

# 3D Active Cylinder を用いた 3次元形状モデルの自動抽出

藤原 俊朗 松田 浩一 亀田 昌志 土井 章男

## 概要

筆者らは、3次元画像データ(以下、ボリュームデータ)から3次元形状モデルを自動的に抽出する手法である3D Active Gridの拡張として3D Active Cylinderを提案する。本手法は、3次元空間に設定された格子点と3次元画像データとのエネルギー最小化計算を行うことで実現されている。3D Active Cylinderは、骨や内臓などを抽出対象とした場合、6面体形状として構成されている3D Active Gridに比べ滑らかな形状抽出を可能にし、収束速度を改善した。

## Automatic extraction of 3D geometric model using 3D Active Cylinder

Shunrou FUJIWARA Kouichi MATSUDA Masashi KAMEDA Akio DOI

## Abstract

3D Active Cylinder, which is an extended method of 3D Active Grid, extracts 3D geometric model from 3D image data (volume data) with energy-minimizing model. While 3D Active Grid is a hexahedral model, 3D Active Cylinder is cylindrical. So the model smoothly extracts curved surface and reduces iterations of calculation (in the process of convergence to feature of image) because of the less difference between feature of image and shape of the model than the hexahedral model. This method is useful for a volume data with curved surface like ellipsoid.

## 1 はじめに

CT, MRI, functionalMRIによって取得される医療画像は、画像診断 [1][2], 医療教育のための手術シミュレーション [3][4], 術中支援 [5] にまで、その応用範囲は広がりをみせている。特に手術シミュレーションを行う場合には、画素データから精度の高い3次元空間上の座標として扱える形状データへの変換が必要となる。しかし、医療画像から3次元仮想空間上で扱うことが可能な形状データ(幾何データ)へ変換するためには様々な前処理を経なければならない。たとえば、断層画像から領域抽出を行う場合、膨大なデータから1枚1枚医師や技師が手動で行うため非常に大きな負担がかかる。また、手動であることから抽出結果と実際の形状との誤差もその技術に依存する。

画像データを形状データに変換する手法の一つとして、エネルギー最小化原理を用いたものが挙げられ

る。これは、画像空間上に配置された点と抽出対象となる画像データとの整合性をとりながら徐々に目的の部位に収束させる手法であり、様々提案されてきている。

筆者らは2次元断層画像(CT, MRI, VHD等)から生成される3次元ボリュームデータを対象とした形状データの自動抽出手法の一つである、3D Active Grid[6]の拡張として3D Active Cylinderを提案する。本研究の目的は、6面体格子構造である3D Active Gridでは位相差が大きくなる楕円球などの曲面をもった形状に対する収束速度の改善と、滑らかな形状抽出を可能とすることである。

## 2 従来のセグメンテーション技術

従来の医療画像からの3次元形状データ構築技術には、2次元画像から形状抽出を行った結果をつなぎ合わせることで生成するSnakes[7], Active Net[8]や、2次元画像を重ねた3次元画像データであるボリュームデータに対して形状抽出の処理を行う3D Active

〒020-0173 岩手県滝沢村菓子 152-52 岩手県立大学ソフトウェア情報学部

Net[9], 3D Active Gridなどが挙げられる。最近では, Kelemenら [10]のように事前に手動で取得した複数人の脳の海馬領域データから, 統計処理や標準化作業により生成された平均モデルを用いる手法や, 腎臓領域抽出のためにデータベースを用いる手法 [11]なども提案されている。KassらによるSnakesは, 規則的な形状に対する輪郭領域の良好な抽出は可能であったが, へこみ(凹形状)が多いなど複雑な形状抽出に問題があった。しかし, 坂口らのパラメータ設定の検討 [12]等により, 凹形状をもつ画像に対しての形状抽出にはある程度改善がみられている。また, 坂上らによるActive Netは, 1次元的な輪郭モデルであるSnakesを2次元的な面モデルへ拡張したモデルである。これは, 面的な網モデルの採用により画像のテクスチャ情報を利用できるため, 選択的な領域抽出を可能にしている。高梨らによる3D Active Netは, Active Netの3次元拡張版であり, ポリウムデータに対して適用することで表面の輪郭形状を良好に抽出する。しかし, 表面形状のみの抽出であることから, 手術シミュレーション等を有限要素法で解析するためには, 土井らが提案する手法 [13]のように非構造メッシュに変換する必要がある。

内部の格子構造を利用して自動的に6面体要素からなる非構造メッシュを自動的に生成することを可能にしたものが3D Active Gridである。これは対象となるデータの表面だけではなく内部データも利用し収束を行う。しかし, 医療画像で撮影されるデータは骨や内臓など曲面近似可能な形状もあり, 6面体要素のみによる抽出では良好な抽出結果が得られない場合がある。また, それに伴う形状の位相差により抽出領域への収束に時間がかかることが予想される。そのため筆者らは, 6面体要素では困難な曲面近似可能な部分に対する滑らかな形状抽出と位相差による収束速度改善のために3D Active Cylinderを提案する。本手法は, 立方格子構造である3D Active Gridに比べ初期形状を円筒形状としていることから, 曲面近似可能な形状である骨などのポリウムデータに対して, 形状の適合性, 収束速度の面で有効である。

### 3 3D Active Cylinder(3D AC)

本章では3D Active Grid(以下3D AG)の拡張である3D Active Cylinder(以下3D AC)について説明

する。最初に3D AGの原理について説明し, その後, 3D ACとして拡張した部分の説明を行う。

#### 3.1 3D Active Grid(3D AG)

3D AGは, 内部ノードを持つ3次元格子モデル [6]からなり, 内部情報を活用しながら, 対象となる3次元領域を抽出する。格子とポリウムデータ内部の整合は, 格子を縮小させる格子の内部エネルギーと3次元領域内部の適合性エネルギーを対象にしたエネルギー最小化問題を解くことで行う。3D AGは, 6面体格子構造で表現されるモデルに対して, グリッドの内部歪みエネルギーを表す $E_{int}$ , イメージのエネルギーを表す $E_{image}$ , 外部からの強制的な力を表す $E_{con}$ を定義する。 $E_{int}$ はグリッドを滑らかに縮小させ, かつ, その形状を保とうとする力であり,  $E_{image}$ はグリッドをポリウムデータの特徴的な領域, 例えば濃度勾配が大きく変化している所に移動させる力である。また, 外力によるエネルギー $E_{con}$ は, 強制的にグリッドを収縮させる圧力などである。本論文で,  $E_{con}$ は利用しない。よって, グリッドのエネルギー $E_{grid}$ は, 格子点 $A$ をパラメータ $p, q, r$ で表される関数として, 以下の式

$$E_{grid} = \int \int \int (E_{int}(A(p; q; r)) + E_{image}(A(p; q; r))) dpdqdr \quad (1)$$

のように定義できる。

ここで,  $E_{int}$ は, 次の式で定義される。

$$E_{int} = (\alpha(jA_{pj}^2 + jA_{qj}^2 + jA_{rj}^2) + \beta(jA_{ppj}^2 + 2jA_{ppqj}^2 + jA_{qqj}^2 + 2jA_{qrrj}^2 + jA_{rrrj}^2 + 2jA_{prj}^2)) = 2 \quad (2)$$

式(2)の右辺第1項はグリッドを収縮させる力を生じ, 第2項はグリッドの平行性および直進性を保持する力を生じる。また,  $\alpha$ および $\beta$ は第1項と第2項のそれぞれの力を制御する定数パラメータである。

また本手法はエネルギー最小化問題を解くことから, 必要条件であるオイラー・ラグランジュ方程式により式(1)から連立一次方程式が得られる。その際, ヤコビ法に基づく並列型反復法を行うため, 式(3)のような形の行列式で表現する。

$$Ax = b \quad (3)$$

この行列式を解くため，A を以下のように分解する．

$$A = D + E + F \quad (4)$$

D は対角行列，E は下三角行列，F は上三角行列を示している．この式を用いて式 (3) を反復法を用いて解くことで以下の式が求まる．

$$\gg^{t+1} = D^{-1}(b_j + (E + F)x^{(t)}) \quad (5)$$

$$x^{t+1} = x^{(t)} + \alpha(\gg^{t+1} - x^{(t)}) \quad (6)$$

ここで， $\alpha$  は収束の速度を制御する定数パラメータを示す．上式は，第 (t) ステップ目の解  $x^{(t)}$  より，第 (t + 1) ステップ目の近似解  $x^{(t+1)}$  を求めるための式である．また，式 (1) における  $E_{image}$  の定義の仕方により，抽出対象とする特徴の選択的な決定が可能である．たとえば，文献 [8] では，濃度値の変化が滑らかである領域や暗い領域を抽出するために適切な関数を設定しているが，本論文では，簡単のために  $E_{image}$  を以下の様に定義する．

$$E_{image} = w \times I(x; y; z) \quad (7)$$

ここで， $I(x; y; z)$  は，点  $(x; y; z)$  における濃度値を表す．また， $w$  は  $E_{image}$  を制御する定数パラメータである．このとき， $w$  の値は最外郭格子点とそれ以外の内部格子点では符号が異なる．たとえば，濃度値の小さい(暗い)領域を抽出する際に，最外郭格子点においては  $w < 0$  とし，内部格子点では  $w > 0$  とする．これにより最外郭格子点は抽出対象領域以外に適合し，内部格子点は抽出対象領域に適合することになる．

### 3.2 3D Active Cylinder(3D AC)

筆者らは，3次元空間における3D ACの実現のために，パラメータ  $p, q, r$  を用いた3次元点列表現として式 (8) から式 (11) により定義される円筒形状を初期形状とした．ただし，radius は円筒の半径，zlength は円筒の長さである．また， $(p; q; r)$  方向の格子点数を  $(n_p; n_q; n_r)$ ，単位当たりの放射方向の長さ  $l = radius = n_p$ ，xy 平面円上の単位当たりの角度  $m = 2\pi/n_q$ ，単位当たりの z 軸方向の長さ  $n = z\_length = n_r$  とする．

$$\begin{aligned} \hat{A}(p; q; r) &= (x(p; q; r); y(p; q; r); z(p; q; r)); \quad (8) \\ 0 & \leq p < n_x; 0 \leq q < n_y; 0 \leq r < n_z \end{aligned}$$

$$x(p; q; r) = (p \times l) \times \cos(q \times m) \quad (9)$$

$$y(p; q; r) = (p \times l) \times \sin(q \times m) \quad (10)$$

$$z(p; q; r) = r \times n \quad (11)$$

円筒形状を選択した理由として，骨などの医療画像の抽出に対してエネルギー最小化原理を用いる本手法の場合，形状に近いものほど収束計算回数の改善が図れることが挙げられる．また，6面体形状をもつ3D AG に比べ曲面を持つ形状に対して良好な抽出が可能であると考えたためである．

ここで，円筒形状の円の断面をもつ平面の境界条件として以下の式が必要となる．

$$\hat{A}(p; 0; r) = \hat{A}(p; n_q; r) \quad (12)$$

この円ループの貼り合わせは収束計算ごとに毎回行われるため，境界における接続情報が失われない収束を保証する．また，任意の断面  $k$  における円の中心座標には，以下の式で求められる重心座標が設定される．

$$\hat{A}(0; q; k) = \frac{1}{n_p \times n_q} \sum_{j=0}^{n_p-1} \sum_{i=0}^{n_q-1} \hat{A}(i; j; k) \quad (13)$$

式 (13) により，円断面の放射状に対する安定した収束が得られる．境界条件と重心座標の設定のイメージを図 1 に示す．

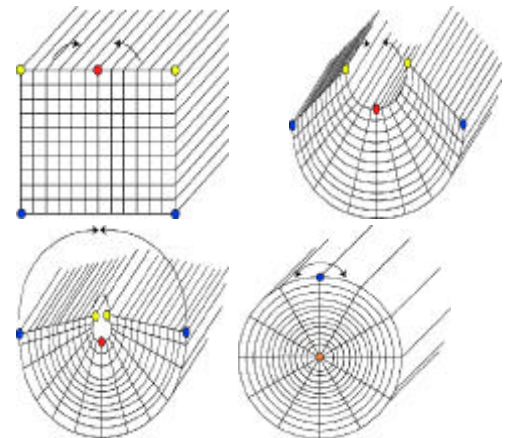


図 1: 貼り合わせと重心の設定

## 4 実験

本手法の有効性の確認のために、まず手動で作成したサンプルデータに対して、従来手法である 3D AG と、筆者らが提案する 3D AC とをそれぞれ適用し、その後実際の医療画像データ (CT データ) への適用例を示す。

### 4.1 楕円体

最初に適用を行ったサンプルデータは、楕円体のボリュームデータ (図 2:  $128 \times 128 \times 128$ , 1byte) である。適用結果を図 3 に、その際に用いたパラメータを表 1 に示す。



図 2: 楕円体データの断面 (左:x-y 平面, 右:y-z 平面)

表 1: パラメータ (楕円体)

	$n_x \times n_y \times n_z$	®	-	°	W
3D AG	$15 \times 15 \times 15$	1.0	1.0	0.2	1.0
3D AC	$15 \times 15 \times 15$	1.0	1.0	0.2	1.0

### 4.2 CT データへの適用

実際の医療画像に対して適用を行った。図 5 左は、医療規格である DICOM フォーマットに準拠した CT 画像の、人体の下半身のボリュームデータ (2bytes,  $512 \times 512 \times 320$ ) である。本論文では、その大腿骨部に対する抽出を試みた。E<sub>image</sub> として用いるデータは、特に画像処理等をかけずに元画像から  $133 \times 202 \times 118$  のサイズに切り出したボリュームデータになる。図 5 右は、切り出したボリュームデータの z 方向 59 番目の断面になる。適用結果を図 4 に、その際に用いたパラメータを表 2 に示す。

表 2: パラメータ (CT データ)

	$n_x \times n_y \times n_z$	®	-	°	W
3D AC	$10 \times 40 \times 100$	1.0	1.0	0.5	-0.08

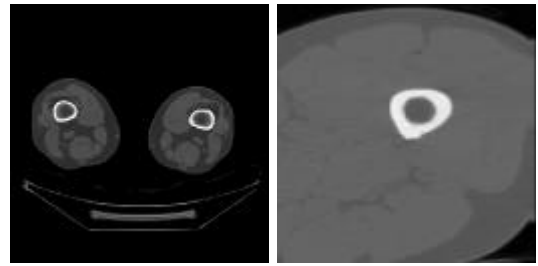


図 5: 実際の CT データ (左) と実験データの断面 (右)

## 5 評価

### 5.1 速度比較

3D AG と 3D AC との速度比較を行った結果を表 3 に示す。表 3 の反復計算回数より、3D AC が 3D AG

表 3: 速度比較 (楕円体)

	$n_x \times n_y \times n_z$	iteration	time(sec)
3D AG	$15 \times 15 \times 15$	1200	60.0
3D AC	$15 \times 15 \times 15$	600	28.0

に比べ速く適合していることがわかる。これは 3D AC が、より楕円形状に近いことから明らかである。

### 5.2 形状比較

3D AG において楕円体のような丸みを帯びた滑らかな部位に対して領域抽出を行う場合、図 6 左のように 6 面体要素の角の部分が、抽出を行いたいデータの特徴部位に対する位相差 (距離) が大きいため、収束が遅くなっている。

一つの評価値として、表 4 に球状のボリュームデー

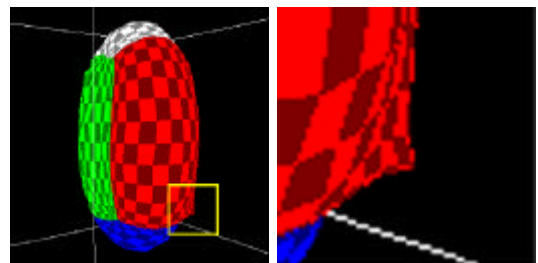


図 6: 収束が遅い部位 (左) とその拡大図 (右)

タ ( $128 \times 128 \times 128$ , 1byte) に対して、3D AG および 3D AC 各々適用したとき、収束時に得られる最外

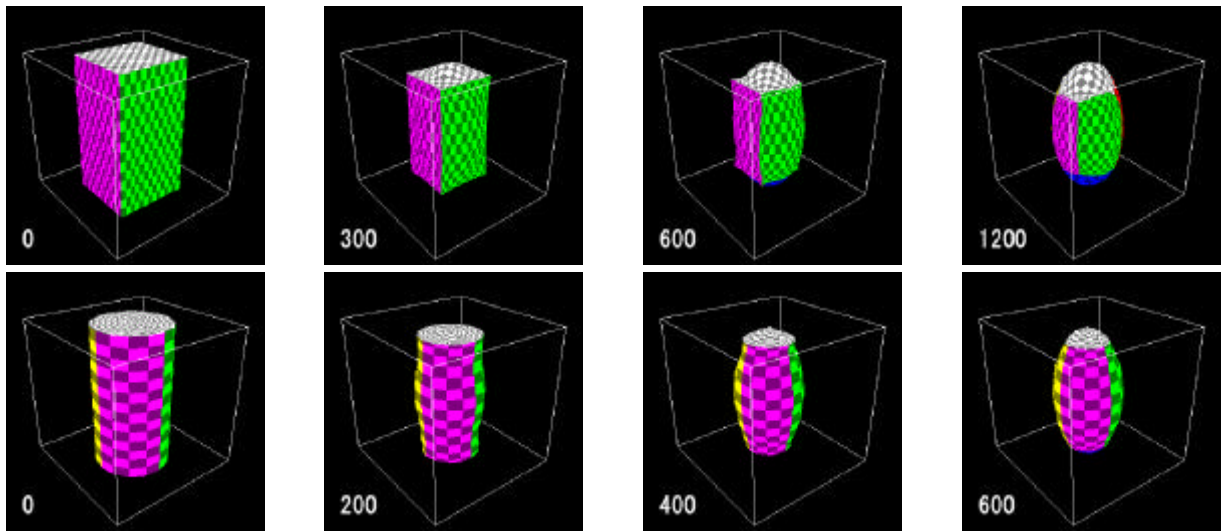


図 3: 楕円体への適用例 (上段: 3D AG, 下段: 3D AC)

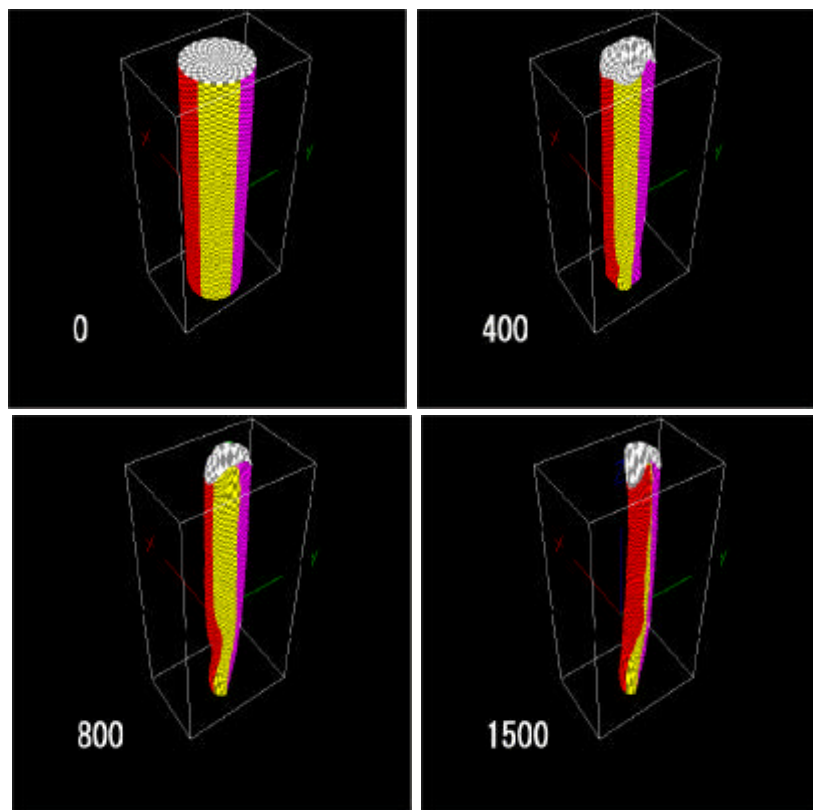


図 4: CT データからの骨領域の抽出

郭格子点の中心からの距離  $d$  と球状ボリュームデータの半径  $sphere\_radius$  との誤差平均  $E_d$  を示す。誤差値が小さくなったことから、3D AG に比べ滑らかな形状抽出がなされているといえる。ここで、 $n_{outline}$  は最外郭格子点数であり、 $j$  は絶対値を表す。

$$E_d = \frac{1}{n_{outline}} \sum_{i=0}^{n_{outline}-1} |j d_i - sphere\_radius| \quad (14)$$

表 4: 最外郭格子点と球との誤差

	誤差平均 $E_d$
3D AG	1.2343966
3D AC	0.0005608

## 6 今後の課題

今回は、骨などの形状抽出を前提としたために、初期形状に円筒形状を用いたが、人体には様々な部位があり、それらの精度の高い抽出を行うためには、本手法と同様にして球など、他の二次曲面モデルを初期形状として利用することが考えられる。また、将来的には対象となるボリュームデータの特徴領域に合わせた初期形状の選択や、様々な初期形状の組み合わせた形状を初期形状とすることで、さらに良好な抽出および収束速度改善が期待できる。また、パラメータ数が多いことから抽出領域に対する最適なパラメータの設定法などが求められる。

## 7 おわりに

医療画像データからのセグメンテーション技術については様々な研究がなされているが、最良の手段というものはいまだ構築されていないといえる。著者らは、その一手法である 3D AG を 6 面体形状から円筒形状に拡張した 3D Active Cylinder を提案し、サンプルデータから実際の医療画像にまで適用を行った。この結果、3D AG において期待した抽出結果が得られなかった形状に対して、1) 反復計算回数、2) 滑らかさにおいて良好な結果が得られた。

## 参考文献

[1] 周藤 安造, 黒川 高秀, 小島 龍也, 小林 正之, 古旗 賢太郎, 黄 徳文, 菊地 きよみ: \3次元画像の整形外科への

応用", Medical Imaging Technology, Vol.7, No.1, pp.16-21 (1989).

- [2] 高橋 修一, 畝村 泰樹, 黒崎 哲也, 内山 明彦, 鈴木 直樹: \三次元的に肝区域分けが可能な肝切除支援システムの開発", 画像電子学会誌, Vol.28, No.5, pp.644-650 (1999).
- [3] 周 欣欣, 安田 孝美, 横井 茂樹, 鳥脇 純一郎: \3次元画像データに基づく手術シミュレーションシステムの基本データ構造とソフトウェア機能", Medical Imaging Technology, Vol.12, No.1, pp.74-83 (1994).
- [4] 北川 英志, 安田 孝美, 横井 茂樹, 鳥脇 純一郎: \仮想空間操作を利用した対話型手術シミュレーションシステムの基本機能の実現", 情報処理学会論文誌, Vol.37, No.6, pp.1088-1098 (1996).
- [5] 正宗 賢, 増谷 佳孝, 鈴木 真, 土肥 健純, 伊関 洋, 高倉 公明: \ノートワークステーションを用いた術中支援システム", Medical Imaging Technology, Vol.13, No.3, pp.215-220 (1995).
- [6] 土井 章男, 小向 順, 小山田 耕二: \3D Active Gridを用いた3次元ボリュームの抽出", 情報処理学会論文誌, Vol.41, No.3, pp.570-576 (2000).
- [7] Michael Kass, Andrew Witkin, and Demetri Terzopoulos, \Snakes: Active Contour Models", International Journal of Computer Vision, pp. 321-331(1988).
- [8] 坂上 勝彦, 山本 和彦: \動的な網のモデル Active Net とその領域抽出への応用", テレビジョン学会誌, Vol.45, No.10, pp.1155-1163 (1991).
- [9] 高梨 郁子, 村木 茂, 土井 章男, Kaufman, A: \3D Active Net-3次元ボリュームの抽出", 映像情報メディア学会誌, Vol.51, No.12, pp.2097-2106 (1997).
- [10] Andras Kelemen, Gabor Szekely, Guido Gerig : \Three-dimensional Model-based Segmentation of Brain MRI", IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis, pp.4-13, Santa Barbara, California, USA (1998).
- [11] ツアガーン バイガルマ, 清水 昭伸, 小畑 秀文, 宮川 国久: \3次元可変形状モデルによる腹部CT像からの腎臓領域抽出法の開発", 信学論, Vol.J85-D- , No.1, pp.140-148 (2001).
- [12] 坂口 嘉之, 美濃 導彦, 池田 克夫: \SNAKEパラメータの設定についての検討", 信学会技術報告書, PRMU90-21, pp.43-49(1990).
- [13] 土井 章男, 三浦 泰弘, 千葉 則茂: \ボリュームデータから有限要素法メッシュを構築する一手法", 信学論, Vol.J82-D- , No.1, pp.162-165 (1999).