計測自動制御学会東北支部 第211回研究集会 (2003.10.11)
資料番号 211-15

MDL基準を用いた３次元形状の記述手法

A Method For 3D Shape Description Based On MDL Criterion

○萩野谷紀行*，古関敏夫*，本谷秀堅*

○Toshiyuki Haginoya*，Toshio Koga*，Hidekata Hontani*

*山形大学

*Yamagata University

キーワード： MDL基準 (Minimum Description Length Criterion)，階層構造 (Hierarchical Structure)，ノイズレベル (Noise Level)，記述長 (Description Length)

連絡先： 〒992-0038 米沢市城南５丁目山形大学大学院 理工学研究科 電子情報工学専攻
萩野谷紀行，E-mail: g02565@dipfr.dip.yz.yamagata-u.ac.jp

1. はじめに

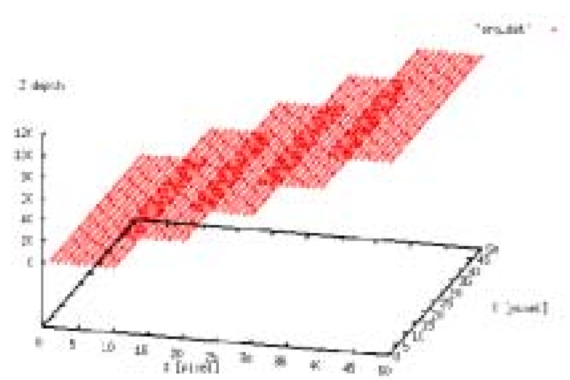

Fig. 1 大局的には斜め１枚の平面，局所的には階段状と捉えることのできるレンジデータの例

本稿では物体の３次元形状の階層構造を記述する手法を提案する．ここでいう階層構造の記述とは，物体の形状特徴を大局的構造から局所的構造に至るまで，大きさの違いに基づき陽に区別して表現したものである．人間の視覚系のように多種多様な物体を認識するビジョンシステムを実現するためには，大局的構造に基づいた大分類から，局所的形状に基づく細部の比較までを効率良く行うことが不可欠である．

Fig. 1のようなレンジデータについて考えた時，主に二つの捉え方があるように思われる，一つは細かい階段状，もう一つは斜め一枚の平面であるというものである．前者は，このデータの局所的構造に，後者は大局的構造に注目した捉え方に他ならない．この対象の捉え方を総じたものが階層構造である．本稿ではこの階層構造の抽出にMDL原理(Minimum Description Length principle)を応用する．

提案手法はMDL原理を形状特徴の抽出へと応用することにより，特徴抽出に本質的な閾値を人手により調整することなく，階層の数を自動的に決定し各階層における形状を記述する．特徴抽出に本質的な閾値を物体自身のみに基づき決定できるため，多種多様な物体形状を記述することを可能としている．

MDL原理とは，データをモデルとそのモデルか

らの偏差を用いて記述したとき，その記述長が最小となるときが最良の記述で，そのときのモデルの形状がデータにおいて本質的構造であるとする考え方である．大局的な形状特徴は，細かな局所的形状を抑制することにより抽出される．ここで，どの程度の大きさの形までを「局所的」とみなし無視するかを定める量を，ノイズレベルと呼ぶことにする．ノイズレベルを定めると，MDL原理に基づき，形状モデルが一つ選択される．ノイズレベルを連続的に大きくしていくことにより，次第に大局的形状を記述するモデルが選択されること，また，選択されるモデルは離散的にしか変化しないことを実験により確認した．実際に本手法を３次元レンジデータに応用し物体の３次元形状の階層構造を記述した結果も示す.

2.　提案手法の原理

2.1　MDL原理

まず，記述長とは，ある与えられたデータに対し何らかのモデルを仮定し，データをそのモデルとの偏差で記述したときの符号の数である．

そしてMDL原理とは，モデル自身の記述，モデルとデータの偏差の記述，また，モデルと偏差からデータを復元するために必要な最低限の記述の全てを合わせた物の記述長に関して，その長さを評価基準のMDL基準とし，その記述長は短い程良いとする．

MDL原理によれば，この基準に基づいて様々なモデルを評価し選択することで得られるモデル，つまり，記述長を最小とするようなモデルこそが，その捉え方で見出されるデータに内在する構造を最も良く説明する最良の解であるということができる．[2)]

MDL原理を用いることで，例えばFig.1について，細かい階段状，あるいは，斜め１枚の平面等と主張することに関して，その根拠を得ることができるのである

2.2　３次元データの記述長

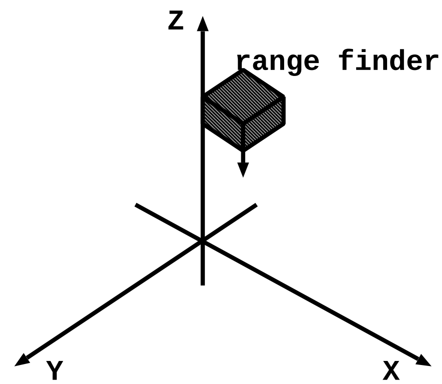

Fig. 2　X-Y平面は撮影面に並行で，Z軸は撮影面に直行する

Fig. 2 のような座標系を考え，３次元データの記述長を考える．

仮に，C画素×D画素×E階調の３次元空間($M = C \times D \times E$)であったとすると，この時，この空間内の１点は$\log_2(M)$[bit]で記述できる．また，データの総数をn_0とし，モデルの平面数をn，その空間内に存在する平面の最大枚数をN_{max}，データの内，偏差で記述されるものの数をm_0，偏差eの生起確率を$p(e)$，とするとその記述長は

$$\begin{aligned}\text{記述長} &= \log_2(N_{max}) + n \cdot 3\log_2(M) \\ &+ m_0 \times \left\{\log_2(C \times D) + \log_2\frac{1}{p(e)} + \log_2(n)\right\} \\ &+ (n_0 - m_0)\cdot\log_2(M) \qquad (1)\end{aligned}$$

となる．単位は [bit] である．(1)式について，第１項は，上で仮定された平面の枚数は既知であると言う仮定より生じる項である．この項の存在により我々は，解の探索を行う際にこの枚数以下のモデルを仮定すれば良いことになる．しかし，この項は，常に一定となるので記述長の比較に関して影響しない．そのため記述長を実際に計算する

場合には省略する．[1]

第２項はモデル平面数n枚を記述するのに必要な，記述長である．この空間上の１点を表すのに必要な記述長は$\log_2(M)$である，そして，１枚の平面を表すのに３点が必要であるのでその記述長は$3 \cdot \log_2(M)$となり，それがn枚あるので$3n \cdot \log_2(M)$となる．

第３項はモデルとの偏差によって記述する場合の記述長である．

偏差の記述長について考えると，データをそのまま空間上の１点として記述するのに必要な記述長は$\log_2 M$である．もし偏差の記述長が，この値より大きくなるなら，その点はそのまま空間上の１点として記述した方が良い事になる．つまり，モデル平面との偏差で記述されるのはその記述長が$\log_2 M$より小さいときであるFig. 3

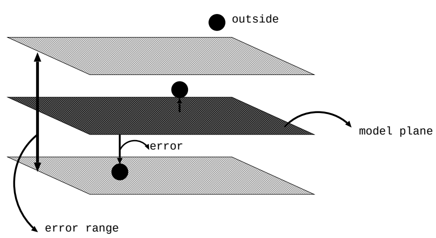

Fig. 3　X-Y平面は撮影面に並行で，Z軸は撮影面に直行する

ここで，m_0は偏差によって記述されるべきデータの数である．まず，はじめの$\log_2 C \times D$はX-Y平面でのデータ１点を指定するのに必要な記述長である．次の$\log_2 \frac{1}{p(e)}$はその指定されたデータのz方向の値とモデルとの偏差をeとし，その偏差eが確率密度関数$p(e)$に従うものとした時の記述長である．最後は，その偏差がn枚のモデル平面のうち，どのモデル平面との偏差であるかということを指定するために必要な記述長である．

第４項はモデルとの偏差で記述しない場合の記述長であり，その数は当然データの総数から，偏差によって記述されるデータの数を引いたものとなるので，$(n_0 - m_0)$となり，そのデータは前述の通り独立に，直接記述するためその記述長は$\log_2(M)$となるので，まとめて，$(n_0 - m_0) \cdot \log_2(M)$ となる．

2.3　階層性の抽出

前節で述べた記述長に関して偏差eの生起確率を$p(e)$としたが，偏差の記述長の期待値を最小とするためにpとしてガウス分布を考える．そして，どの程度の大きさまでの形状特徴を無視するかを，ノイズレベルつまりガウス分布の分散値によって操作する．[2]

Fig. 1 について具体的に考えてみると，抽出したい形状は局所的にはFig. 4，大局的にはFig. 5 のようなものである．ガウス分布の分散値つまり，ノイズレベルを操作することで，階層構造を抽出することを考えてみる．

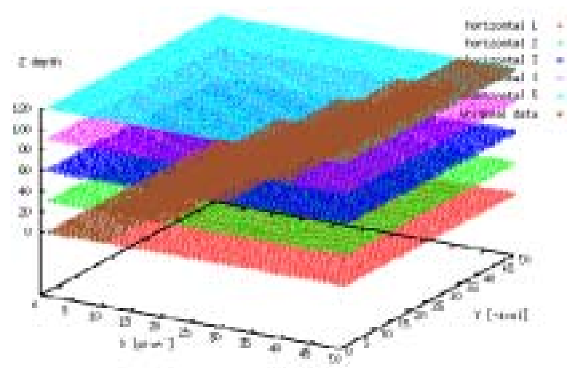

Fig. 4　局所的な特徴を記述するモデル，５段の階段が５枚の平面各々と重なる部分との偏差で記述されるようなモデル．

ガウス分布の分散値に対する記述長の変化を示したものがFig. 6 である，これを見れば分かるように分散値を大きくしていくと，偏差が大きくなっても記述長はあまり長くならない．これはノイズレベルを大きくすると，より大きい偏差までを許容するということであり，細かい構造を無視することに対応する．逆に分散値を小さい値にすると，

[1] 実際には平面の枚数はMDLによって自動的に決定可能であり，その場合この記述長を考える必要はない．

[2] 以下ノイズレベルと分散値読み替えて差し支えない

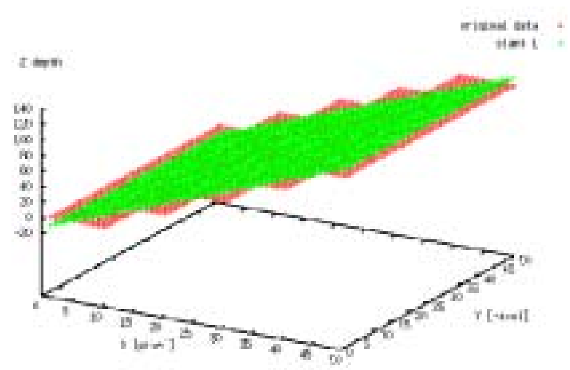

Fig. 5　大局的な特徴を記述するモデル，５段の階段が１枚の平面との偏差で記述されるようなモデル．

偏差が大きくなると記述長が非常に長くなる．このことはノイズレベルを小さくすると，小さい偏差しか許容されないということになる．つまり，分散の値が小さいときには，Fig. 4 のようにデータ全てがぴったりと接するようなモデルが必要となり，分散の値が大きいとFig. 5 のような大きな偏差が発生するようなモデルの方が選択されるようになる．分散の値を連続的に大きくしていくとある値でFig. 4 のようなモデルの記述長とFig. 5 のようなモデルとの記述長の交点が生じる．この交点の前後でモデルがFig. 4 とFig. 5 のようなものとで切り替わるため，モデルの変化は離散的におこる．

次にモデルの枚数について考えてみる．ある値にノイズレベルを設定すると，モデルが選択される．ここでFig. 4 のようなモデルが選択されたとする，このとき，このデータの記述にとって最良ななモデル(平面)の枚数は５枚である．もし，ここに１枚モデルが増えても偏差の記述長にはほとんど影響を与えない，しかし，モデルが１枚増えることで，モデル自身の記述長が増えてしまう．また枚数が４枚に減った場合，５段の段のうち一つは偏差が非常に大きくなってしまうため，モデル自身の記述長は短くなるが，それ以上に偏差の記述長が長くなってしまう．よって，この場合５枚のとき記述長が最小となることが保証されるのである．つまり，記述長によって自動的に最良なモデルの枚数が決定可能である．

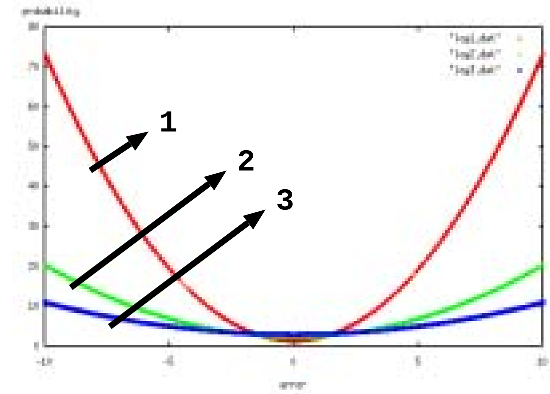

Fig. 6　Gauss分布を考えたときの偏差の記述長，偏差が大きい程記述長は長くなる．図中の数字は対応するグラフの分散値を表す．

2.4　アルゴリズム

解を求めるアルゴリズムとして，多峰性のある問題に対して有効であり，最小単位であるモデルの組み合わせで最良の解が構成できるため，GA の交叉という操作が有効に機能し得るなどの理由から，ここではGA(Genetic Algorithms，遺伝的アルゴリズム)を用いた．[1)]

3.　実験結果

データとしてFig. 1 を考える．この空間は，縦５０画素，横５０画素，画素値(高さ)２５６階調の空間である．そこに幅１０画素，奥行き５０画素の平面が，画素値０から画素値３０の段差を持って画素値１２０まで，５枚存在している．

3.1　分散を小さく見積り局所的構造に注目する

ここで，分散の値を十分に小さい値，具体的には段差は段差と見なし，ノイズはノイズと見なす

Table 1　分散１のときの平面の枚数と記述長の関係

平面数	記述長(*noise*無し)	記述長(*noise*有り)
-	[bit]	[bit]
1	44940.01	45277.73
2	42660.75	43362.07
3	40758.93	41925.76
4	39102.22	40907.02
5	37627.78	39821.99
6	38343.23	40417.96
7	38957.08	40848.02

程度の値とすればMDL原理により局所的構造を表すモデルが選択されるはずである．具体的には分散を１として，モデル平面の枚数を１枚から７枚までの各々について記述長を最小とするようなモデルを探した．

以下に，１枚から５枚まで最終的に得られたモデル平面を各々original dataとともにFig. 8 に，また，各々の場合の記述長をTable. 1 に示す．

次に，データに分散１のGaussian noiseを付加して同様の実験を行った．その結果見つかった，平面をoriginal dataとともに，Fig. 9 に，また，各々の記述長をTable. 1 に示す．

得られたモデル平面は，予想した通りノイズが有る場合でも無い場合でも水平な平面で見つかっている．Table. 1，より記述長もモデル平面数が１枚から５枚へと増えるに従い短くなり，５枚からは増えるごとに長くなる．つまり，分散１では，モデル平面５枚がoriginal dataの５枚の平面各々と重なるようなモデルが最も良い物であると言うことができる．つまりこれは，分散１と言う捉え方でoriginal dataを見ると言うことは，５段の階段上の構造として見ていると言うことである．これは，このデータについての，局所的構造が５段の階段状の構造であるということを表しているともいうことができる．最終的に得られた構造をモデル平面ごとに色分けしたものを次に図７として示す．

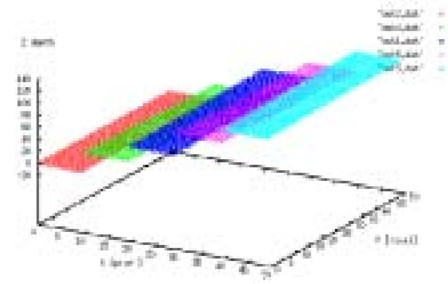

Fig. 7　分散１で得られた構造，５枚の平面で記述されている

3.2　分散を大きく見積り大局的構造に注目する

次に，分散の値を十分に大きい値，具体的には段差もノイズもノイズと見なしてしまうような値とすれば大局的構造を表すモデルが選択されるはずである．具体的には分散を１０として，モデル平面の枚数を１枚から５枚までの各々について記述長を最小とするようなモデルを探した．

以下に，１枚から５枚まで最終的に得られたモデル平面を各々original dataとともにFig. 10 に，また，各々の場合の記述長をTable. 2 に示す．

次に，データに分散１のGaussian noiseを付加して同様の実験を行った．その結果見つかった，平面をoriginal dataとともに，Fig 11 に，また，各々の記述長をTable. 2 に示す．

得られたモデル平面は，予想した通りノイズが有る場合でも無い場合でも斜めの平面で見つかっている．Table 2 より記述長も５枚から１枚へと減るに従い短くなっている．つまり，分散１０では，モデル平面１枚がoriginal dataの５枚の平面各々のX方向の中心を貫くようなモデルが最も良い物であるということができる．つまりこれは，分散１０という捉え方でoriginal dataを見るということが，斜め１枚の平面として捉えることに他ならな

Table 2　分散１０のときの平面の枚数と記述長の関係

平面数	記述長(*noise*無し)	記述長(*noise*有り)
-	[bit]	[bit]
1	41184.45	41190.10
2	42795.34	42789.19
3	44137.20	44137.42
4	45205.22	45170.18
5	46019.58	46012.58

い．この立場では，もはや，original data 中の段差はただのノイズに過ぎないということができる．

4.　おわりに

以上の結果より，ノイズレベルを操作することで３次元レンジデータからデータに固有な階層構造全てを自動的に決定できることを示した．また，ノイズレベルを連続的に大きくしていくとき次第に大局的形状を記述するモデルが選択されることが確認され，さらに，選択されるモデルは離散的にしか変化しないことが以上の実験により分かった．

本稿の中では記述長に関してモデルとの偏差で記述するより，データをそのまま記述する方が記述長が短くなるとき，データをそのまま記述するとしていたが，考える空間が本稿においては必要な形状が含まれる最低限の空間しか考えていないため，固定長の記述長を短く見積もりすぎている事になり直観にそぐわない形状が抽出される場合のあることを確認している，今後この点についてさらに検討していきたいと考えている．

参考文献

1) 窪田　進，出口　光一郎，最小記述長原理に基づく輪郭線図形の記述と認識について，画像の認識・理解のシンポジウム(MIRU '94)pp.I-249-I-256 (1994)

2) 韓　太舜，小林　欣吾，情報と符号化の数理，培風館(1999)

3) 山西　健司，韓　太舜，MDL入門：情報理論の立場から，人工知能学会誌，Vol.7，No.3，pp.427-434 (1992) May

4) 長尾　淳平，韓　太舜，かく乱母数を含む場合のMDL基準の構築と空間図形モデル推定問題への応用，電子情報通信学会論文誌，A Vol.J83-A No.1 pp.83-95 (2000)

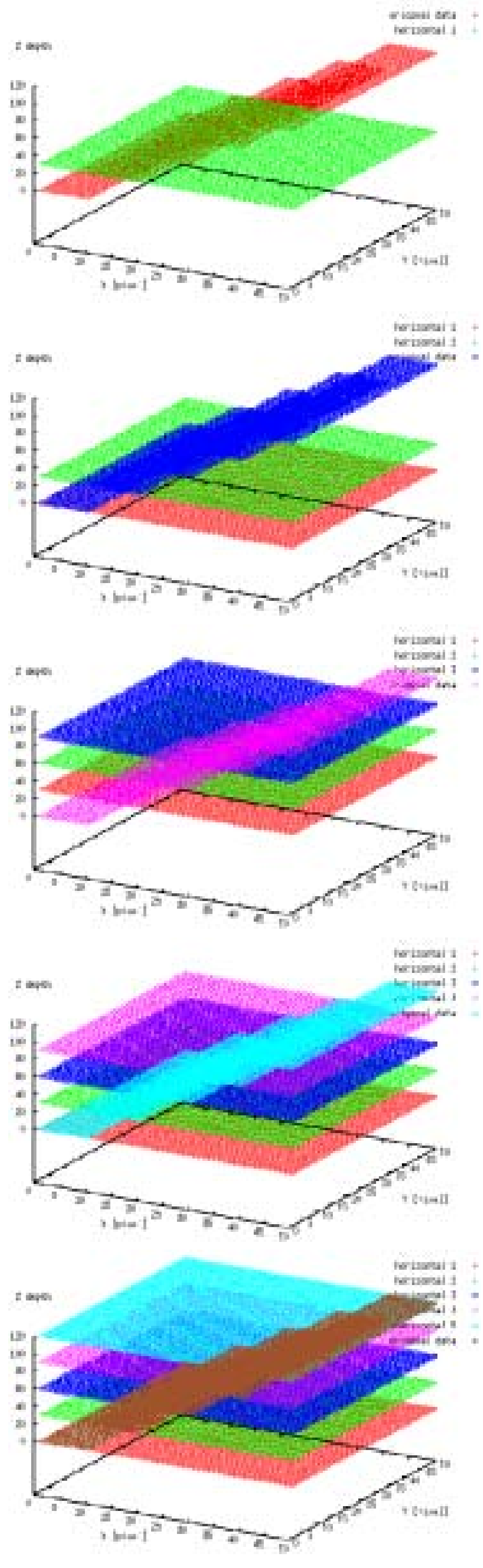

Fig. 8　分散１で１枚から５枚までそれぞれで見つかったモデル平面(noise無し)，上から１枚，２枚，３枚，４枚，５枚

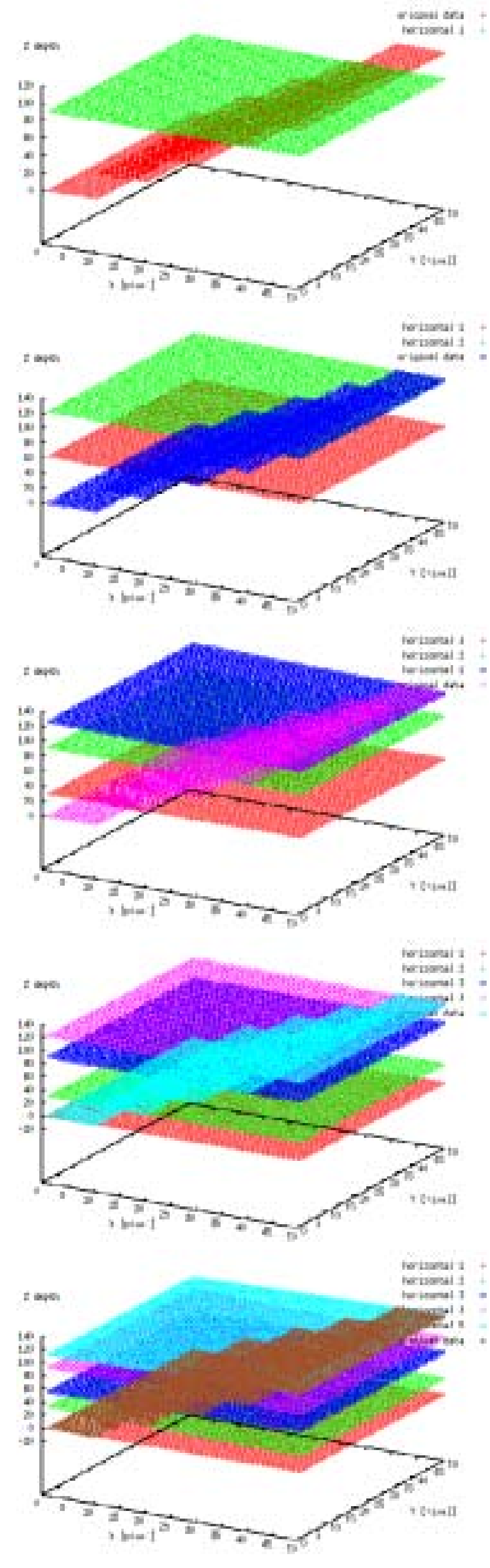

Fig. 9　分散１で１枚から５枚までそれぞれで見つかったモデル平面(noise有り)，上から１枚，２枚，３枚，４枚，５枚

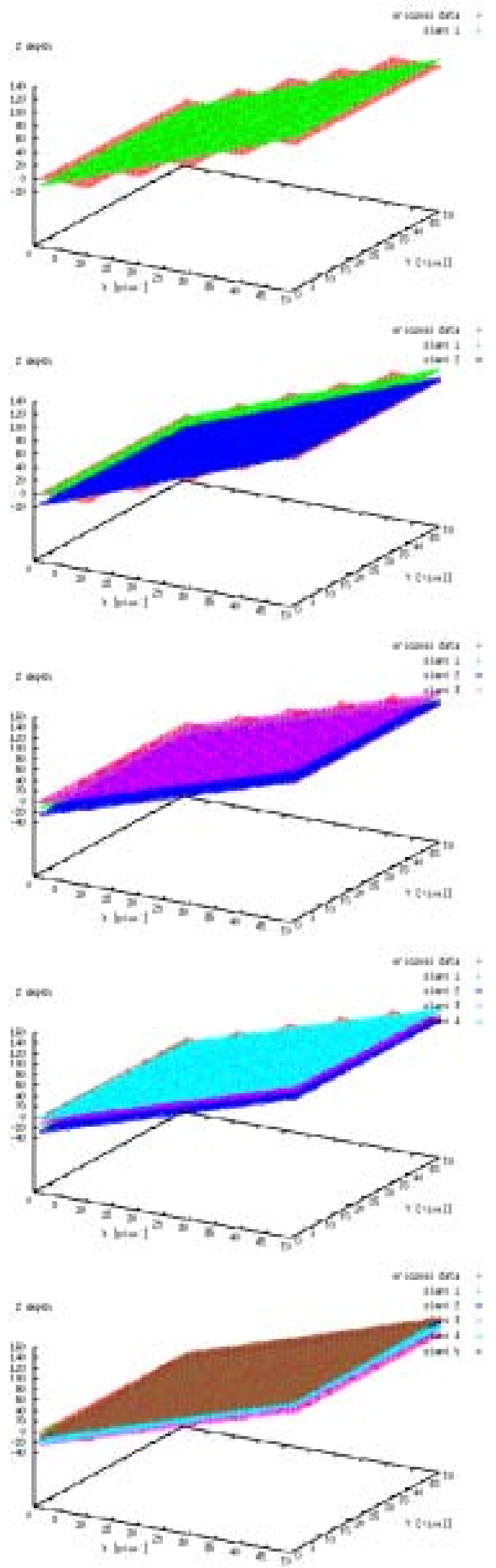

Fig. 10　分散１０で１枚から５枚までそれぞれで見つかったモデル平面(noise無し),上から１枚，２枚，３枚，４枚，５枚

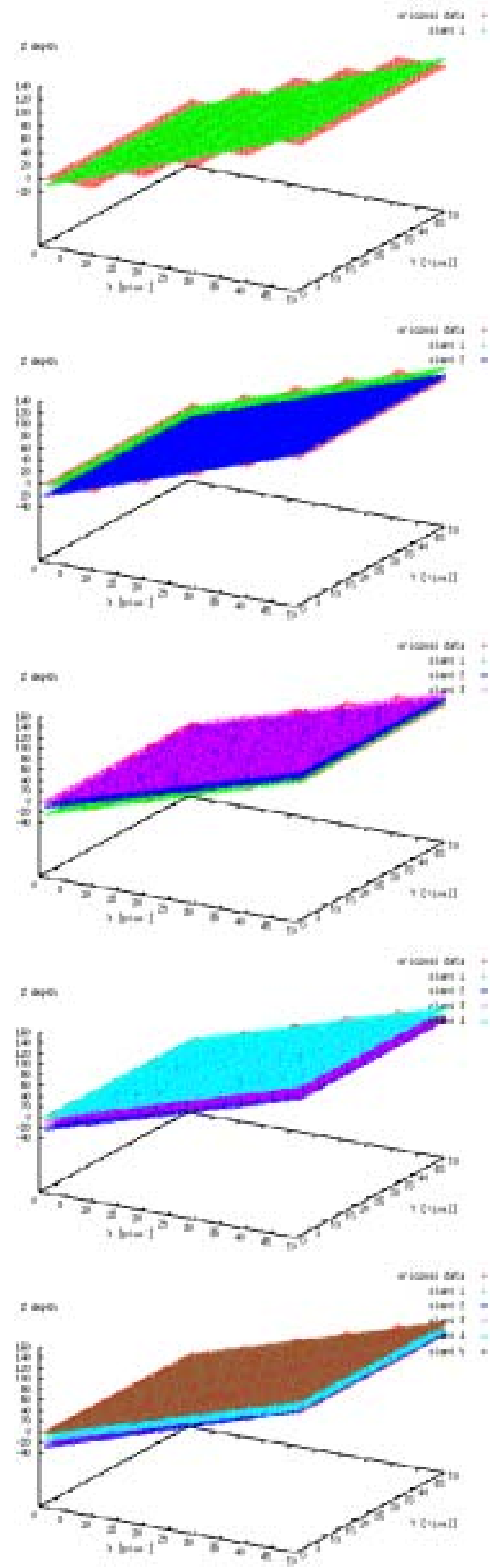

Fig. 11　分散１０で１枚から５枚までそれぞれで見つかったモデル平面(noise有り),上から１枚，２枚，３枚，４枚，５枚