ラット脳血管 X 線映像からの高コントラスト画像生成

非会員 久世 康之* 非会員 近藤 威**
 正 員 斉藤 文彦*

Generation of High Contrast Image from X-ray Scene Images of Brain Blood Vessel of Rat

Yasuyuki Kuze*, Non-member, Takeshi Kondoh**, Non-member, Fumihiko Saitoh*, Member

The X-ray scene image of a brain blood vessel of a rat can be shot by using SPring-8 that is a high-performance X-ray sensing system. However, the contrast of the scene image is not enough visually. Even if the contrast of a scene image is poor, a single image that has good contrast can be generated by accumulating all frames in the scene image. However, objects in the scene image must be fixed to use the method. This paper proposes a method to generate a single image with good contrast from X-ray scene images of brain blood vessel of a rat. The partial optimal frames that are useful for generating an output image with good contrast are selected in all frames and the selected frames are accumulated after optimal two-dimensional moving. The genetic algorithm is applied to optimize the selection and moving of frames. The experimental results show that the generated output image by the proposed method had good contrast, clearness and fewer noises in comparison with the generated image by the conventional method.

キーワード：画像フレーム，累積画像，コントラスト改善，遺伝的アルゴリズム

Keywords：image frame, accumulated image, contrast improvement, genetic algorithm

1. はじめに

近年の医用画像処理技術の発展に伴い，医療における診断法も多様化してきている。その流れの中で，X 線画像のデジタル化が急速に普及しつつある。これは，画質改善や計測などの画像処理が容易であること，大量の画像データを少ないスペースで保管でき，整理，検索が効率的に行える等の利点があるからだと考えられる。特に，X 線画像の画質改善は，診断における異常発見に極めて重要な技術である。X 線撮像装置の性能向上により，高画質の X 線画像の取得が可能となったが，骨格に隠蔽された部位に関しては，一般的な X 線撮像装置では，良好な画質を得ることは困難である。一方，高輝度光科学研究センターにおける超高輝度 X 線の放射が可能な施設である SPring-8⁽¹⁾の稼動によ

って，従来は撮影が困難であった生体部位の画像センシングが可能となった。SPring-8 は，従来の X 線発生装置の約 1 億倍の強度を持つ放射光を生成できる大型の研究施設であり，従来の医療診断機器に比べ，20 倍以上細かい構造が観察できる。しかしながら，ラットの脳血管 X 線画像を撮影したところ，SPring-8 を駆使しても，厚い頭蓋等の影響から，高いコントラストの画像を得ることは困難であった。脳血管画像は，脳梗塞の主要原因となる血管の閉塞状態のセンシングを行う際に，重要な情報源となるため，医療の現場において，取得した X 線画像の高画質化が要求されている。

本論文では，SPring-8 を用いて撮影されたラットの X 線脳血管映像，すなわち，多数のフレームから構成される動画像から，良好なコントラストを持つ 1 枚の画像を生成する手法を提案する（以降，複数フレームから構成される動画像を映像，映像内のあるフレーム，すなわち，静止画を画像とする）。X 線映像を構成するすべてのフレームから，コントラストの良好な画像を得るために有効な一部のフレームを選択し，被写体の動きに対応した移動加算を行い，結果画像を得る。ラットや脳血管の微動による結果画像のぶれやぼけを抑制するために，画像生成に使用する選択フ

* 岐阜大学工学部応用情報学科
 〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1
 Department of Information Science, Faculty of Engineering, Gifu University
 1-1 Yanagido, Gifu-shi, Gifu 501-1193

** 神戸大学大学院医学系研究科脳神経外科
 〒650-0017 神戸市中央区楠町 7 丁目 5-1
 Department of Neurosurgery, Kobe University
 Graduate School of Medicine
 7-5-1 Kusunoki, Chuuouku, Kobe-shi, Kobe 650-0017

図1 ラットの脳血管画像

Fig. 1. An image of brain blood vessel of rat.

フレームとその移動量は遺伝的アルゴリズム(GA: Genetic Algorithm)^{(2),(3)}によって最適化を図る。

2. 画像の高コントラスト化

一般的に、撮影した画像のコントラストが十分でない場合、ソフトウェアによるコントラスト改善手法として、画像の濃度範囲を線形に伸張する線形変換法^{(4)~(6)}、濃淡分布ヒストグラムを均等化する手法^{(4)~(7)}等がよく用いられる。これらの手法は、1枚の原画像から、高コントラストな結果画像を自動生成できるため、適用が容易である。しかし、原画像に含まれる濃度階調数が少なく、コントラストが極めて悪い場合、結果画像に多くのノイズが目立ち、また、階調表現も不自然となることが多い。

一方、同一視野を持つ複数の低コントラスト画像を加算することによって、単独の画像を高コントラスト化した結果と比較して、ノイズが少なく、かつ良好なコントラストを持つ画像を生成することが可能となる⁽⁶⁾。この手法は、従来から一般的に用いられる手法であり、静止した対象を撮影する場合は、低コントラストな映像から高コントラストな1枚の画像を得るために有効な手法だといえる。しかし、加算する複数の画像は、すべて視野が同一であるという条件、すなわち、カメラが完全に固定されており、かつ被写体も静止している必要がある。しかし、今回、対象とするラットのX線脳血管映像のように、生体の部位の画像センシングでは、被写体が微動するため、映像内の各々のフレームは、互いに視野が僅かに異なることになる。従って、フレームを単純加算する従来のコントラスト改善手法を適用することは困難である。

3. GAによる脳血管映像の高コントラスト化

〈3・1〉 基本的な考え方 提案手法では、生きたラットの脳血管を撮影した低コントラストなX線映像から、映像内の複数フレームを加算することによって、1枚の高コントラストな画像を得ることを目的とする。図1は、SPRING-8

図2 提案手法の流れ

Fig. 2. Process of the proposed method.

によって撮影されたラットの脳血管映像内のフレーム例を示す。頭蓋骨などの周辺組織の影響から、目視による観察を目的とした場合、コントラストが不十分な画像となっている。更に、撮影の際、ラットの頭部は治具によって固定されるが、ラットは生体であるため、頭部全体が微動する可能性がある。観察の結果、この微動量は最大±2画素程度であり、回転やZ方向の移動はほとんど見られず、画像のXおよびY方向への2次元的な移動が主であった。また、頭蓋内の組織に関しても、心拍や呼吸により微動が発生する。特に、血管の太さは、心拍に連動して変化する。すなわち、映像内の各々のフレームは、互いに2次元的に僅かに異なる視野を持ち、かつフレーム間において、主に血管の太さや位置について僅かな違いが観察されることになる。以上のような被写体の性質から、映像を構成するフレームを順次に加算すると、結果画像にぼけやぶれが生じることが問題となる。

そこで、提案手法では、図2の各番号に示すように、

- ① 映像内の全フレームから、高コントラストな結果画像を得るために有効なフレームだけを選択する。
- ② 選択した各フレームをXおよびY方向に微動させる。
- ③ 微動させた選択フレームを加算する。
- ④ 加算画像の濃度を線形変換して結果画像を得る。という処理を行う。

上記の①については、結果画像のぼけを低減させることを目的に、同じ太さの血管が出現しているフレームの自動選択を行う。また、②については、前述のように、ラットの微動によって、フレーム毎に血管の位置に差異が生じ、単純に選択したフレームを加算するとぼけが生じる。そこで、選択した各々のフレームに対して、XおよびY方向への微動を行い、血管の同一部分が重なるようにし、結果画像のぼけを抑制する。なお、血管の微動は、フレームごとに一定ではなく、同一フレーム内においても、部位によって異なる傾向がある。例えば、太い動脈は血管幅の変化が大きい、細い毛細血管は血管幅の変化が小さい。この場

図3 個体の染色体の表現方法

Fig. 3. Representation of individual chromosome.

合、血管壁の移動量は、最大 2 画素程度である。但し、心拍に連動して血管の幅や位置が類似したフレームが出現する。全フレームの中から、これら類似フレームだけを選択して加算することによって、血管部分がより鮮明な画像が得られることが期待される。提案手法を適用するためには、前述のように、ラット本体の移動が 2 次元的な平行移動で、その移動量が ± 2 画素程度であり、対象となる血管による変化幅も ± 2 画素程度であることが条件となる。次に、③として、選択かつ移動をした各フレームの濃度を画素ごとに加算して、累積画像を生成する。更に④として、この累積画像に対して、濃度の線形変換を行うことで、結果画像を得る。複数のフレームに対して、選択、移動、加算を行うことによって、結果画像全体に含まれるノイズが低減され、また、血管の太さや位置の違いによって生じるぼけが抑制されることが期待される。

一般的に、多数のフレームの中から、一部のフレームだけを選択し、かつ、選択した各々のフレームについて、X および Y 方向への移動量を求めるための組合せの総数は膨大になる。このような膨大な探索空間の中から効率的に解を求めるために、提案手法では、大局的な解を探索する能力に優れる GA を用いる。GA は、生物集団の進化過程に着想を得て、遺伝的操作によって個体集団を進化させることによって、工学的な課題の準最適解を求める最適化手法であり、膨大な探索空間において、効率的に実用解を発見したい場合に有効な手法である。

〈3・2〉 個体の染色体 GA では、個体の染色体に課題の解をコーディングする必要がある。ここで求める解は、X 線映像内の全フレームの中から、有効フレームを選択すること、更に、選択された各々のフレームについて、X および Y 方向への画素移動量を決定することである。

図 3 は、提案手法における個体の染色体を示す。各個体の染色体は、3 種類の配列を持ち、各々の配列は、フレームの選択ビット配列（以降、選択ビット配列）、X 方向の移動量配列、Y 方向の移動量配列（以降、移動量配列）に対応している。選択ビット配列の各ビットは、映像内で時系列に並ぶ各フレームに対応しており、ビット 1 をもつ遺伝子に

図4 適応度の評価

Fig. 4. Evaluation of individual fitness.

対応するフレームが結果画像を生成するために選択され、ビット 0 を持つ遺伝子に対応するフレームは選択されない。従って、この選択ビット配列の長さは、映像内に含まれる全フレームの枚数となる。また、各フレームの X および Y 方向の画素移動量は、ともに -2 から 2 までの範囲とし、各々のフレームに対応して、移動量配列内に画素移動量が整数値として格納される。従って、移動量配列の長さは、全フレームの枚数となる。なお、GA における最初の世代では、各個体の染色体にはランダムな値を与える。

〈3・3〉 適応度の評価 次に、各個体の適応度の評価方法について述べる。図 4 に示すように、ある個体 k の染色体内の選択ビット配列でビット 1 を持つ遺伝子 i に対応するフレーム $I_i(x,y)$ を選択する。次に、移動量配列から、各々の選択フレーム $I_i(x,y)$ に対応する X および Y 方向の移動量である x_i および y_i を読み取り、対応する選択フレーム内の全画素を x_i および y_i 画素だけ平行移動した後、すべての選択フレームを加算して、累積画像 $A_k(x,y)$ を得る。累積画像 $A_k(x,y)$ の各画素 (x,y) の濃度は、次式によって求められる。

$$A_k(x,y) = \sum_{i \in B_k} I_i(x+x_i, y+y_i) \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 B_k は、個体 k の染色体内の選択ビット配列においてビット 1 を持つ遺伝子の集合、すなわち、個体 k の染色体によって、映像内から選択されるフレームの集合を表す。

次に、この累積画像 $A_k(x,y)$ の各画素の濃度を 0 から 255

図5 15×15画素のエッジ検出フィルタ
Fig. 5. 15×15 pixels filters for edge detection.

までの範囲に線形変換し、結果画像 $O_k(x,y)$ を得る。結果画像 $O_k(x,y)$ の各画素の濃度は、次式によって得られる。

$$O_k(x,y) = \frac{255}{A_{\max} - A_{\min}} (A_k(x,y) - A_{\min}) \quad (2)$$

ここで、 $A_{\min}$ および $A_{\max}$ は、各々、累積画像 $A_k(x,y)$ 内の最小濃度および最大濃度である。この結果画像 $O_k(x,y)$ が良好なコントラストを持つ場合、この個体 k は集団内において優秀であると見なし、高い適応度を与える。

画像のコントラストを評価する場合、濃度表現については、濃度のダイナミックレンジが広いだけでなく、暗部から明部の全濃度階調範囲において、滑らかな階調表現を持つことが望ましいと考えられる。更に、視覚的な画像のコントラストは、濃度のダイナミックレンジ以外に、画像内に存在する対象物の輪郭部分の明瞭さによる影響も受けている⁽⁸⁾⁽⁹⁾。すなわち、画像内に含まれる各物体の輪郭を構成するエッジが明瞭であれば、視覚的にコントラストが良好であると感じる傾向が高いと考えられる。そこで、提案手法では、コントラストが良好な結果画像を得る

ために、結果画像に含まれる空間的な1次微分値を個体の適応度評価に利用する。画像の1次微分値は、主に対象物のエッジ部分の強度を表すことから、画像の鮮明さを表す尺度のひとつと考えられる⁽¹⁰⁾。但し、隣接画像間の1次微分値は、エッジ以外にノイズにも敏感に反応するため、ここでは、脳血管のエッジ検出に特化したフィルタによる1次微分値を用いる。

今回は、3×3 から 25×25 までの近傍画素を用いるフィルタについて実験を行い、脳血管のエッジ部分の検出に適した図5に示す15×15画素から構成される8方向フィルタを使用した。図5(a)にフィルタの係数値を示す。係数1が明部、係数-1が暗部に対応し、対角線上に係数0、その両側に係数1と-1を配置している。図5(a)に示したフィルタは、8方向フィルタの中で、左上から右下へ走る血管の下側のエッジを検出するために係数値を設定している。また、図5(b)に図5(a)のフィルタを回転させた8方向フィルタを示す。例えば、45°方向のフィルタは、左上から右下へ走る血管の上側のエッジに強く反応する。結果画像の各画素にこれら8種類のフィルタを適用し、得られた8種の反応値の最大値をその画素における1次微分値とする。各画素ごとに1次微分値が最大となるフィルタの方向性は異なることになるが、8方向の反応値の中で、最大値を各画素に与えることになる。

一方、X線映像には多くのノイズが含まれるため、視覚的に良好な画質を持つ結果画像を得るためには、このノイズを低減する必要がある。そこで、孤立性のノイズに顕著に反応する3×3近傍画素間のLaplacianフィルタを用いて、2次微分値を求め、その値をマイナスの要素として適応度に反映させる。

すなわち、結果画像 $O_k(x,y)$ の生成に用いた個体 k の適応度は、結果画像 $O_k(x,y)$ に対して、図5に示した15×15画素フィルタを適用した1次微分画像 $E_k(x,y)$ における全画素の平均値から、結果画像 $O_k(x,y)$ に対してLaplacianフィルタを適用した2次微分画像 $F_k(x,y)$ における全画素の平均値を引いた値とする。個体 k の適応度 $G(k)$ は、 N_p を画像内の全画素数として、次式によって求める。

$$G(k) = \frac{1}{N_p} \sum_x \sum_y E_k(x,y) - Q \frac{1}{N_p} \sum_x \sum_y F_k(x,y) \quad (3)$$

ここで、 Q は、適応度を与える2次微分値の重み係数である。1次微分値 $E_k(x,y)$ の平均値が高くなると血管のエッジ部分が鮮明になり、2次微分値 $F_k(x,y)$ の平均値が低くなると孤立性のノイズが減少すると考えられる。そこで、 $E_k(x,y)$ の平均値が大きく、かつ $F_k(x,y)$ の平均値が小さい場合に適応度が高くなるように、適応度を設定した。上記の適応度 $G(k)$ の値が大きいほど、結果画像のエッジが鮮明になり、ノイズが減少することが期待されることから、個体 k はGAにおける集団進化に有効性が高いとする。

〈3・4〉 進化方法 GAの進化方法には、ランク方式を

用いた⁽¹²⁾。進化の各世代において、集団内の全個体の中で適応度が上位 $S\%$ の個体だけを次世代に存続させ、下位個体は、集団から淘汰する。存続を許可した上位 $S\%$ の個体間の交叉によって、淘汰した個体と同数の個体を増殖させる。

〈3・5〉 交叉と突然変異 上位個体の中からランダムに 2 つの親個体を選択し、双方の染色体から、一様交叉⁽¹²⁾によって、新たな子個体を生成する。提案手法では、各個体の染色体には、選択ビット配列、X および Y 方向の移動量配列の 3 種類の配列が含まれているため、交叉は、これら 3 種類の配列に対して、各々、独立に行う。

突然変異には、一般的なビット反転法を用いた。ある突然変異率 $M\%$ でランダムに取り出した個体の染色体のビットを反転させる。交叉と同様、染色体に含まれる 3 種類の配列の各々が突然変異の対象となる。

〈3・6〉 終了条件と結果画像の生成 以上に述べた遺伝的操作による GA を適用し、集団進化の中で各世代において最大適応度を持つ個体を抽出する。そして、この最大適応度が 10 世代の間、一定値を保った時点で、GA における進化が終了したと見なし、最大適応度を持つ個体の染色体を最終的な解とする。すなわち、最大適応度を持つ個体の染色体内において、選択ビット配列に 1 を持つ遺伝子に対応するフレームを映像内から選択し、これに対応する X および Y 方向の移動量を配列から読み取り、移動加算して累積画像を得る。次に、(2)式によって、この累積画像の濃度を変換し、最終的な結果画像とする。

4. 実験と結果

〈4・1〉 実験条件 以上に述べた手法を用い、Spring-8 によって撮影されたラットの脳血管 X 線映像か

ら、1 枚の高コントラストな画像を生成する実験を行った。実験に用いた映像の時間は 3.3 秒、この映像に含まれるフレーム数は 100 枚である。各フレームのサイズは 300×300 画素である。また、GA におけるパラメータは、経験的に、個体数 $G=1000$ 、個体の存続率 $S=50\%$ 、突然変異率 $M=1\%$ とした。(3)式における 2 次微分値の重みは $Q=1.3$ とした。

〈4・2〉 コントラスト改善結果 X 線映像から、画像を生成した結果を図 6 に示す。提案手法と比較するために、映像内のすべてのフレームを累積した画像の濃度を線形変換する手法（以下、全フレーム累積法と呼ぶ）による結果画像も提示している。図 6 において、左は全フレーム累積法による結果、右が提案手法による結果を示す。

左に示した全フレーム累積法による結果は、多数のフレームを加算しているため、ノイズが低減された画像となっている。しかし、ラットの微動、および血管の拍動等の影響から、フレーム毎に血管の位置に微妙なずれが生じるため、特に細い血管部分において、結果画像にぼけが生じている。例えば、図 6 に示した領域(a)の部分において、細く複雑な血管の形状が不明瞭であり、視覚による確認が困難となっている。一方、右に示した提案手法による結果は、視覚的にコントラストがより良好であり、図 6(a')に示した領域において、全フレーム累積法による結果と比較して、細い血管がより明瞭になっていることがわかる。ノイズも全フレーム累積法と同様に低減されており、ぼけやぶれの影響も大幅に抑制されている。更に、図 6(b)の領域においても、従来手法では視覚によって確認が困難な縦と横に伸びる血管が、提案手法では、図 6(b')の領域において、コントラストが改善されていることがわかる。

従来手法と提案手法によって得られた結果画像について、適応度の評価パラメータとして用いた、1 次微分値、お

図 6 生成された画像（左：全フレーム累積法，右：提案手法）

Fig. 6. Generated images(left: by the accumulation of all frames, right: by the proposed method).

表 1 生成画像の 1 次微分値と 2 次微分値
Table 1. Liner and quadratic differential values of generated images.

	Accumulation of all frames	The proposed method
Liner differential value	686.6	881.1
Quadratic differential values	74.9	22.4

表 2 進化前と後の 1 次微分値と 2 次微分値
Table 2. Change of liner and quadratic differential values.

	Before	After
Liner differential value	825.6	881.1
Quadratic differential values	22.5	22.4

よび 2 次微分値を求めた結果を表 1 に示す。それぞれすべての画素の平均値を示している。提案手法による結果画像は、従来手法と比較して、1 次微分値は高く、2 次微分値は逆に低くなっていることがわかる。表 2 に GA の進化前と進化後の 1 次微分値および 2 次微分値を示す。1 次微分値が増大し、2 次微分値はほぼ一定に保たれている。これは、2 次微分値は、エッジ部分でも反応値が高くなる一方で、ノイズが低減される効果によって、増加量が抑えられたためと考えられる。このことから、提案手法による結果画像は、エッジ部分が明瞭であるとともに、ノイズが低減されていることが示唆される。以上の結果から、ラットの X 線脳血管映像から、良好なコントラストを持つ高コントラスト画像が得られ、また、今回用いた適応度の評価用パラメータは、有効に働いていると考えられる。

〈4・3〉 GA の進化過程と安定性 GA の進化過程における世代数と最大適応度との関係を図 7 に示す。20 回初期値を変えて実験した内の、例として 3 回の進化過程を提示しているが、20 回のすべての試行において、ほぼ同様な結果が得られた。初期の個体集団には、ランダムな染色体情報が与えられるため、適切な選択フレーム、および移動量が得られないことから、適応度は低い。しかし、その後の進化を経て、世代を追うごとに適応度が上昇していることがわかる。GA における初期設定の影響を受けず、適応度は毎回ほぼ同じ軌跡を描いて、一定の値の周辺で安定に収束した。

次に、選択されたフレームについて調査を行った。初期値を変えた 20 回の試行実験において、選択されたフレームに投票した結果を表 3 に示す。すべての実験において、選択されたフレーム数の平均は、15.4 枚となった。19 回以上選択されたフレームが数フレーム毎に出現しているが、視覚で確認した結果、それらのフレームだけが特にコントラストに優れているわけではなかった。従って、これらのフ

図 7 世代と最大適応度との関係

Fig. 7. Relation between generation and the maximum fitness.

レームが初期設定の影響を受けずに安定に選択された理由は、血管の拍動に関係して、ほぼ同じ太さの血管が出現しているフレームが選択されたためと考えられる。また、実験に使用した 100 枚のフレームの中で、1 回でも選択されたフレームは 25 枚と比較的少数であった。以上の結果から、初期設定の影響を受けずに、ほぼ安定に特定のフレームが選択されたといえる。

次に、上記の 20 回の実験で得られた結果画像をディスプレイに表示して視覚による評価を行ったところ、顕著な違いは見られなかったことから、安定した結果画像が生成されたといえる。

〈4・4〉 2 次微分値の重み係数について 〈3・3〉節で述べたように、個体の適応度評価式(3)において、2 次微分値の重み係数 Q を設定した。ここでは、 Q の値が結果画像に与える影響について、評価実験を行った。図 8 は、 Q の値を変化させた場合の結果画像を示す。 Q を大きな値とした場合、適応度に与える 2 次微分値の重みが大きくなるため、ノイズの低減効果が大きくなるが、一方でエッジ強度が結果画像に与える貢献度が相対的に減少するため、結果画像にぼけやぶれが生じることが懸念される。

重み係数を $Q = 0.0, 0.3, 0.5, 0.8, 1.0, 1.3, 1.5, 1.7, 1.9, 2.0$ と各々の値に設定した場合に得られた計 10 枚の結果画像から、8 人の被験者によって、視覚的に最も良好な画像を選択してもらったところ、 $Q=1.3$ の場合に最良と判定した被験者が最も多かった。図 8 を見ると、僅かな差ではあるが、 $Q=0.5$ の場合は、ややノイズが目立ち、 $Q=2.0$ の場合は、逆に画像が滑らかでノイズ感が少ないが、血管の輪郭部分がやや不鮮明な印象を受ける。以上の結果から、今回の実験では、 $Q=1.3$ に重みを設定した。

〈4・5〉 主観的評価結果 次に、8 人の被験者によって、従来の全フレーム累積法による結果画像、および提案手法による結果画像をディスプレイ上にランダムにならべて同時に表示し、図 6 に示した画像内の指定領域において、

表 3 フレームの選択回数

Table 3. The number of selected times of frames.

Frame number	62	64	66	67	71	73	74	76	78	81	82	83	84
The number of selected times	3	2	1	2	6	19	6	1	2	20	20	1	20
Frame number	85	86	87	89	90	92	93	94	95	96	97	98	
The number of selected times	5	18	20	20	20	19	20	20	3	20	20	20

図 8 重み係数 Q と結果画像の関係Fig. 8. Relation between generated image and weight Q .

表 4 生成画像を選択した被験者数

Table 4. The number of subjects who selected generated image.

	Accumulation of all frames	The proposed method
Contrast	0	8
Image quality	0	8

コントラスト感, および総合的な画質の 2 項目について, 良好と感じる結果画像を選択してもらう主観的評価実験を行った。なお, 被験者は, 画像処理の研究に従事する 20 歳の学生である。実験環境は, 照度 500lux の室内で, 16 インチの液晶ディスプレイ (EIZO 製 FlexScan L465, 画質は自動調整状態) に表示した。表 4 は, 各々の手法による結果画像を選択した被験者数を表す。コントラストについては, 全員が提案手法の方が良好という結果を得た。画質

についても, ノイズが十分低減されており, 全員が提案手法の方が良いという結果を得た。提案手法による結果画像は, 微細な血管の形状が明瞭で, かつノイズも目立たないという意見が多かった。以上の結果から, 提案手法によって, 視覚的にも, 良好なコントラスト改善が実現されていると考えられる。

5. まとめ

SPRing-8 によって撮影したラットの脳血管 X 線映像から, 良好なコントラストを持つ 1 枚の画像を生成する手法を提案した。映像の中から, 目的とする高コントラストな画像生成に有効なフレームを選択する。更に, 脳血管の拍動や被写体の微動を考慮して, 選択されたフレームを移動加算することによって, 多階調画像を生成する。画像生成に使用する選択フレームとその移動量を GA によって最適化する。実験の結果, 提案手法によって, ラットの脳血管 X 線画像のコントラスト改善が可能であることがわかった。また, 提案手法による結果画像は, 血管の拍動やラットの微動によるぼけやぶれの影響が少なく, 微細な血管についても鮮明であった。提案手法は, 個体の適応度評価に計算コストを必要とするため, 最終的な結果画像を得るまでに, PentiumIV(1.8GHz)を用いて, 3 時間程度の処理時間を要している。遺伝的操作による処理時間の削減について, 今後検討する必要がある。

(平成 16 年 7 月 26 日受付, 平成 17 年 2 月 16 日)

文 献

- (1) 鈴木芳生:「BL20XU 医学イメージング II」, Spring-8 年報 2001 年版
- (2) J.H.Holland: “Adaptation in Natural and Artificial Systems”, The Univ. Michigan Press (1975)
- (3) D.E.Goldberg: “Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning”, Addison Wesley (1989)
- (4) 松山隆志:「画像解析ハンドブック」, 尾山守夫編, 第 11 章, pp.263-266 昭晃堂 (1987)
- (5) 河田 聡・南 茂夫:「科学計測のための画像データ処理」, 第 5 章, pp.95-109 CQ 出版社 (1994)
- (6) 奥水大和:「コンピュータービジョン」, 谷内田雅彦編, 第 2 章, 第 3 章, 丸善 (1990)
- (7) E.L.Hall, R.P.Kruger, S.J.Dwyer, R.W.McLaren, and G.S.Lodwick: “A survey of preprocessing and feature extraction techniques for radiographic images”, *IEEE Trans. on computer*, Vol.C-20, pp.1032-1044 (1971)
- (8) 樋渡潤二:「感覚と工学」, 第 6 章, 共立出版 (1976)
- (9) 本庄 知:「画質評価」, 画像電子ハンドブック, 第 11 章, コロナ社

(1993)

- (10) D.H.Ballard and C.M.Brown : “Computer Vision”, Prentice-Hall, Inc. Englewood Cliffs (1982)
- (11) F. Saitoh : “An Analysis of Spatial Features for Image Contrast Enhancement”, *T. IEE Japan*, Vol.120-C, No.10, pp.1372-1379 (2000-10) (in Japanese)
齊藤文彦 : 「画像コントラスト強調のための空間的特徴に関する考察」, 電学論誌, **120-C**, 10, pp.1372-1379 (2000-10)
- (12) 安居院 猛・長尾智晴 : 「ジェネティックアルゴリズム」, 第1章, 昭晃堂 (1993)

久世 康之

(非会員) 2004年3月岐阜大学工学部応用情報学科卒業。現在, 岐阜大学大学院工学研究科博士前期課程在学中。遺伝的アルゴリズム, 画質改善の研究に従事。

近藤 威

(非会員) 1994年神戸大学大学院医学研究科修了。米国ミネソタ大学脳神経外科准教授などを経て, 現在, 神戸大学医学部脳神経外科講師。博士(医学)。日本脳神経外科学会評議員, 脳卒中学会会員, 日本脳循環代謝学会会員, 日本小児神経外科学会会員, 米国脳神経外科学会国際会員, 米国神経科学学会会員など。

齊藤 文彦

(正員) 1981年慶大・工・数理卒。日本IBM(株)等を経て, 現在, 岐阜大学工学部応用情報学科教授。博士(情報科学, 工学), マシンビジョン, 医用画像処理, 視覚情報処理の研究に従事。精密工学会, 電子情報通信学会, 画像電子学会等会員。