- 2) Barber PA, Hill MD, Eliasziw M, et al. Imaging of the brain in acute ischaemic stroke: comparison of computed tomography and magnetic resonance diffusion-weighted imaging. J Neurol Neurosurg Psychiatry 2005; 76(11): 1528-1533.
- 3) 前田正幸. 急性期脳梗塞の画像診断再入門. 画像診断 2005; 25(12): 1454-1462.
- 4) 興梠征典, 渡邊嘉之, 佐々木真理, 他. 急性期脳梗塞画像診断実践ガイドライン 2007. 東京: 南江堂, 2007.
- 5) von Kummer R, Meyding-Lamade U, Forsting M, et al. Sensitivity and prognostic value of early CT in occlusion of the middle cerebral artery trunk. AJNR 1994; 15(1): 9-15.
- 6) 日本脳卒中学会医療向上・社会保険委員会 rt-PA(アルテプラゼ)静注療法指針部会. rt-PA(アルテプラゼ)静注療法適正治療指針. 脳卒中 2005; 27(2): 327-354.
- 7) 平野照之. 急性期脳梗塞の画像診断再入門. 画像診断 2005; 25(12): 1471-1480.
- 8) Fiebach JB, Schellinger PD, Jansen O, et al. CT and diffusion-weighted MRI imaging in randomized order: diffusion-weighted imaging results in higher accuracy and lower interrater variability in the diagnosis of hyperacute ischemic stroke. Stroke 2002; 33(9): 2206-2210.
- 9) 高橋規之, 李 鎔範, 蔡 篤儀, 他. CT 画像における早期虚血サイン検出アルゴリズムの開発. 日放技学誌 2007; 63(8): 835-842.
- 10) 長島宏幸, 原川哲美, 白石順二, 他. 脳 CT 画像における急性期脳梗塞のコンピュータによる検出. Med Imag Tech 2009; 27(1): 30-38.
- 11) 高橋昭喜. 1-B 脳の動脈支配. 脳血管障害の画像診断. 中外医学社, 東京, 2003: 15-55.
- 12) 高木幹雄, 下田陽久. 画像解析ハンドブック. 東京大学出版会, 東京, 1991: 516-522.
- 13) 児玉直樹, 金子智之. 頭部 MRI における脳梁自動抽出法の開発と特徴解析による早期の変性性痴呆疾患診断の検討. 日放技学誌 2005; 61(8): 1133-1139.
- 14) 歸山智治, 児玉直樹, 島田哲雄, 他. アルツハイマー型痴呆の MRI 画像診断に対するランレンクス行列の応用. 日放技学誌 2002; 58(11): 1502-1508.
- 15) Dzialowski I, Weber J, Doerfler A, et al. Brain tissue water uptake after middle cerebral artery occlusion assessed with CT. J Neuroimaging 2004; 14(1): 42-48.

図表の説明

Fig. 1 CT 画像における急性期脳梗塞検出の概要

Fig. 2 中大脳動脈領域選択の概要

Fig. 3 頭部正中矢状線の傾きの補正の例

(a)オリジナル画像

(b)平行移動後の画像

(c)頭部正中矢状線の決定方法

(d)回転後の画像

Fig. 4 中大脳動脈領域を選択した例

(a)脳実質部の抽出画像. 2本の破線は中大脳動脈領域の選択に用いた画像中央で 30°の角度で交わる2直線を示している

(b)中大脳動脈領域を選択した画像

(c)32×32のマトリクスサイズで多数の正方形関心領域を選択した画像

Fig. 5 対称な位置の二つの関心領域から算出した特徴量の差の分布

(a)平均 CT 値および、標準偏差の差の分布

(b)SAVG および、SVAR の差の分布

(c)GLNU および、RLNU の差の分布

Fig. 6 急性期脳梗塞の検出に関する FROC 曲線

Fig. 7 急性期脳梗塞の検出例

(1), (2)真陽性例

(3)偽陰性例

(4)偽陽性例

(a)オリジナル画像

(b)ゴールドスタンダードおよび、陳旧性脳梗塞部

(c)本手法による出力結果

Table 1 急性期脳梗塞部と正常部での各画像特徴量の比較

ここで、ACI は急性期脳梗塞部, Normal は正常部を表す. また, Average CT value および Standard deviation はそれぞれ平均 CT 値および標準偏差, SAVG および SVAR は同時生起行列より得た特徴量, GLNU および RLNU はランレンクス行列より得た特徴量であり, Degree: 0, 90 は各行列式作成時の探索方向(水平方向, 垂直方向)を表す.