

画像変形重ね合わせ法による標準脳画像作成法の提案

三浦直樹[†] 渡部彰一郎[†] 志田和人^{*} 福田寛^{††} 川添良幸^{†††} 清水俊夫[†]

[†]弘前大学理工学部

^{††}東北大学加齢医学研究所

^{†††}東北大学金属材料研究所

*通信・放送機構青葉脳画像リサーチセンター

概要

脳画像解析において標準脳画像作成は重要な課題である。本研究では複数の脳断面画像から標準脳断面画像を作成するための方法を提案する。はじめに、遺伝的アルゴリズムを用いて2枚のMR脳画像の重ね合わせ変形を行うとともに、2画像間の形状差をパラメータ化する。これを網羅的に行なうことによって、データ中から最も標準的な形状の画像を見つける。そして、最も標準的な形状の画像に対して重ね合わせ変形した画像の平均濃度画像を求ることによって「標準脳断面画像」を作成する。また、本手法を発展させることによって3次元標準脳画像の作成が可能であると期待される。

A Procedure to Generate the Standard Brain Image of Transversal Sectional View using Image Registration

Naoki MIURA[†], Syoichirou WATANABE[†], Kazuhito SHIDA^{*}, Hiroshi FUKUDA^{††}, Yoshiyuki KAWAZOE^{†††}, and Toshio SHIMIZU[†]

[†]Faculty of Science and Technology, Hirosaki University

^{††}Institute of Development, Aging and Cancer, Tohoku University

^{†††}Institute of Materials Research, Tohoku University

^{*}Telecommunication Advancement Organization of Japan Aoba Brain Research Center

Abstract

The generation of standard brain image is one of the most important subjects in brain image analysis. In this paper, we have developed a method that generates a standard brain image of transversal sectional view from a dataset of MR brain images. First, every pair of 2 MR images in the dataset is registered by using a genetic algorithm, and the shape difference between 2 images is parameterized in this process to select the most representative standard image. Next, we generate a standard brain image by taking an average among the images that are registered to the representative standard image. It is expected that the 3D standard brain image would be also obtained similarly by extending this method.

1. はじめに

医用画像処理技術の進歩は人体の複雑な構造および機能の理解に大きな役割を果たしている。このことは医療分野における新たな診断法や治療法の開発を促し、またそれらを支える画像処理技術等の様々な基礎研究分野においても同様に著しい発展を促すこととなった。しかしながら、画像の高精度化によって情報量は飛躍的に増加し、それらを効率良く利用するための基礎技術の開発が重要な課題となっている。我々は平成9年度より通信・放送機構のプロジェクトの一環として脳画像データベースの構築を行っており、画像の特徴量を用いた画像圧縮法および検索法の開発や標準脳画像作成についての研究に取り組んでいる[1]-[4]。

標準脳画像とは、脳の形状および解剖学的な構造について標準的な特徴を持つ画像のことである。標準脳画像の作成によって、人種別の形状・構造の比較や、加齢による脳形状の変化を調べることが可能になる。また、個々の脳画像を標準脳画像と対照させることにより、形状特徴の個人差を大幅に緩和させることができると考えられる。以上のように、標準脳画像は脳画像解析において重要な要素であり、その作成の必要性が認められている[5]。

本研究では標準脳画像作成の前段階として、MR3次元脳画像から作成した脳領域断面画像を対象とした標準脳断面画像作成法を提案する。まず、遺伝的アルゴリズムを用いた重ね合わせ変形

法によって2画像の重ね合わせ変形を行い、得られる変換係数から変形距離を定義し、多数の脳断面画像から「標準脳断面画像」を作成する方法を提案する。さらに、変形距離の有効性や作成された「標準脳断面画像」の有用性も検討する。

2. 脳画像データ

本研究では、通信・放送機構青葉脳画像リサーチセンターで収集された、ANALYZE形式のMR3次元脳画像 ($256 \times 256 \times 124$ voxels, グレースケール 256階調) をデータとして使用している。そして、図1に示すようにMR3次元脳画像から同一高さのxy平面を抽出し脳領域断面画像 (256×256 pixels, グレースケール 256階調) を作成した。

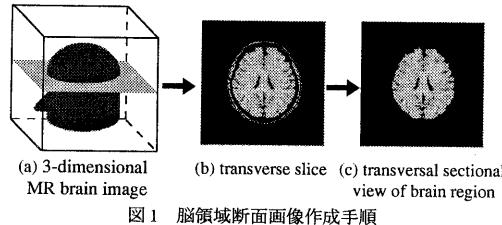


図1 脳領域断面画像作成手順

3. 方法

3.1 遺伝的アルゴリズムを用いた2画像の重ね合わせ変形法

2.で作成した脳領域断面画像を2画像の重ね合わせ変形を行う。これは、変形後の画像の画素 (x_{new}, y_{new}) に式1, 2に示す疑似アフィン変換を用いて求められる変形対象画像の画素 (x, y) から濃度値をコピーすることにより画像を変形させ、基準画像と形状が重なるような変換式の係数を遺伝的アルゴリズムを用いて決定する[6]-[8]。

$$x = ax_{new} + by_{new} + cx_{new}y_{new} + d \quad (1)$$

$$y = ex_{new} + fy_{new} + gx_{new}y_{new} + h \quad (2)$$

重ね合わせ変形の処理手順は次の通りである。

- (1) 初期個体群を生成する。
- (2) 各個体の適合度を計算する。また、この時点で終了条件の判定を行い、終了条件を満たしているならば、現在の世代での最良個体を最適解として探索を終了する。
- (3) 個体の増殖・淘汰処理を行い、次世代の個体群の元となる個体群を生成する。
- (4) 個体群に交叉処理を行い新しい個体を生成する。
- (5) 個体群に突然変異処理を行い新しい個体

を生成し、次世代の個体群が生成する。その後、(2)に戻る。

3.1.1 初期個体群の生成

乱数を用いて生成された100個体に、式3において係数を $a, f=1; b, c, d, e, g, h=0$ とした場合の染色体を持つ個体を1個体加えた、合計101個体から初期個体群を構成する。個体の持つ染色体についての説明を図2に示す。

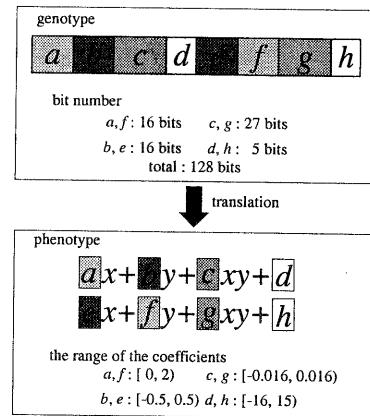


図2 個体の染色体の説明

3.1.2 個体の適合度

変形対象画像を個体の表現型である疑似アフィン変換によって変形させた画像と基準画像の形状の一一致を適合度の評価基準とした。また、画像の濃度情報は考慮せずに、脳領域外周の形状のみで適合度を求めた。図2に示すように、基準画像と変換後の画像双方において、10度ごとに36点で中心点から脳領域の端点までの距離を求め、距離の差の合計を算出する。さらに、距離の差の最大値（正の値）と最小値（負の値）の差を重みとして与える。以上のことから、適合度関数を式5のように設定した。

$$f = (d_{max} - d_{min}) \sum |d_\alpha| \quad (3)$$

3.1.3 個体の増殖・淘汰処理

個体の増殖・淘汰処理にルーレット選択法とエリート保存選択法を組み合わせて使用する。ルーレット選択法は、適合度が高い個体ほど選択される可能性が高くなり、その選択される確率は適合度に比例するという特徴を持っている。本研究ではルーレット選択法によって、ある個体 I_i が次世代の個体として選択される確率 $P(I_i)$ を式4のよう

に設定した。

$$P(I_i) = \frac{f_{max} + 1 - f(I_i)}{\sum_{j=1}^N (f_{max} + 1 - f(I_j))} \quad (4)$$

エリート保存選択法は、適合度の高い個体を次世代の個体群に残すための方法である。本研究では、現世代の個体群の中から100個体をルーレット選択法によって選択し、残り1個体については個体群中で最も適合度の高い個体を選択し、それら101個体で次世代の個体群の元となる個体群を形成する。

3.1.4 交叉および突然変異処理

交叉処理には一点交叉を採用し、交叉処理の生起確率を0.8とした。また、突然変異処理の生起確率は0.0002に決定した。これは一個体あたり2 bits から3 bits が突然変異する大きさの確率である。なお、エリート選択法により選択された個体は、交叉処理及び突然変異処理の処理対象から除外する。以上の処理による出力画像が最適な変換係数により重ね合わせ変形された画像となる。

3.2 標準脳断面画像作成

3.1の重ね合わせ変形法を用いて、「標準脳断面画像」を作成する方法を提案する。

始めに、データに用いる画像間の変形距離を求める。方法は次の通りである。

- (1) データ中から1画像を選択し、その画像を基準画像として全画像の重ね合わせ変形処理を行う。
- (2) 重ね合わせ変形処理で得られた最適な変

換式の係数を、[-1, 1]の範囲に正規化する。

- (3) 無変形の場合の変換係数($a, f=1; b, c, d, e, g, h=0$)を正規化したものとのユークリッド距離を求め、2画像間の変形距離とする。
- (4) 求められた変形距離から、基準画像と全画像との間の平均変形距離を求める。

以上的方法で、すべての画像の平均変形距離を求める。この変形距離は基準画像に重ね合わせるための変形の度合いを表すことから、平均変形距離が小さい程、その基準画像は形状的により標準的な画像であると言える。

次に、最小の平均変形距離を与えた画像を基準画像とし、それとすべての画像の重ね合わせ変形を行う。得られたすべての変形画像から、画素ごとに濃度値の平均を求め、その平均濃度値をそれぞれの画素の濃度値とした画像を作成する。その結果得られる画像を「標準脳断面画像」とする。

4. 結果と考察

重ね合わせ変形処理の結果例(図3)から、基準画像の形状に良く重なるよう画像を変形させることができたと言える。さらに、ここで得られた変形距離は上段で0.895、下段で0.3091であった。これもまた変形距離が形状類似性の指標として有効であることが確認された。これはまた、変形距離が類似画像検索の際の検索キーとして使用可能であることを示している。

次に、32の脳断面画像データを用いて標準脳断面画像作成実験を行った。全画像間で重ね合わせ変形を行った際の平均変形距離を表1に示す。そ

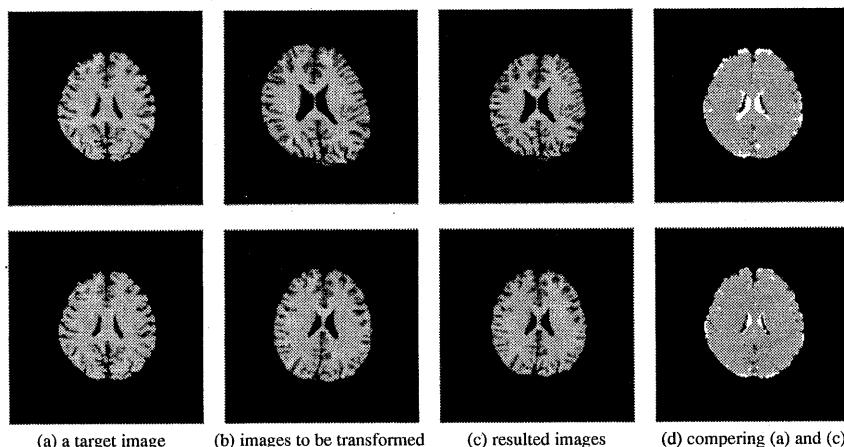
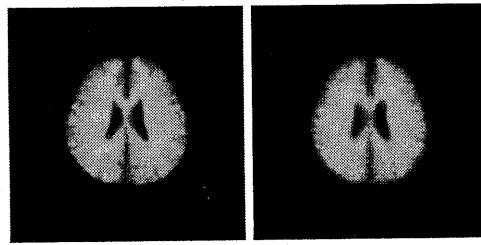


図3 重ね合わせ変形処理の結果例

No.	ave. difference	std. dev.	No.	ave. difference	std. dev.
1	0.7892	0.2793	17	0.3844	0.1887
2	0.4122	0.2130	18	0.6035	0.2762
3	0.5379	0.2697	19	0.3965	0.2309
4	0.4199	0.2090	20	0.7761	0.2402
5	0.3860	0.2176	21	0.3840	0.2166
6	0.7356	0.2818	22	0.4261	0.2385
7	0.5260	0.2351	23	0.4198	0.2198
8	0.5357	0.2025	24	0.3951	0.2088
9	0.4232	0.1881	25	0.4141	0.1971
10	0.5460	0.2145	26	0.4250	0.2248
11	0.5160	0.1948	27	0.7699	0.2828
12	0.4841	0.1807	28	0.4113	0.1976
13	0.5400	0.2144	29	0.5688	0.2650
14	0.4512	0.1896	30	0.4519	0.2131
15	0.4371	0.2114	31	0.5890	0.2338
16	0.6716	0.2707	32	0.4486	0.2499

表1 平均変形距離および標準偏差



(a) standard brain image of transversal sectional view
(b) averaged brain image

図4 標準脳断面画像および平均濃度画像

	area (mm ²)	contour length (mm)	ave. difference
standard brain image of transversal sectional view	14739	534.91	0.3669
averaged brain image	14424	512.01	0.3708

表2 作成された2画像のパラメータ

の結果、21番の画像の平均変形距離が最小であつたことから、これを基準画像として「標準脳断面画像」を作成した。「標準脳断面画像」と比較のために作成した平均濃度画像を図4に示す。これらの結果より、重ね合わせ変形処理は脳表面の形状、サイズだけでなく、大脳縦列等の形状特徴についても標準化しているといえる。しかしながら、濃度差によって判別するような組織情報については、細部の情報が失われてしまっていた。このことは画像作成の手法上避けられないものであるが、形状細部の情報を確率論的に扱い「標準脳断面画像」を濃度値に基づく組織情報の確率モ

ル画像とみなすことによって、細部形状の解析に利用することが可能であると考えられる。

5. まとめ

本研究では標準脳断面画像を作成するために、まず2画像の重ね合わせ変形法を提案した。また、それによって得られる変換係数を基に画像間の変形距離を定義し、変形距離を基準とする「標準脳断面画像」作成法を提案した。さらに、本手法によって作成される画像を、形状特徴および組織情報の2つの観点から評価した。

その結果、本研究で提案した標準脳断面画像作成法は有意義な画像を作成することができる手法であると結論付けることができる。また、本手法を3次元脳画像に応用することによって、3次元標準脳画像を作成することができると期待される。

文 献

- [1] R. Kawashima, J. Okuda, A. Umetsu, M. Sugiura, K. Inoue, K. Suzuki, M. Tabuchi, T. Tsukiura, SL. Narayan, T. Nagasaka, I. Yanagawa, T. Fujii, S. Takahashi, H. Fukuda, A. Yamadori, "Human cerebellum plays an important role in memory-timed finger movement: An fMRI study", Journal of Neurophysiology, vol.83, no.2, pp.1079-1087, Feb. 2000.
- [2] R. Kawashima, S. Imaizumi, K. Mori, K. Okada, R. Goto, S. Kiritani, A. Ogawa, H. Fukuda, "Selective visual and auditory attention toward utterances - A PET study", Neuroimage, vol.10, no.2, pp.209-215, Aug. 1999.
- [3] R. Kawashima, J. Tanji, K. Okada, M. Sugiura, K. Sato, S. Kinomura, K. Inoue, A. Ogawa, H. Fukuda, "Oculomotor sequence learning - A positron emission tomography study", Experimental Brain Research, vol.122, no.1, pp.1-8, Sep. 1998.
- [4] 渡部彰一郎, 三浦直樹, 志田和人, 川添良幸, 清水俊夫, "直交関数展開等を利用した医用画像のモデル化", 情処学数理モデルと問題解決研報, Vol.99, No.76, pp.17-19, Sep. 1999.
- [5] Arthur W. Toga, John C. Mazziotta, "Brain Mapping", Academic Press, 1996.
- [6] David E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning", Addison-Wesley, 1989.
- [7] Randy L. Haupt, Sue Ellen Haupt, "Practical Genetic Algorithms", John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- [8] Melanie Mitchell, "An Introduction to Genetic Algorithms", The MIT Press, 1996.