

進化的計算による3次元曲面の最適メッシュ生成

藤原 義久^{†,††} 澤井 秀文[†]

顔表面の3次元画像を三角形メッシュにより近似する問題に進化的計算を用いる。限られた数のノードを、元の曲面をできるだけ正確に近似し配置することが問題である。1つの三角形分割内の各三角形の誤差に応じてそのノードを淘汰・増殖する方法と、複数の異なる三角形分割を集団と見なす遺伝的アルゴリズムの2つの進化的アルゴリズムを適用してそれらの比較検討を行う。さらに時間的に変化する顔の表面に適応的に再配置を行うことに前者の方法を適用する。この問題と同種の他分野の近似問題においても、本論文で提案する進化的アルゴリズムの有用性が期待される。

Mesh Optimization of 3D Surface by Evolutionary Computation

YOSHI FUJIWARA^{†,††} and HIDEFUMI SAWAI[†]

We use evolutionary computation to approximate a human facial 3D image by a triangular mesh. The approximation problem is to locate a limited number of the node points in such a way that the mesh approximates the facial surface as well as possible. Two evolutionary algorithms are considered and compared. One algorithm selects and reproduces node points according to the approximation error of each triangle in a single triangulation. The other is genetic algorithm in which a set of different triangulations is regarded as a population. We also use the former algorithm to adapt the mesh to a changing facial expression. We expect that such evolutionary computation can be used in other engineering fields that share a similar approximation problem.

1. まえがき

物体の表面や地形の起伏などを観測したデータからなる曲面を、より少ないデータ点でできるだけよく近似することがしばしば問題になる。本研究で扱う顔の3次元画像はその一例である。顔の表面を三角形メッシュで表現するとき、どのようにメッシュを配置し構成すれば限られた数のメッシュ点でも顔の表面をうまく近似して表すことができるのかという問題を考える。この問題は、コンピュータグラフィックス(CG)における処理はもちろんのこと、データ圧縮や顔の表情の特徴抽出のための前処理として重要である。

この種の問題はCGの分野で古くから研究されてきたが、曲面の近似問題として取り扱っている研究は比較的少ない(文献1)を参照)。最近 wavelet を用いた多重解像度解析を用いた手法により、任意の形状の表面を必要な解像度の補間曲面の組合せとして曲面を近似する研究が実用化されてきている²⁾。しかしながら、

どのような補間曲面を選ぶかということは、対象として扱うデータ曲面の局所的な変化の特徴に依存している。我々はデータ曲面の局所的な変化に対する知識をできるだけ必要とせず、計算コストも比較的少ない方法として進化的計算アルゴリズムを2つ提案し、比較検討する。

顔の3次元画像データでは、額や頬のように滑らかな表面を持つ部分には荒くメッシュを張り、鼻や唇のような曲率の高い部分には細かなメッシュを張る必要がある。配置すべき点の数が元のデータ点の数より少なく限られているので、点をうまく配置する必要がある。結局、いかにして元のデータ点を取捨選択して、限られた数のデータで画像を近似良く再構成するかということになる。さらに顔の表情が変化する場合には、3次元画像が時間とともに変わっていくときにも、それに追従できるようにメッシュの再配置を適応的に行えるようにしたい。進化的な計算がこの種の問題に対して有効である点はこの適応性にあると考える。

顔の3次元画像の再構成と表情変化への適応の問題の本質的な部分は関数近似である。特に時間的に変化する環境状況の下での、施設配置問題やデータ観測点の最適配置などの問題に応用が可能であろう。このよ

[†] 郵政省通信総合研究所関西支所知覚機構研究室

Auditory and Visual Informatics Section, KARC, CRL

^{††} 科学技術庁特別研究員

JST Domestic Research Fellow

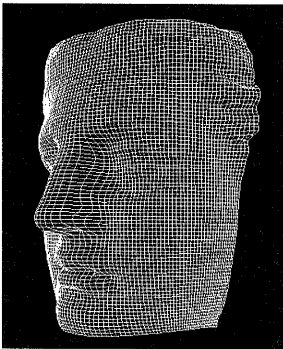


図1 3次元顔画像(ビーナス像)
Fig.1 3D face image (Venus figure).

うなあまり進化的計算の応用されてこなかった分野への応用が期待され、この点は本研究の動機の1つでもある。

2. 3次元顔画像と近似手法

2次元平面上に与えられた曲面を考える。曲面を $f: (x, y) \in R^2 \mapsto z \in R$ で表す。 $z = f(x, y)$ は、物体の表面の一部や地形の起伏などのスカラー値の空間分布を表す観測データとする。2次元平面上の格子点 (x, y) 上でのみデータ z が与えられているとする(任意の離散点でも以下と同様に議論可能である)。与えられた格子点数を x, y 方向それぞれに N_x, N_y とし、観測点の総数を $N = N_x \times N_y$ と表す。

本研究で対象とする3次元顔画像は、石膏像の頭部からデジタルスキャンして得られた。データは円筒座標系で次のように表される。 (ρ, θ, ζ) を標準的な円筒座標系とし、 $\rho = 0$ 軸を頭部の中心鉛直軸とする。座標 (ρ, θ, ζ) で与えられた点の全体は円筒上の格子点を形成する。実際のデータは $d\theta = 2\pi/256$ rad と $d\zeta = 2.4$ mm の高い精度で与えられている。顔の各部位の特徴に着目するために、石膏像の顔の部分だけを取り出した。その結果、データ点は θ 方向に97点、 ζ 方向に86点であり、全データ数は $N = 8342$ である。図1にそのデータを示す。図からも分かるように、顔は、目のくぼみや鼻の稜線や唇近くの小さな起伏のような曲がった部分と、額や頬のような比較的なめらかな部分を持っている。

$x = \theta, y = \zeta, z = \rho$ として顔の表面を2次元平面上に展開することにより、2次元平面上の曲面と見なし取り扱う(図2参照)。

さて、元の観測データの表す曲面を、全データ数 N より少ない、限られた n 個の点をうまく配置することによって多角形メッシュの面で近似したい。このと

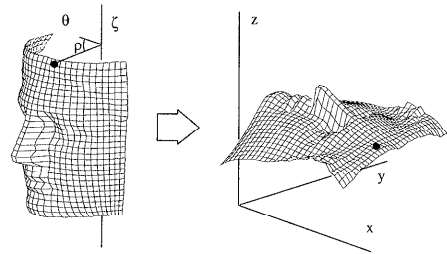


図2 R^2 への顔表面の展開
Fig.2 Spreading the facial surface over R^2 .

きに近似面をどのように構成するかが問題となるが、本稿では以下のようにデータの特徴を生かした曲面近似の方法を用いる。

データの特徴 上述の顔画像のように、観測データ z が十分な精度で測定されており、そのデータを尊重したい。すなわち近似曲面が、点の配置された各格子点 (x, y) 上ではデータ点 $z(x, y)$ を通るようにしたい。

曲面の近似 n 個の点を3次元空間 (x, y, z) に配置し、その多角形メッシュを構成して元の曲面を近似するには、配置点の間のメッシュ面をどのように構成するか、すなわち補間をどのように行うかということが問題となる。一般には、曲面のモデルを利用した補間曲面を用い、また (x, y, z) の位置を何ら制限せずに点を配置することが考えられる。しかし我々はそのようなモデルを仮定せず、次の補間方法を用いた。

- (1) (x, y) 方向にはデータの与えられた格子点上でのみ配置し、その点では z 方向に観測データの値を用いる。
- (2) 各配置点間の補間面は平面で与える(線形近似)。
- (2)に必要な多角形メッシュには次の Delaunay 三角形分割を用いる。

多角形メッシュの生成 平面上の点の分布が与えられたとき、よく知られた Voronoi 図^{*}を作成することができる。Delaunay 三角形分割はその双対グラフ、すなわち隣り合う Voronoi 領域に対して、対応する母点を結ぶことにより得られる平面の分割である(図3を参照。正確な定義とその性質については文献3), 4)を参照されたい)。一般にある点分布が与えられたとき、その三角形分割は複数の異なるやり

^{*} 平面上の有限個の点(母点という)の分布が与えられたとき、各母点に対して、その点までの距離が他の点の距離より小さいような平面上の点からなる凸多角形領域(Voronoi 領域)による平面の分割を、それら母点に対する Voronoi 図という。

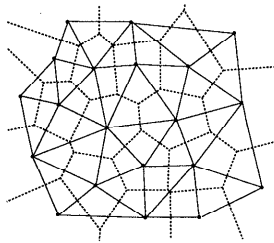


図3 Delaunay 三角形分割
Fig. 3 Delaunay triangulation.

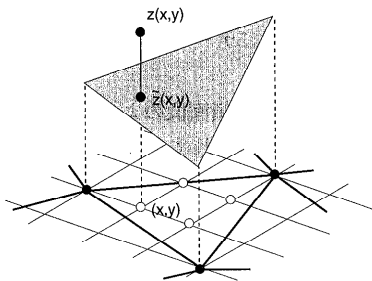


図4 誤差の評価
Fig. 4 Error evaluation.

方で構成できる。そのうち Delaunay 分割は、小さな内角を持つ細長い三角形が現れにくいという性質を持ち（最小角最大性）、この性質によりデータ補間に広く利用されている。我々は曲面の局所的な曲がり具合の特徴について特に仮定しないため、この Delaunay 三角形分割を最も補間に適した三角形メッシュとして採用する。このようにして、以下に述べる方法で分布させた点をノードとする Delaunay 三角形分割を構成し、各点を z 方向にデータ点まで持ち上げて三角形メッシュ面を作る（後述の図4を参照）。

3. 曲面の近似誤差の評価

前章をまとめると、格子に与えられた N 個の全データ点から n 個の格子点を選び出し、それにより得られる 2 次元 Delaunay 三角形分割から 3 次元メッシュを構成することにより、それを近似曲面とする。

この際の近似誤差の評価を以下のように行う。2 次元平面 R^2 上の点の配置を P_n 、それにより生成される 2 次元 Delaunay 三角形分割で得られるすべての三角形の集合を $D(P_n)$ と表す。

我々は 2 章で述べたデータの特徴から、観測データによって与えられる元の曲面と近似面との誤差を以下のように離散点で評価することが自然であると考えて、それを用いた（図4参照）。

各 Delaunay 三角形 $T_i \in D(P_n)$ はその内部に、まったく点の配置されていない格子点を持ちうる（図4の白丸点）。そのような各格子点 (x, y) に対してユークリッド距離

$$d_i \equiv \|z(x, y) - \tilde{z}_i(x, y)\|, \quad (1)$$

を計算する。ここで $\tilde{z}_i(x, y)$ は、三角形 T_i の 3 つの頂点の高さ（元の観測データ）から線形補間で得られた点 (x, y) での補間値である（2 章で述べた顔画像の場合、円筒座標を用いることによる微小体積要素の補正 $\rho dp d\theta d\phi$ を考慮する）。

T_i に対する誤差 e_i を T_i 内部の格子点 P すべてについて、上の距離の 2 乗の和で定義する：

$$e_i \equiv \sum_{P \in T_i} d_i^2. \quad (2)$$

そして全体の誤差を、三角形分割のすべての三角形についての和

$$e \equiv \sum_{T_i \in D(P_n)} e_i. \quad (3)$$

によって定義し、これによって近似曲面である三角形メッシュと元のデータ曲面の誤差の評価に用いる。

4. 進化的計算アルゴリズム

1 つの三角形分割を個体としてとらえ、その集団を進化させる遺伝的アルゴリズムと、1 つの三角形分割内の配置点を集団として見なしそれに対して淘汰増殖を行う 2 つの進化的計算アルゴリズムを提案する。

4.1 遺伝的アルゴリズム (GA)

2 次元平面上の n 個の点の配置 P_n を遺伝子型としてコーディングする。すなわち各遺伝子座は配置点の位置 $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)$ を表し、

$$P_n = \{\mathbf{x}_i | i = 1, \dots, n\} \quad (4)$$

である。ただし $\mathbf{x}_i \neq \mathbf{x}_j$ ($i \neq j$) を要請することにより、各遺伝子座は別々の点を表すものとする。当然観測データの与えられた領域内で点を配置するので、 $0 \leq x_i < N_x$ かつ $0 \leq y_i < N_y$ である。この領域の 4 隅には必ず点を配置し、それらは突然変異を受けないとして、生成される三角形メッシュの形を元の領域の形に保つ。

表現型はその Delaunay 三角形分割 $D(P_n)$ とする。その三角形メッシュと元の観測データ面の誤差 e (式 (3)) を適応度として、これを最小化する。集団サイズを M で表す。

遺伝的アルゴリズム⁵⁾における集団の初期化、選択方式、遺伝的操作、終了条件は以下のものを用いた。

集団の初期化は M 個の個体それぞれに対し、ランダムに点の配置を与えることにより行う。このとき、

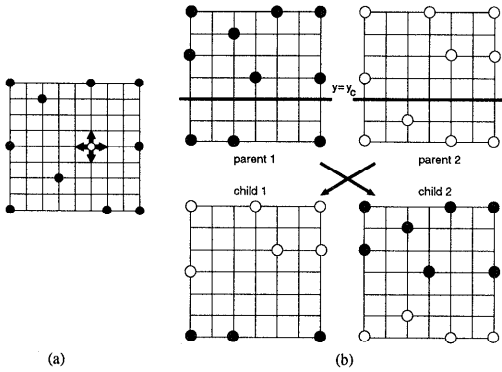


図5 (a) 突然変異, (b) 交叉 (水平方向の場合)

Fig.5 (a) Mutation, (b) Crossover (horizontal case).

$\sqrt{n}/2$ 程度の数 \star の点を領域の境界の辺に配置する。

選択方式は、式(3)で与えられる適応度の大きな(近似誤差の小さな)順に個体をランク付けし、それに対して打ち切り選択を行う。すなわちその上位 $frac$ の割合を選択しそれらを増殖させ、下位 $frac$ 以下の個体は淘汰する。これは、実験により他の確率的な選択方式(ランク選択やルーレット選択)に比べ、決定論的にかつ淘汰圧の強い方式が良いことが分かったためである。そのときでもある程度の多様性は以下に述べる交叉によってもたらされる。また、最良解1個体に対しては遺伝的オペレーターを施さないエリート保存戦略を用いた。終了条件は、最良個体の適応度にもはや改良がもたらされなくなる時点で満たされるものとした。

用いた遺伝的オペレーターは以下のようなものである(図5を参照)。

突然変異 各個体遺伝子の遺伝子座ごとに、すなわち配置点ごとに突然変異率 p_m で、格子点最近傍のどれかの点にランダムに移動させる(図5(a)). $(x_i, y_i) \rightarrow (x_i \pm 1, y_i \pm 1)$.

交叉 集団中からランダムに選ばれた2親から2子を次のような2次元平面での交叉⁶⁾により行う。水平方向垂直方向いずれかをランダムに選び、その方向からランダムに交叉線を与える。たとえば、水平方向に $y = y_c$ を交叉線として選んだとすれば、1つの子は2親1, 2の遺伝子のうち、 $y_i^1 \geq y_c, y_i^2 < y_c$ をみたすものを受け継ぎ、他の子は $y_i^2 \geq y_c, y_i^1 < y_c$ をみたすものを受け継ぐ(図5(b)). この操作を m 回繰り返す。このステップで各個体あたり平均 $p_c = 2m/M$ 回相当の交叉を受けることになる。以

降 p_c を交叉率とよぶことにする。

交叉操作により作られる子個体は一般に遺伝子長が n より長くなったり短くなったりしてしまう(図5(b)). n を変化させると誤差評価による比較を行うことができない。ここでは、交叉操作によって遺伝子長が長くなった場合には、ランダムに遺伝子を選んで削除し、また短くなった場合には新しい配置点を追加して遺伝子長を n とする、という操作を行う。この操作がもたらすものは上で述べた突然変異における局所的な点の移動ではなく、ランダムな点の削除と追加である。

4.2 三角形分割を集団とする淘汰増殖アルゴリズム

4.1節のGAでは、三角形メッシュを個体と見なし、その集団に対して淘汰を行った。一方、1つの三角形分割を与える点の集合を集団としてとらえ、それに対する淘汰増殖を考える視点も可能である。

以下のアルゴリズム⁷⁾は、各々の配置点 P_n が、その近接する他の配置点と形成するDelaunay三角形の持つ誤差をもとに評価され、淘汰増殖を行う。

0 2次元面上 N 個の格子点から n 個の点をランダムに配置する。

1 それらの点の配置 P_n に対する Delaunay 三角形分割 $D(P_n)$ を行う。

2 得られた Delaunay 三角形の集団 $\{T_i \in D(P_n)\}$ を考える。個々の三角形の持つ誤差 e_i を式(2)で計算し、それをこれ以降の、配置点の選択と増殖の基準とする。

3 選択淘汰 誤差の小さい三角形から順に選択する。各々の三角形の3つの頂点の1つをランダムにかつ同一点を削除しないように除去する。このようにして淘汰される点の総数を $0 < \lambda < 1$ のパラメータを用いて $\lambda \times n$ とする。

4 増殖 誤差の大きい三角形から順に選択する。各々の三角形の重心に新しい点を生み出す。このようにして増殖される点の総数を $\lambda \times n$ とする。

5 ステップ3と4で再配置された点の分布に対して再び、ステップ1から繰り返す。Delaunay 三角形の誤差の合計をモニターし、改善が見られなくなったところで計算を終了する。

3次元面の曲率の比較的高いところでは線形近似が困難であり、Delaunay 三角形分割による誤差が大きい。一方、逆になめらかな部分については線形近似で十分であるので、三角形の持つ誤差は相対的に小さい。たとえば、図6(a)にあるように、不必要に細かく配置された中央のノード(白丸点)は相対的に多くの細かな三角形に囲まれているので、ステップ3での淘汰を受ける確率が高い。一方図6(b)のようにメッシュ

\star これは次元解析的な数にすぎないが、ランダムに配置しかつ境界の形状(長方形)を崩さないために十分であると考えられる。

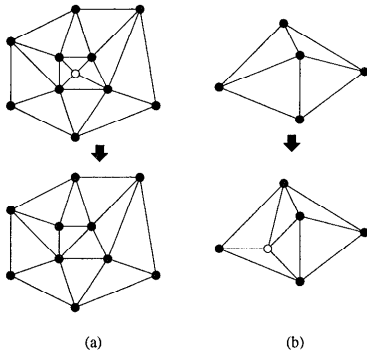


図6 (a) 淘汰, (b) 増殖
Fig. 6 (a) Decimation, (b) Reproduction.

を細かくする必要がある部分にはその重心点に（正確にはそれに最近接する格子点に）点を配置する．パラメータ λ は淘汰と増殖の数を決める．

5. シミュレーション

以下の予備実験・顔画像データとも、用いた格子点は $N_x = 97$, $N_y = 86$ であり、全格子点 $N = 8342$ に対して配置点 $n = 1000$ とする．

5.1 予備実験

図7(a)のテストデータ：

$$z = \sin(x \cdot y), \quad (0 \leq x, y \leq \pi) \quad (5)$$

に対して予備の実験を行い、2つのアルゴリズムのパラメータ範囲を調節した．

まず曲面の曲率の大きさに比例して確率的に点を配置する単純な方法では、ランダム配置に比べて近似誤差を90%以下にさえることが困難であることをあらかじめ確かめた．

次にGAの場合、個体数 $M = 100$ とし、打ち切り選択の割合 $frac$ 、突然変異率 p_m 、交叉率 p_c の異なるパラメータに対して、 $frac = 0.1 \sim 0.5$, $p_m = 0.0 \sim 0.1$, $p_c = 0.25 \sim 10.0$ の範囲で実験を行った．その結果、打ち切り選択の割合を $frac = 0.5$ とし、選択圧をかなり強くしたうえで、交叉率を $p_c = 1.0$ と各世代ごとの交叉を受ける確率を設定した．突然変異のもたらす局所的な点の再配置は p_m が小さい限りあまり有効に働かないことが分かり、 $p_m = 0$ とした．一方、4.1節で述べたように、遺伝子長 n を一定とするためのランダムな点の追加と削除を行っており、これは局所的突然変異でも交叉方法でもない方法で、いわば大域的な突然変異を行っていると考えることができる．

一方、淘汰増殖アルゴリズムでは、 λ を $\lambda = 0.01 \sim 0.1$ の範囲で実験を行い、ほぼ同じ近似誤差を得た．

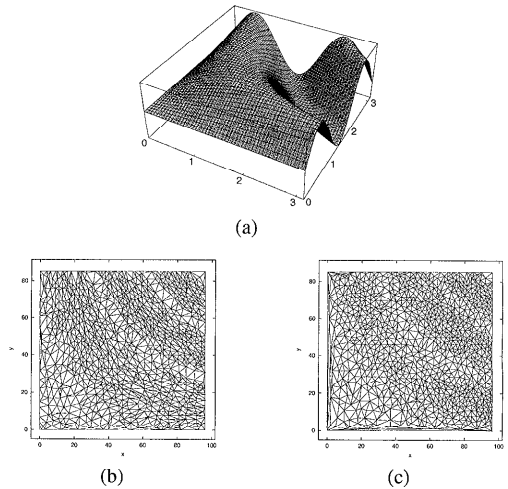


図7 (a) テストデータ, (b) GAによる点配置, (c) 淘汰増殖による点配置

Fig. 7 (a) Test data, (b) Point location by GA, (c) Point location by selection-reproduction.

以下では $\lambda = 0.04$ と固定することにする．

図7にこれらの方法で得られた点配置を描く．同図(b)がGAによる最終的(2000世代)に得られた最小誤差の、(c)が淘汰増殖による最終(30世代)の点配置である．テストデータ曲面の、曲率の大きな部分と小さな部分に点がバランス良く再配置されていることが分かる(誤差の減少変化は次の顔画像で述べる)．

5.2 静的な顔画像への適用

2章で与えた顔画像に2つのアルゴリズムを適用した．近似誤差、計算量、点の配置分布について、2つのアルゴリズムは以下のような相補的な特徴を持つことが分かった．

図8に誤差の世代ごとの変化を示す．同図(a)はGAの場合の最良個体の誤差を、(b)は淘汰増殖による40回の実験の誤差の平均値と標準偏差をそれぞれプロットした．収束する世代は、(a)では約1200世代であるのに比べ(b)では約30世代である．実際の計算時間は、通常のWS(Sun Ultra Sparc 1, 200 MHz)で1世代あたり、(b)が約0.5 secであり、(a)はその約集団数倍となる．したがって、収束に要する時間を比較すると、(a)が約16時間、(b)が15秒ほどとなる．これは計算コストが各個体の誤差評価のみにほとんど依存していることによる．次に述べるような動的に変化する曲面への追従には、淘汰増殖アルゴリズムが適している．

一方、収束段階における近似誤差はGAの方が優れている(初期誤差を1として、収束したときの誤差が約0.30である)．これはGAの交叉操作が、(エリート

を保存しながら) つねに探索を試みることによる。一方の淘汰増殖アルゴリズムでは、分布が淘汰と増殖についてほぼ定常になったところで探索を終了する(初期誤差を1として、収束したときの誤差が約0.40である)。計算時間を問題にせず、できるだけ正確に近似面を構成したい場合にはGAによる最適化が有効で

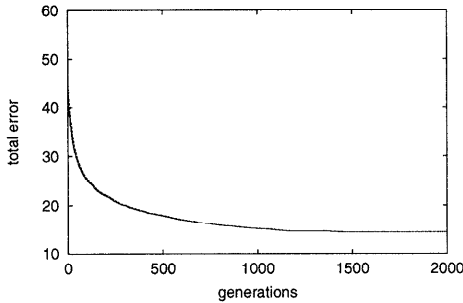
ある。

次に図9に収束後に得られる点配置とその三角形分割を示す。両方とも、目、鼻、口のまわりの特徴がメッシュの細かい点配置によって、また額や頬はメッシュの粗い点配置で現れている。(c)では、増殖のアルゴリズムが新しい点を各三角形の重心に生成するので、バランスの良い点配置が得られる。同図(b)と(d)には各々(a)と(c)から再構成した3次元画像を示した。

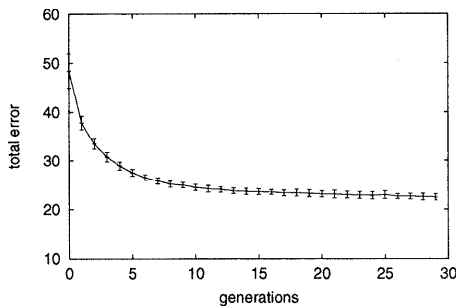
しかしながら、線形近似では補間しにくい部分に点を再配置するとき、曲率の高さに応じて方向性を持って行うことが必要である。たとえば、鼻の稜線の両側では、鼻に沿った方向の曲率は比較的小さいがそれと直交する方向には曲率が高い。したがって、曲率の高い方向にはより多くの点をできるだけ配置して誤差をより下げることが可能である。実際、GAによる交叉操作によりそのような方向性を持った点配置が行われ、その結果として比較的細長い三角形分割が同図(a),(b)に見られる。そしてこのことがGAによるアルゴリズムがより誤差を少なくできる理由となっている。これに対して、淘汰増殖アルゴリズムでは比較的等方的に再配置が増殖により行われる。

5.3 動的な表情変化への適応

さらに、各々のノード (x, y, z) に対して格子形状を



(a)



(b)

図8 (a) GAによる世代ごとの誤差の変化(最良個体に対する), (b) 淘汰増殖による世代ごとの誤差の変化(40回の実験の平均と標準偏差)

Fig. 8 (a) Generational error change in GA (for best individual), (b) Generational error change in selection-reproduction (average and standard deviation over 40 runs).



図10 元の顔データと変化した顔データ
Fig. 10 The original face and the smiling facial data.

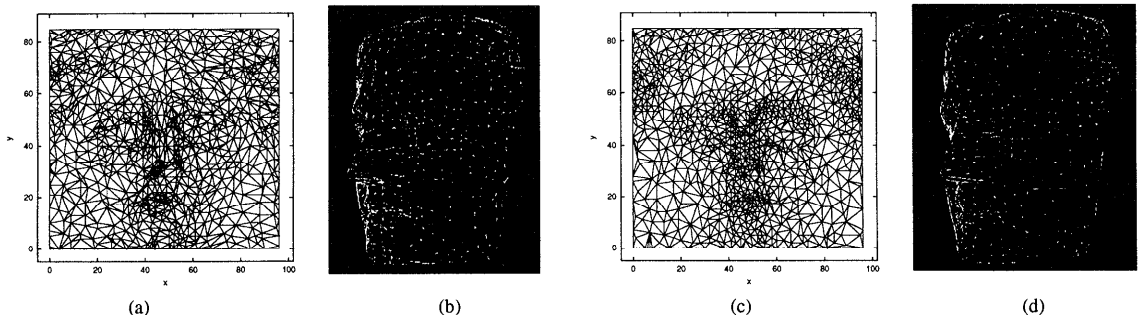


図9 (a) GAによる正面顔の点配置, (b) (a)からの3次元再構成, (c) 淘汰増殖による正面顔の点配置, (d) (c)からの3次元再構成

Fig. 9 (a) Point location by GA, (b) 3D reconstruction by (a), (c) Point location by selection-reproduction, (d) 3D reconstruction by (c).

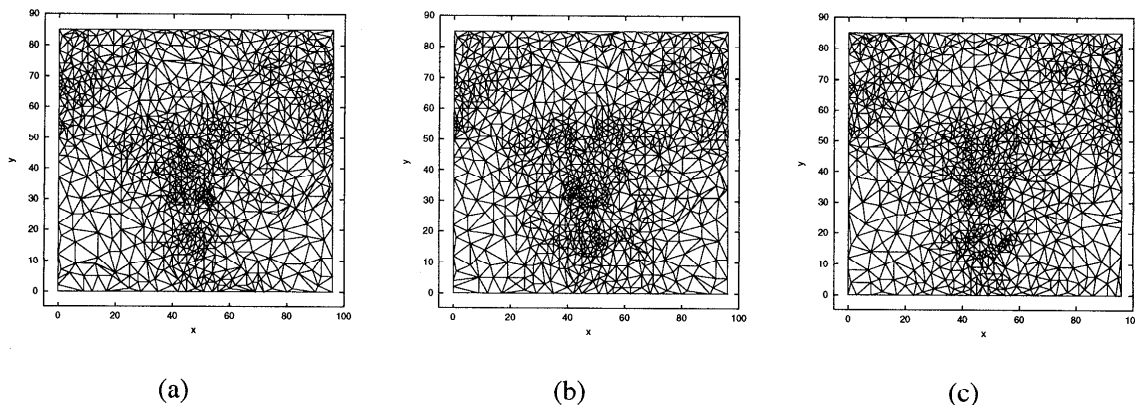


図 11 (a) 表情変化直前, (b) 次の表情変化直前, (c) 元の顔への回復
 Fig. 11 (a) Before facial change, (b) After facial change, (c) Restoration to the original face.

保ったまま \approx 座標点を変化させることにより, 時間的に変化する顔の 3 次元データを人工的に作り, 表情変化に対する追従性を調べた. 図 10 はこのようにして作った顔の表情変化の 3 次元画像である. この操作により, 口を少し上向きに広げると同時に, 口の両側にしわを形成させた. これら以外の部分については, これらにともなう細かな変化を除いて顔の表面データを変化させないようにした. ここでは計算コストの少ない, 淘汰・増殖を用いたアルゴリズムを用いて, このような曲面の局所的な時間的な変化にうまく追従できるかを調べた.

手順としてまず元の顔画像から始め, 近似誤差がほぼ安定したところまで計算を行う. 30 世代目において, 顔の表情を上のように変化させる. その後 60 世代まで計算を続け, 60 世代目において顔の表情を元に戻した. 最終的に 90 世代目まで計算を行った.

図 11 に, 最初の表情変化直前, 2 番目の表情変化の直前, 最終の 90 世代目の三角形分割を各々示した. 微笑の顔の曲面に適応した (b) では, 上向きの口の広がりとその両側のしわ部分にバランス良く点が再配置されていることが分かる. また最終の配置 (c) は, 元の笑っていない顔画像に対応した配置にほぼ回復していることが分かる. 90 世代までの世代ごとの誤差変化を, 40 回の実験についてのその平均と標準偏差を図 12 に示した. 30 世代まででほぼ収束した配置は, 表情変化によって局所的に再配置する必要があるため, 30 世代では誤差が増加する. しかし, 額や鼻などのようにすでに配置された部分は大きく変化させる必要がないので, 変化した口のまわりでの再配置によりすばやく適応することができる. 60 世代で元の顔画像に戻したときには, 再配置されたものをもう一度再配置するようなやり方で適応している. このようにして

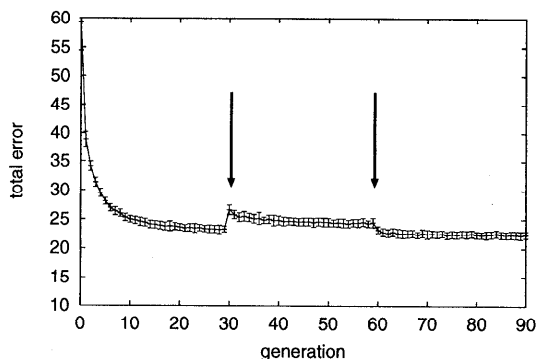


図 12 30 世代で表情を変化させて 60 世代でもとに戻したときの, 世代ごとの誤差の変化 (40 回の実験の平均と標準偏差)
 Fig. 12 Generational error change for facial change at 30th generation and restoration at 60th generation.

表情変化への追従は数世代ですばやく行われることを確かめた.

6. む す び

本稿では, 顔の 3 次元画像の三角形メッシュによる近似問題に進化的計算アルゴリズムを適用した. 1 つの三角形メッシュ全体を個体としてとらえ, その集団を進化させる遺伝的アルゴリズムと, 1 つの三角形分割における配置点の集合を集団としてみる 2 つの視点からそれぞれの実装を行った. 計算機実験により, 静的な顔画像だけでなく表情を変化させる顔の曲面にも適応的に近似点を再配置できることを確認した. それらの比較検討を近似誤差と計算量の観点から比較し, 互いに相補的に利用可能であることを示した.

このような物体表面や観測データからなる曲面をより少ないデータ点でできるだけよく近似するこの種の関数近似問題は様々な工学の分野で現れる. 特に時間的に変化する環境状況の下での適応が問題になる. た

例えば、都市工学における施設配置問題^{3),8)}や気象や地形などのデータ観測点の最適配置において、環境や近似すべき関数が時間的に変動する場合、上で述べたような進化的アルゴリズムは有用であろう。今後、このような分野への適用も期待している。

今後の課題として、GAにおける遺伝的操作の改良や淘汰増殖アルゴリズムとのハイブリット化や、上のような異なる問題での応用を検討している。たとえば、淘汰増殖アルゴリズムと同じような手法がコンピュータグラフィックスの分野では様々な形で使われている(たとえば文献9)~11))。そのような手法の多くは、近似すべき面の局所的な滑らかさの程度をあらかじめ仮定していたり、計算量が少なくないなどの点で本論文での手法と異なっている。しかしながら、これらの分野で有効な手法を取り入れたり、さらに与えられたデータ面の滑らかさについての事前的な知識をあらかじめ仮定することにより、たとえば、淘汰増殖アルゴリズムを改良してその束束性をさらに向上させる可能性も考えられる。

謝辞 施設配置問題と面近似問題についての文献をご教示いただいた東京大学の杉原厚吉教授および南山大学の鈴木敦夫助教授に深く感謝する。また知覚機構研究室の前川聡博士には論文について有益なコメントをいただいた。

参考文献

- 1) Margaliot, M. and Gostman, C.: Approximation of Smooth Surfaces and Adaptive Sampling by Piecewise-linear Interpolants, *Computer Graphics*, Earnshaw, R. and Vince, J. (Eds.), Academic Press (1995).
- 2) Lounsbery, M., DeRose, T.D. and Warren, J.: Multiresolution Analysis for Surfaces of Arbitrary Topological Type, *ACM Trans. Graphics*, Vol.16, pp.34-73 (1997).
- 3) Okabe, A., Boots, B. and Sugihara, K.: *Spatial Tesselations - Concepts and Applications of Voronoi Diagrams*, John Wiley & Sons (1992).
- 4) 杉原厚吉: 計算幾何工学, 培風館 (1994).
- 5) Goldberg, D.E.: Genetic Algorithms in Search, *Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley (1989).
- 6) 高津, 澤井, 渡辺, 米山: 画像のペイズ復元への遺伝的アルゴリズムの適用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J77-D-II, pp.1-10 (1994).
- 7) Fujiwara, Y. and Sawai, H.: Evolutionary Computation Applied to 3D Image Reconstruction, *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Indianapolis (1997).

- 8) Suzuki, A. and Okabe, A.: Using Voronoi Diagrams, *Facility Location - A Survey of Applications and Methods*, Drezner, Z. (Ed.), Springer Series in Operations Research.
- 9) Turk, G.: Re-Tiling Polygonal Surfaces, *Computer Graphics*, Vol.26, pp.55-64 (1992).
- 10) Schroeder, W.J., Zarge, J.A. and Lorensen, W.E.: Decimation of Triangle Meshes, *Computer Graphics* Vol.26, pp.65-70 (1992).
- 11) Hoppe, H., DeRose, T., Duchamp, T., McDonald, J. and Stuetzle, W.: Mesh Optimization, *Computer Graphics, Proc. Annual Conference Series*, pp.19-26 (1993).

(平成 10 年 5 月 11 日受付)

(平成 11 年 2 月 8 日採録)



藤原 義久

昭和 39 年生。東京工業大学理工学研究科物理学専攻博士課程修了。日本学術振興会特別研究員, 非常勤講師として京都大学, 大阪工業大学等で理論物理学の研究に従事。平成 8 年 10 月より科学技術庁特別研究員として郵政省通信総合研究所関西先端研究センター知覚機構研究室において進化機構や学習の情報処理への応用とその理論的研究に従事。理学博士。日本物理学会会員。



澤井 秀文 (正会員)

昭和 52 年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。昭和 57 年同大学院博士課程修了。昭和 58 年(株)リコー入社。昭和 63 年~平成 3 年 ATR 自動翻訳電話研究所主任研究員。この間、平成元年~2 年カーネギーメロン大学機械翻訳研究所客員研究員。平成 7 年郵政省通信総合研究所入所。現在、同所関西先端研究センター知覚機構研究室長。工学博士。平成 3 年~7 年 本学会誌編集委員, ICSP'94, WCCI'94, ICGA'95, NNSP'96, ALIFE-V'96 等の国際会議のプログラム委員/運営委員, 京都賞選考委員('97)を歴任。生物の脳機能や進化機構に学ぶ情報処理パラダイムの基礎研究に従事。電子情報通信学会, 人工知能学会, 日本神経回路学会, 人工生命研究会, IEEE Speech Processing Society, Neural Network Council 各会員。