

距離データの分布関数モデル表現に関する研究

村木 茂

電子技術総合研究所

近年、コンピュータビジョンの分野において、レンジファインダ等によって得られる距離画像に簡単なプリミティブを当てはめ、3次元構造の記号的記述を得ようとする試みが数多くなされている。本稿では、3次元物体を表現するプリミティブとしてガウス分布の形のポテンシャル分布を持つ分布関数(アトムと呼ぶ)を用い、複数のアトムが作る等ポテンシャル面で物体を記述する。与えられた距離画像に最もよく当てはまるアトムの配置を決定する問題は非線形連立問題になり、解析的に解くことができない。本稿では、最初に一つのアトムを距離データに整合させ、それを整合が良くなるように繰り返し分裂させることによって、複数のアトムによる物体の記述を得る手法を提案する。本手法を人間の顔の距離画像に適用し、良好な結果を得た。

Distribution Function Modeling for the Expression of Range Data

Shigeru MURAKI

Electrotechnical Laboratory

1-1-4 Umezono, Tsukuba, Ibaraki 305, Japan

Resently in the field of computer vision, there had been many attempts to obtain a symbolic representation of an object by fitting simple primitives to the range data of the object. In this paper, we use distribution functions of Gaussian shape(we call them atoms) as the primitives and express the object in terms of the equal potential surface which is generated from the atoms. The parameters of the atoms are found by minimizing the defference between the equal potential surface and the range data. This is a nonlinear problem which cannot be solved by analytical teckniques. We initially find the best atom which fits to the range data and then divide it into two atoms so as to increase the fitness. Continuing this procedure, the object can be expressed by the equal potential surface which is produced by many atoms. We have successfully applied this method to a range data of human face and show typical results.

1. はじめに

視覚イメージを計算機で理解しようとするコンピュータビジョンにおいては、その早期処理として観察者からの奥行き情報を抽出することが課題となっている。このような情報は、ステレオマッチングやオプティカルフロー等によって、複数の画像の対比により求められたり、レンジファインダのようなアクティブセンサーによる三角測量によって求められたりする。しかし、このようにして距離データを得ただけでは視覚イメージを理解したことにはならないので、それを人工知能で扱えるような記号の情報に変換する必要がある。近年、距離データに超2次曲面などの簡単なプリミティブを当てはめ、物体形状に関する記号的記述を得ようとする研究が数多く行なわれている^{1)~6)}。しかし、このようなモデルは表現力に乏しく、また距離データのどの部分に一つのプリミティブを当てはめるかといった、セグメンテーションの問題もある。

近年、コンピュータグラフィックス（以下CGと記す。）の分野で、複雑な曲面を陰関数の形で表現する手法が注目を集めている。陰関数で表現する長所は、複雑な物体をわずかな情報で記述できる点である。例えば、球を表現したい場合、多角形で近似すると数千~数万ポリゴンのデータが必要になるのに対して、陰関数で表現すれば、中心の座標3つと半径の4つのパラメータを指定するだけでよい。関数型を工夫すれば、人体のような丸みのある滑らかな形状を、わずかな情報量で記述することもできる。しかし陰関数によるモデリングは非常に難しく、この方法でリアルな物体を表現できるのは特殊な技能を持った芸術家に限られている。

本研究の目的は、距離データから自動的に3次元曲面の陰関数記述を得ることである。ここで用いる表現法では、複雑な3次元曲面が、ガウス分布の形のポテンシャルを持つ分布関数（以下、アトムと記す。）によって作られる等ポテンシャル面として表現される。与えられた距離画像と等ポテンシャル面のずれが最小になるように各々のアトムのパラメータを決定することによって、物体の陰関数表現が得られる。

以下では、分布関数モデリングの原理と、その距離画像への当てはめ法について説明し、最後に人間の顔の距離画像への適用例を示す。

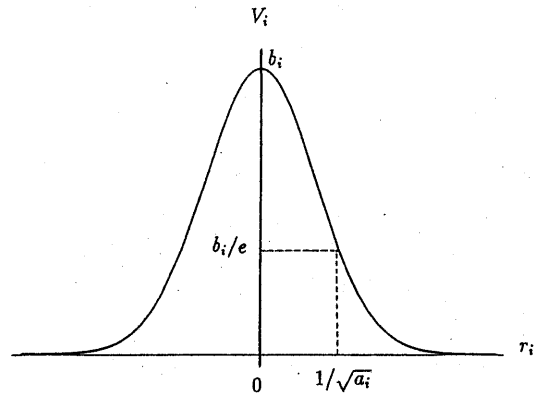


図1: 分布関数のかたち

2. 分布関数によるモデリング

Blinn は、ガウス分布の形のポテンシャルを持つアトムを適当な位置に配置し、それらが作る等ポテンシャル面で複雑な物体を記述する方法を提案した⁷⁾。点 (x_i, y_i, z_i) にあるアトムが点 (x, y, z) に作るポテンシャルは、

$$V_i(x, y, z) = b_i \exp(-a_i r_i^2) \quad (1)$$

のようにガウス分布の形で表される。ここで、 r_i は点 (x_i, y_i, z_i) と点 (x, y, z) の間の距離で、

$$r_i = \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2} \quad (2)$$

と表される。図1に r_i と V_i の関係を示す。 $a_i (> 0)$ は分布関数の幅に関するパラメータで、 b_i は高さに関するパラメータである。 a_i, b_i を変化させることによって、アトムの性質を様々に変化させることができる。複数のアトムを適当に配置することによって、様々な形のポテンシャル場が作られ、その等ポテンシャル面は複雑な形を描く。(1)式より、N個のアトムが点 (x, y, z) に作るポテンシャルは

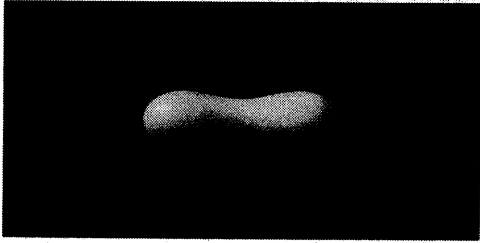
$$V(x, y, z) = \sum_{i=1}^N b_i \exp(-a_i r_i^2) \quad (3)$$

となる。したがって、値 $T (> 0)$ の等ポテンシャル面は

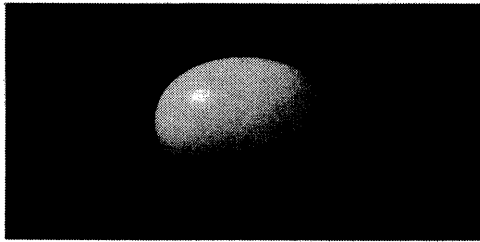
$$V(x, y, z) = T \quad (4)$$



(a) $l = 1.75$



(b) $l = 1.6$



(c) $l = 1.0$

図2: 二つのアトム融合 (l はアトム間の距離)

のように陰関数表現される。図2は $a_i = b_i = 1$ の二つのアトムが作る $T = 1$ の等ポテンシャル面の様子をアトム間の間隔を変えながら表示している。この図から分かるように、複数のアトムが作るポテンシャルは、互いに影響しあって滑らかな等ポテンシャル面を形成する。もう一つの興味深い性質は、 b_i が負の値を持つアトムの作用である。 $T > 0$ を仮定しているの、このようなアトムは単独では決して見ることができないが、他の正のアトムに作用して図3のようなへこみを作る。

西村らは、Blinn のモデリング法を簡単な式で置き換え、レイトレーシングにおける交点計算を容易



図3: 負のアトムの効果

にしたモデリング法を提案している⁸⁾。この手法はメタボールと呼ばれ、人体のアニメーション等に盛んに利用されている⁹⁾。本稿では数値計算上の都合からBlinnのモデリング法だけを扱うことにする。

3. 距離データへの分布関数モデルの当てはめ

3.1. 最適化問題の定式化

レンジファインダ等によって、物体表面の M 個の点の座標がわかったとする。これらの点が値 T の等ポテンシャル面で近似されるとすると、最適なアトムの配置においては、(4)式より

$$E_{\text{potential}} = \sum_{j=1}^M \{V(x_j, y_j, z_j) - T\}^2 \quad (5)$$

が、最小にならなければならない。したがって、求めるアトムの配置は(5)式の最小化問題を解くことによって得ることができる。しかし、レンジファインダで得られる距離画像は、物体を一方から見た平面的なデータである場合が多いので、ポテンシャル値だけで当てはめを行なうと、物体の内側、外側の区別が付けられず、好ましくない結果を生じる可能性が高い。そのため、ポテンシャル値のみでなく、面の方向に関する情報も考慮する必要がある。距離画像は、2次元のアレイに奥行き値が格納されているので、近傍の画

素の奥行き値から各点の単位法線ベクトルを計算することができる。一方、アトムが作る等ポテンシャル面の法線方向は、物体内部の方が外部よりもポテンシャルが高いと仮定すると、ポテンシャルの勾配の反対方向、

$$-\nabla V(x, y, z) \quad (6)$$

に一致する。ここで ∇ は、

$$\nabla = (\partial/\partial x, \partial/\partial y, \partial/\partial z) \quad (7)$$

なる演算子である。今、物体表面ではポテンシャルが一定値 T で、かつポテンシャルの勾配の絶対値が定数 λ であると仮定する。距離データから M 点での座標 (x_j, y_j, z_j) と単位法線ベクトル \mathbf{n}_j が得られるので、(5)式と同様に、最適なアトムの配置においては、与えられた法線ベクトルとアトムがつくる勾配ベクトルのずれの自乗和

$$E_{normal} = \sum_{j=1}^M |\nabla V(x_j, y_j, z_j) + \lambda \mathbf{n}_j|^2 \quad (8)$$

も最小になる。物体表面上で勾配の大きさが一定値 λ であると仮定したのは、勾配ベクトルの規格化によって、最適化問題を解く時に必要になる(8)式の1階微分が複雑になることと、物体表面付近でポテンシャルが急変することを避けるためである。したがって、求めるアトムの配置は、(5)、(8)式を加え合わせた誤差関数

$$E = E_{potential} + \alpha E_{normal} \quad (9)$$

の最小化問題を解くことによって得られる。ここで α は、法線の拘束の強さを調整するためのパラメータである。

3.2. 分布関数当てはめのスケジュール

(9)式の最小化問題は非線形連立問題になり、解析的に解くことはできない。ニュートン法などの反復法による数値計算が必要になるが、多数のアトムのパラメータを同時に決定するのは困難である。ここでは、まず最初一つのアトムを距離データに整合させ、そのアトムを次々に分裂させることによって多数のアトムによる表現を生成して行くことにする。いま一つのアトムを5次元ベクトル

$$A_i = (x_i, y_i, z_i, a_i, b_i) \quad (10)$$

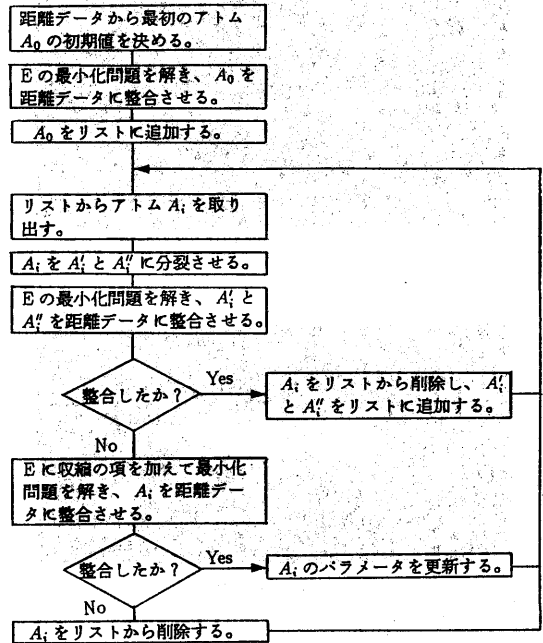


図4: 分布関数当てはめのフロー

で表すことにすると、最初に整合されるアトム A_0 の座標 (x_0, y_0, z_0) は、距離データの座標値の平均値、 a_0 は距離データの座標値の分散の逆数、 b_0 は、 T_e と定める。この初期値から A_0 の5つのパラメータを未知数として、(9)式の最小化問題を解き、距離データに最もよく整合する A_0 のパラメータを決定し、アトムのリストに登録する。これ以後は、リストからアトムを一つずつ取りだし、二つに分裂させる処理を繰り返す。まず、リストからアトム A_i を取りだし、二つのアトム A_i' と A_i'' に分裂させる。この時、 A_i' と A_i'' のパラメータの初期値を

$$A_i' = A_i'' = (x_i, y_i, z_i, a_i, b_i/2) \quad (11)$$

に定め、他のアトムのパラメータを固定した状態で A_i' と A_i'' の合計10個のパラメータを未知数として、(9)式の最小化問題を解く。最小化問題が解けた場合は、 A_i をリストから削除し、かわりに A_i' と A_i'' をリストに追加する。最小化問題がうまく解けなかった場合は、

分裂を行わず、(9)式に新たな収縮の項、

$$E_{shrink} = b_i^2 \quad (12)$$

を加え、

$$E = E_{potential} + \alpha E_{normal} + \beta E_{shrink} \quad (13)$$

とした上で、 A_i の5つのパラメータを未知数として、(13)式の最小化問題を解く。(12)式の項を付け加える理由は、分裂できなかったアトムが、他のアトムの分裂に悪影響を与えないように収縮させるためである。ここで(13)式の β は収縮の拘束の強さを調整するパラメータである。この最小化問題が解けなかった場合は、 A_i をリストから削除する。分裂の結果、新しく生成されたアトムについて同様の分裂を繰り返し行うことによって、距離画像が多数のアトムの作る等ポテンシャル面によって表現されるようになる。全体のフローは図4のようになる。

4. 実験

4.1. 分布関数モデルの表示法

陰関数表現された曲面は、2次曲面などの特別な場合を除いて一般的に表示することが難しい。これまでに提案されている表示法は曲面をポリゴンで近似して表示する方法と、レイトレーシングの二通りに分けられる。ポリゴンで近似する場合は、空間をボクセルに分割しそれを横切る曲面を平面で近似するが¹⁰⁾、この方法では陰関数が示す曲面を正確に表示することができない。レイトレーシングの場合は、視線と曲面の交点のうち視点に最も近い点を求めることが必要となるが、この問題は2次曲面などの特別な場合を除いて解析的に解くことができない。このため数値計算による様々な方法が提案されているが^{7),11)}、ここでは距離画像を得た時点でデータの存在範囲が分ってしまうことから、直線探索とはさみうち法を組み合わせた簡単なレイトレーシングを行なった。つまり、図5のように視点から視線に沿って、一定の間隔ごとにポテンシャル値 P_i を計算し、 $P_i \leq T \leq P_{i+1}$ となる区間 $[i, i+1]$ にはさみ打ち法を適用し、視線と等ポテンシャル面との交点を求める。この方法では物体の輪郭部分や厚みの小さい部分では探索が正しく行なわれない可能性があるため、探索の間隔をデータに応じて適宜変更して対処している。

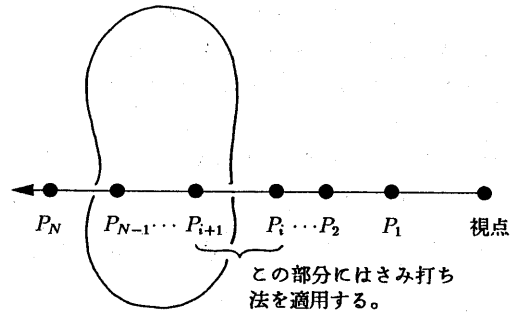
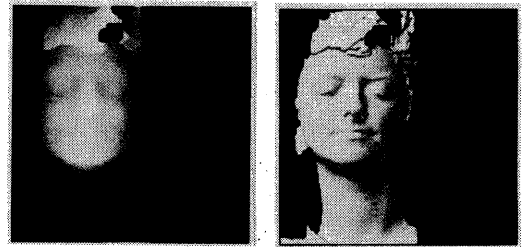


図5: 分布関数モデルの表示法



(a) (b)

図6: 距離画像

4.2. 顔の距離画像への適用

本稿で提案した手法を、実際の距離データに適用した。図6(a)はカナダ国立研究会議(NRC)が提供している人間の顔の距離画像(Face 5)で¹²⁾、奥行き値を輝度で表している。各点の法線ベクトルは、その点と4近傍とで作られる4つの三角形の法線を平均して求めた。計算された法線ベクトルをもとに、シェーディングを施したのが図6(b)である。この画像から奥行き値の定義されている点を4画素間隔で読み取り、2506点の距離と法線のデータを作成した後、距離データの座標の平均値と分散から最初のアトム A_0 の初期値を定め、図4のフローにしたがって分裂を開始した。最適化問題の解法には、まず最初にシンプレックス法^{13),14)}でおおよその解を求め、それを

初期値にして準ニュートン法^{13),14)}で解を求めるとい
う二段階の処理を行なった。これは、準ニュートン法
が収束する初期値の範囲が狭いことと、シンプレク
ス法の収束が遅いことによる。計算に用いたパラメ
ータは、 $\alpha = 0.2$ 、 $\beta = 1$ 、 $\lambda = 1.5$ 、 $T = 1$ とした。
図7に分裂によるアトム数の増加にともなう等ポテ
ンシャル面の変化の様子を示す。アトム数が増えるに
したがって、顔の細部が形成されていくのがわかる。
図8は図7(d)が形成されるまでの分裂の履歴が作る
二進木構造を示している。最初のアトムが A_0 で、図
7(a)を作る。図7(b)、図7(c)はそれぞれ A_1 、 A_2 と
 A_3 、 A_4 、 A_5 によって作られる。各アトムのパラメータ
を表1に示す。

5. おわりに

距離データから分布関数モデルによる記述を得る
方法を提案し、実際の距離画像に適用した。アトムの
分裂が進むにつれて、複雑な顔の形状がしだいに復元
された。生成されたアトムの履歴は二進木構造を作る
ので、これを解析することによって物体の構造を調べ
ることができるかもしれない。

図7(e)を見ると、鼻や口のまわりがやや不自然で
あるが、これは、この部分の形状が複雑で、与えられ
た2506点の距離データだけでは十分な情報が得られ
ない為と思われる。本稿では、計算スピードを上げる
ために、図6の距離画像の16分の1のデータしか使っ
ていないので、全てのデータを使えば細部の表現も可
能と思われる。しかし、本手法は数値計算を多用する
ため、計算に時間がかかる。図7(e)の640個のアト
ムにまで分裂するのに、スーパーワークステーション
(日本電算機製 Super³ 2000)で約一週間を要してい
る。さらに多くの距離データに適用するためには、ア
ルゴリズムの改良が必須である。また、(12)式の収縮
の項を加えているため、640個のアトムの中には収縮
して役に立たなくなったものが多く含まれていると考
えられる。距離画像をより単純に記述するためには、
このようなアトムを除去することも今後の課題の一つ
であろう。これらの問題が解決できれば、数万点の距
離データが、人間がエディターで編集できる程度の数
百個のアトムで表現できるようになるであろう。

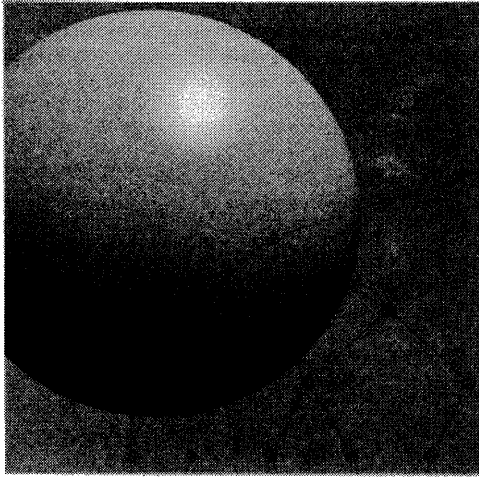
今回はNRCのレンジデータを用いたため、一方

から取られたデータしか使っていない。そのため、頭
の後ろや頭髮などの情報がなく、これらの部分は全
く適当に復元されている。本手法は多方向から得られ
た複数のデータを結合するのにも適しているので、今
後は多方向から取られたデータを用いて実験してみたい。
また、本手法をメタボールにも適用してみたい。

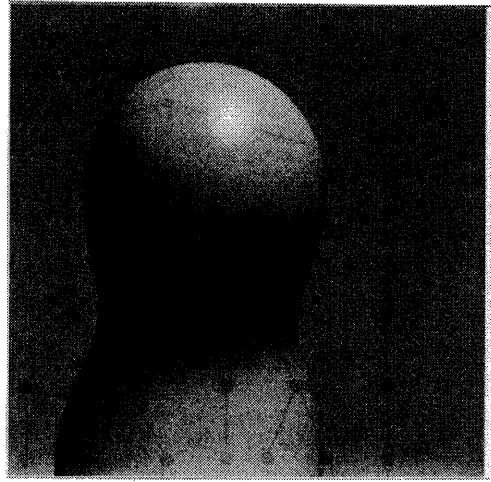
謝辞 有益な御討論を頂いた横矢直和氏をはじめ電総
研 画像研究室の皆様にご感謝致します。

参考文献

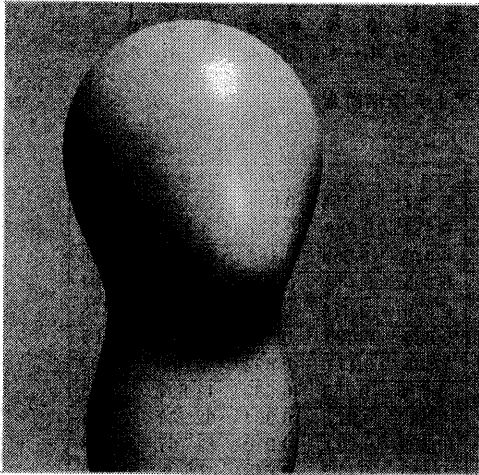
- (1) 金田, 横矢, 山本: "アニーリング法を用いた距離画像からの
超2次曲面記述の抽出", 情報処理学会研究会資料, CV 65-5,
1990.
- (2) Pentland, A.P.: "Recognition by parts", *SRI International
Technical Note*, No.406, 1986.
- (3) Solina, F. and Bajcsy, R.: "Recovery of parametric models
from range image: The case for superquadrics with global
deformation", *IEEE Trans. PAMI*, Vol.12, No.2, pp.131-147,
1990.
- (4) Boulton, T.E. and Gross, A.D.: "Recovery of superquadrics
from depth information", *Proc. Workshop on Spatial Reasoning
and Multi-Sensor Fusion*, pp.128-137, 1987.
- (5) 丸山, 阿部: "距離画像からの物体の基本要素への分割", 昭
63 信学春季全大, 1988.
- (6) 堀越, 笠原: "画像データベースにおける三次元インデクシ
ング", 信学技報, IE88-111, pp.33-40, 1989.
- (7) Blinn, J.F.: "A Generalization of Algebraic Surface Draw
ing", *ACM Trans. on Graphics*, Vol.1, No.3, pp.235-256,
1982.
- (8) 西村, 平井, 河合, 河田, 白川, 大村: "分布関数による物体モ
デリングと画像生成の一手法", 信学論(D), Vol.168-D, No.4,
pp.718-725, 1985.
- (9) 高沖, 伊藤: "新しいCG表現を可能にするメタボールとその
使い型", *PIXEL*, No.77, pp.76-85, 1989.
- (10) Lorensen, W.E. and Cline, H.E.: "Marching Cubes: A High
Resolution 3D Surface Construction Algorithm", *Computer
Graphics*, Vol.21, No.4, pp.163-169, 1987.
- (11) Kalra, D. and Barr, A.H.: "Guaranteed Ray Intersection
with Implicit Surface", *Computer Graphics*, Vol.23, No.3, pp.
297-306, 1989.
- (12) Rioux, M. and Cournoyer, L.: "The NRCC Three- dimen
sional Image Data Files", *Thec. Report, CNRC 29077*, Na
tional Research Council Canada, Ottawa, Canada, 1988.
- (13) 今野, 山下: "非線形計画法", 日科技連, 1978.
- (14) 渡部, 名取, 小国: "Fortran77による数値計算ソフトウェア",
丸善, 1989.



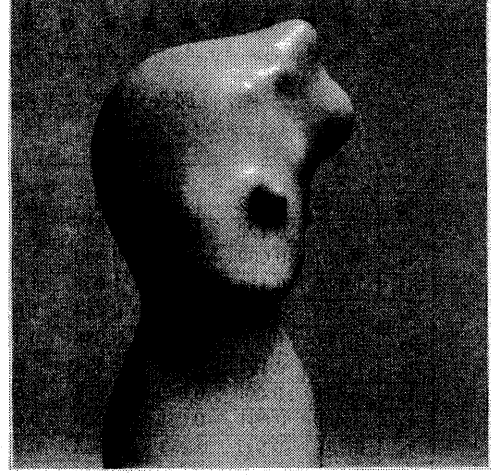
(a) $N = 1$



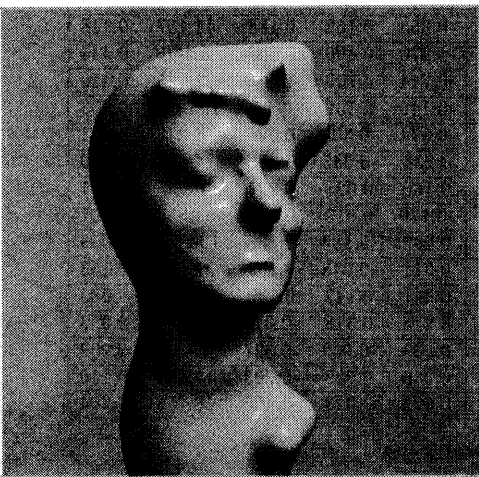
(b) $N = 2$



(c) $N = 3$



(d) $N = 21$



(e) $N = 144$



(e) $N = 640$

図7: 分裂による形状の変化 (N はアトム数)

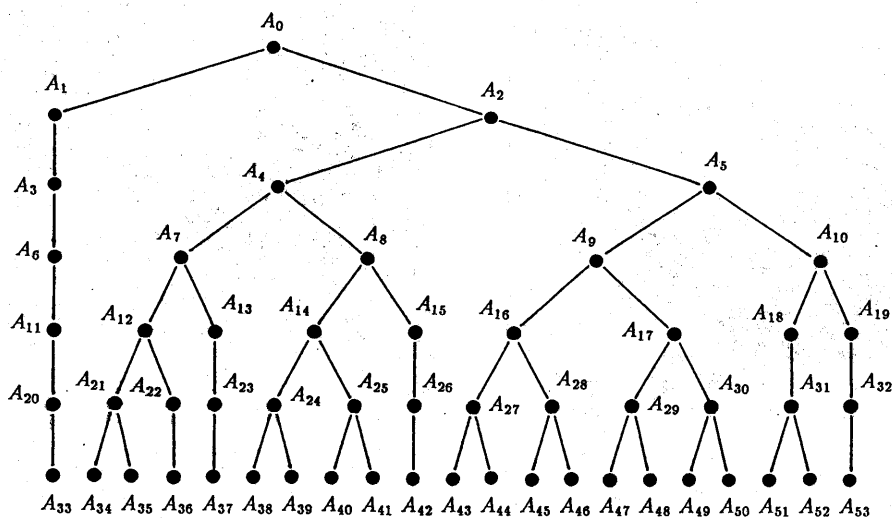


図8: 分裂により生成されるアトムの木構造

	x	y	z	a	b		x	y	z	a	b
A_0	-0.163	0.022	-1.337	0.377	2.191	A_{27}	0.227	-0.354	0.044	20.884	0.099
A_1	1.589	0.122	-1.130	0.891	2.155	A_{28}	0.153	0.028	0.277	4.396	0.268
A_2	-0.357	0.009	-0.557	0.843	1.507	A_{29}	0.316	-0.059	0.186	34.181	0.155
A_3	1.428	0.114	-0.961	1.059	1.634	A_{30}	0.305	0.149	0.121	49.233	0.084
A_4	-0.558	0.036	-0.754	0.741	1.616	A_{31}	0.079	-0.014	-0.253	10.318	0.378
A_5	0.184	-0.034	0.082	5.536	0.390	A_{32}	0.624	0.026	-0.377	21.752	0.165
A_6	1.275	0.107	-0.897	1.354	1.613	A_{33}	1.505	0.171	-0.892	1.109	1.792
A_7	-0.478	-0.009	-0.642	0.885	1.503	A_{34}	-0.694	-0.133	-0.082	11.897	0.095
A_8	-1.459	0.831	-0.019	2.066	0.601	A_{35}	-0.497	0.071	-0.004	62.737	0.054
A_9	0.251	-0.017	0.253	5.503	0.343	A_{36}	-0.393	0.264	-0.010	82.787	0.078
A_{10}	0.121	-0.027	-0.248	6.634	0.238	A_{37}	-0.483	-0.002	-0.649	0.819	1.423
A_{11}	1.258	0.123	-0.843	1.450	1.592	A_{38}	-0.715	-0.037	0.173	91.587	0.064
A_{12}	-0.633	-0.063	-0.091	10.803	0.083	A_{39}	-0.853	0.162	0.183	44.157	0.118
A_{13}	-0.463	-0.011	-0.615	0.879	1.426	A_{40}	-1.276	0.490	0.006	5.160	0.414
A_{14}	-1.139	0.415	0.097	5.423	0.296	A_{41}	-0.714	0.709	-0.250	22.045	0.450
A_{15}	-0.796	1.052	-0.436	9.728	5.249	A_{42}	-0.116	0.536	-0.406	105.163	0.233
A_{16}	0.173	-0.018	0.261	4.374	0.265	A_{43}	-0.074	-0.303	0.025	56.232	0.051
A_{17}	0.320	-0.010	0.173	28.369	0.147	A_{44}	0.234	-0.345	0.033	24.873	0.119
A_{18}	0.099	-0.026	-0.228	9.009	0.281	A_{45}	0.166	0.023	0.237	4.850	0.271
A_{19}	0.617	0.028	-0.343	27.844	0.112	A_{46}	-0.179	0.010	0.293	58.639	0.197
A_{20}	1.431	0.151	-0.913	1.155	1.782	A_{47}	0.292	-0.183	0.135	106.454	0.036
A_{21}	-0.663	-0.079	-0.103	11.525	0.094	A_{48}	0.311	-0.048	0.199	32.686	0.153
A_{22}	-0.397	0.259	-0.016	78.973	0.074	A_{49}	0.307	0.142	0.130	57.479	0.083
A_{23}	-0.469	-0.018	-0.624	0.854	1.410	A_{50}	0.213	0.318	-0.013	45.459	0.056
A_{24}	-0.851	0.159	0.192	35.057	0.105	A_{51}	0.039	-0.069	-0.327	7.880	0.202
A_{25}	-1.189	0.441	0.011	5.886	0.324	A_{52}	0.086	0.029	-0.203	13.030	0.210
A_{26}	-0.118	0.537	-0.407	104.654	0.237	A_{53}	0.622	0.023	-0.405	18.756	0.204

表1: 図8のアトムのパラメータ