

医用画像フラクタル解析ソフト **CustumFractal** の使用例

木曾 啓祐¹⁾ 西村 圭弘¹⁾ 長尾 充展²⁾
村瀬 研也³⁾ 高橋 由武⁴⁾ 小泉 満⁵⁾

¹⁾国立循環器病研究センター 放射線部

²⁾九州大学大学院医学研究院 分子イメージング・診断学講座

³⁾大阪大学大学院医学系研究科 保険学専攻

⁴⁾富士フイルム RI ファーマ株式会社 カスタマーサポート部

⁵⁾がん研有明病院 核医学部

Key Words : fractal, CustumFractal, BoxCounting, PixelCounting

I. はじめに

今回、医用画像フラクタル解析ソフト **CustumFractal** (デジタル・ビーイング・キッズ社製) の使用方法を解説する。臨床データとしては、肺血流シンチグラフィ画像を利用した。フラクタル解析は、医療分野においても約20年前から研究が盛んになり、ここ10年は数多くの報告がある。使用例を提示する前に、複雑系解析のさわりを紹介する。

小さなノイズ (誤差や残渣) が結果的に大きな違いをもたらすというのがカオスの特徴である。こうした現象は日常的に医療従事者周辺の到るところで『心臓の不整脈、麻疹 (はしか)、小児マヒ等流行病の拡散、神経の刺激の伝達など』としてみうけられる。また一般には蛇口から落ちる水滴の挙動、昆虫や鳥の分布の変動、また、粒子の世界や天体の運動の中にもカオスの存在が認められている。

カオス理論は、数学、物理学、化学、生物学、天文学、気象学などの分野で研究され、新しい概念がそれぞれの分野で発見されている。経済や金融市場においても市場価格の推移予測や市場でのリスク管理などに応用されている。

カオス理論の魅力は、コンピュータの発達により美しいグラフィックスとして楽しむことができるということにある。カオス系の単純な方程式をコンピュータで処理するとパターンがどんどん複雑になり、まるで生き物のようにスケールのち

がう複製化された図形 (自己相似) を繰り返しくりだしていくのである。今回は **MATLAB** (**MATrix LABoratory**) のプログラムを図表の説明に示した¹⁾。

このような図形をベノア・マンデルブローは「フラクタル」と名づけた。フラクタル図には秩序ある不規則性が備わっており、海岸線や樹木の形、雪の結晶など複雑な自然の現象、乱流のおこるメカニズムや構造を解明するのに利用されている。下記の項目は高橋らの報告から抜粋する²⁾。

1. カオスとフラクタルの特徴的な性質とトポロジー

フランスの数学者ポアンカレは19世紀に天体の3体運動の研究の中で、2つの天体の場合と比べて第三者の天体が加わると非常に複雑に影響を及ぼしあい天体の動きを正確に知ることができなくなることを発見した。万有引力という決定論的法則に従いながら天体が3つになると複雑な相互作用により正確に予測することができなくなる現象である。

時系列では、過去がわかれば未来を予測できる—単純な法則に従う世界ではこのような決定論的な考え方がなされてきた。医療では検査結果と予後予測の関係である。従って、予測できないような現象はその要因も複雑であると考えられていたのである。

ところが最近のカオス研究によって、非常に複雑な現象でも単純な法則に従っていることがあり、単純な法則でつくられたものでも将来の予測

ができないこともあることが解ってきた。従来、単純な現象はニュートンの決定論、複雑な現象は量子論的確率論により説明できると考えられていたが、カオス系の発見はこのような二文法的な考え方を無効にした。

万能数学者であるポアンカレは、力学上の問題と純粋数学上の問題との関連性を発見し、トポロジー (位相幾何学) という数学の新分野を開発した。ポアンカレの死後、トポロジーは進化、発展し、カオスの運動を説明する有力な道具となった。

トポロジーは、「伸ばしたり、縮めたり、曲げたり、ゆがめたりして重ねられるものは同じ (同相)」として、そのような変形にもかわかわらず、共通に備えている図形 (空間) の性質を探ろうというものである。具体的には、形が四角形であろうが円であろうが、角度や各辺の長さ、面積が違ってトポロジーではさしたる意味をもたず、その図形の裏に隠された根源的な本質 (穴があるか、結び目があるか、つながっているか等) を探ることが問題となる。位相解析は医療画像解析に、また、心電図など時系列解析で多用されている³⁾。

2. ロジスティック写像

ロバート・メイという生態学者は、生物の個体数を予測するモデルを次のようなロジスティック方程式を用いて数値実験をおこなった。**Fig. 1**

実験の結果、その関数のなかのある係数が一定の値を超えると個体数の動きのパターンは周期性を失って予測不能になると報告した。

方程式自体はひとつの簡単なものであるにもか

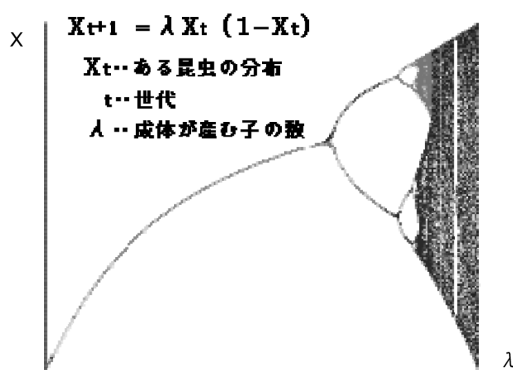


Fig. 1 ロジスティック方程式

かわらず予測ができなくなってしまう。SPECT画像の再構成法で **LMEM (OSEM)** 法があるが、ノイズの量 (初期値) により、画像が逐次近似回数を増やしても、ある一定の回数より、逐次数を増やすと、かえって発散し画像が劣化する経験をお持ちの方も多いと思う。横軸にパラメータ値 (λ) をとり縦軸に個体数の値 (X) をあらわすグラフの上に、ロジスティック方程式の結果 (各パラメータ値に対する個体数) を記入していくと、パラメータ値が低いときは少しずつ上昇していく一本の線を描き (周期 1 の軌道)、パラメータ値がある値を越えると線が二つに分かれる (周期 2 の軌道)。パラメータ値が増加するにつれ分岐は倍になり、また倍になるという過程 (倍周期) を繰り返す。これらの分岐は 4, 8, 16, 32... とだんだんスピードをあげて起こるが、ある点をすぎると規則性のない混沌状態 (カオス) になり、グラフのその領域は塗りつぶされてしまう。さらにパラメータ値を増加させると、突然奇数の 3 とか 7 の規則的な周期があらわれ (奇数周期の窓)、再び倍周期の分岐が起こり、新しいカオスが生じる。アメリカのロスアラモス国立研究所のファイゲンバウムは、周期が十分に大きい場合、縦軸と横軸を一定の倍率で拡大するとすべての分岐の構造が同じ (相似) のものとなることを証明した。この拡大倍率はファイゲンバウム数といわれ、他の周期倍増をする力学系にもあらわれる普遍的な数である。

3. ストレインジアトラクター

アトラクターとは、何かを引きつけたり吸い寄せたりすることを意味する。

カオス軌道を位相空間と呼ばれる座標にプロットすると不思議な形に吸い寄せられるが、これをストレインジアトラクターと呼ぶ **Fig. 2**。蝶の羽のような形をしたローレンツアトラクターは三次元の位相空間のなかでループやらせんが決して合流せず、交わることがない。その構造は幾何学的には無限の細部構造をもち、この構造の一部を拡大すると大体同じ様な細部構造を持つという自己相似とよばれる。

従来、アトラクターは一点に収束する動きを表わす「定常点」と連続的に繰り返す動き (周期運動) を表わす「リミット・サイクル」の 2 種類し

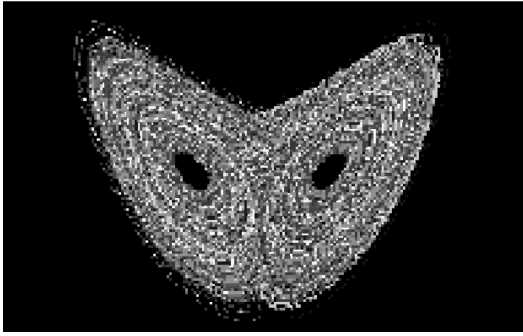


Fig. 2 lorenz は左右対称

かないとされていた。

また、二つ以上の周期運動が合成された場合の動き（準周期運動）は位相空間内で幾何学的に見ると、ドーナツ状のトーラス（円環）という形状を示し、全ての力学上の動きはトーラスに落ち着くと考えられていた。

ところが、カオスの状態を表わすアトラクターはトーラスが崩れて、奇妙な形に吸い寄せられるもので、その本質がだれにもわからないという意味でストレンジアトラクターと呼ばれた。ストレンジアトラクターに共通する特徴としては、点をひきはなしたり再び小さな領域にもちこんだりする二つの要因が組みあわさっていること、幾何学的構造がフラクタル構造であることなどが挙げられる。有名なストレンジアトラクターとしてローレンツアトラクターやメービウスの帯に似たレスラーのアトラクター、ジャパニーズアトラクターなどがある。ダイビングや釣りをされる方は、根（岩礁）と潮の複雑な流れが浮かんだことと思う。東西南北のベクトルに、ダウン・アッパーカレントが組み合わさるのである。

4. フラクタルを利用した自然界のシミュレーション

ベノア・マンデルブローは1975年に「フラクタルなオブジェ。形。偶然。次元」という本を出版し、自然の海岸線や樹木の形、雪の結晶などをシミュレートするための概念として「フラクタル」という概念を提案した。Fig. 3

フラクタル図形は普通の図形と異なり整数でないハウスドルフ次元（フラクタル次元）と呼ばれる次元の図形であり、また「自己相似」とよばれる性質をもっている。

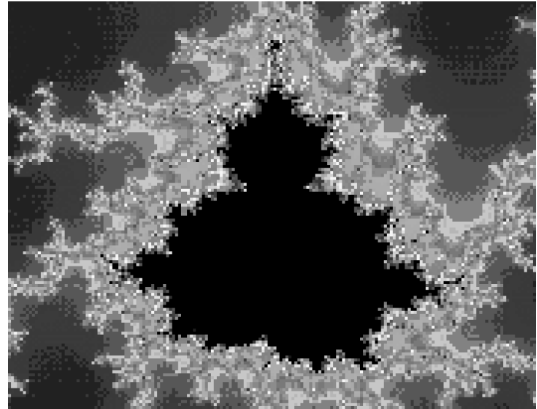


Fig. 3 破骨細胞？それともマンデルブロー集合？

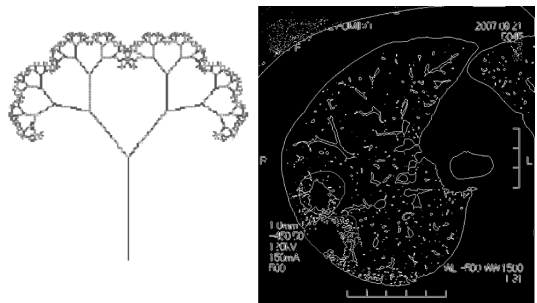


Fig. 4 カリフラワー？それとも肺野画像

「自己相似」とは、ある図形の部分が全図形の縮小された像になっているもので自然をはじめ複雑なものにはこの性質をもったものが数多く存在する。Fig. 4

フラクタル物体は自己相似で、遠くから見ても、近くから見ても、同じように見える。接近して拡大して見ると、遠くからは構造がなくな思えた部分が全体を概観した形と同じになるのである。山や木、海岸線や雪の結晶などの自然構造は不規則且つ自己相似形で、全体の一部分をどんどん拡大してみても最初のものと同様のものである。そのほかシダ、ブロッコリー、カリフラワーなど自然界にはフラクタルの例が多く見られる。Figure 4 は、一定の式で作図したフラクタル画像だが肺野や肺胞に見えないだろうか？画像としてはまったく違ったものでも、特徴抽出し、フラクタル次元をもとめると、自己相似という意味では同一の結果をもたらすことがある。最近フラクタルは様々な分野の人々から注目されているが、これは観測技術の進歩などで自然の中に

あるフラクタル図形をとりだすのに成功したこと、また、なによりもコンピュータの発達により多くの人が美しいフラクタル図形を楽しむことができるようになったことが要因として考えられる。よく知られた例としては、海岸線の問題を扱った論文「英国沿岸の長さはどれだけあるか?」では、長さ、深さ、厚さなどを測る従来のユークリッド式測定法では自然の不規則で複雑さの本質を捉えることができないとして、今までとちがった次元という概念に目を向けた。曲がりくねった海岸線やギザギザでこぼこなどの性状を測る方法として、「不規則な度合」を整数の次元を超えて分数的次元で捉えることを思いついたのである。

自然界の不規則性のパターンを異なったスケールでみた場合、「不規則さの度合」は一定であることが多く、マンデルブローの考え方(幾何学)は自然を在るがままに映しだす新しい幾何学として注目されることとなった。

マンデルブローはこの新しい幾何学を「くだけた石」という意味のラテン語「フラクトゥス」から「フラクタル」と名付けた。我々はそれに習い、形状に特徴を持つ画像処理と、その画像の濃度の特徴を持つ画像処理、両者を同時に解析することをダブルフラクタル解析と呼んでいる⁴⁾。

II. **CustumFractal** ソフト, 医用画像のフラクタル解析とは

先の項で複雑系の考え方、フラクタル解析のあたりを記したが、詳細は本稿では省略し専門書に譲る。MATLAB を利用する読者なら参考文献の 1) と 4), BASIC をご利用の読者なら 3) をお勧めする。ここでは 2 種類のフラクタル解析法の定義について簡単に説明する。以下、高橋らの報告から抜粋する²⁾。

1-1. フラクタル次元の考え方

フラクタル次元におけるフラクタルの特徴は、①あらゆる点での微分不可能性 ②自己相似性によって表される。あらゆる点で微分不可能であるということは、その形状が非常に複雑であることを意味しており、自己相似性は、自分自身を縮小した形状が自分自身を構成する形状の一部になっている入れ子構造を表している。このような特性

をもつ形状は、海岸線、川の形、山の起伏、植物の形状、動物の血管等自然界に数多く存在する。フラクタルの定量的な性質はフラクタル次元で表される。フラクタル次元は、画像を一辺の大きさが r の正方形 (2 値画像) の小領域に分割し、対象となる図形を含む小領域の個数 $N(r)$ を数える方法によって求めることができる。この方法はボックスカウンティング法と呼び、具体的には次の手順で行う。小領域の一辺の大きさを $1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128, \dots, r (=2^0, 2^1, 2^2, 2^3, 2^4, 2^5, 2^6, 2^7, \dots, 2^n)$ として順次画像を分割し、対象となる図形を含む小領域の個数 $N(r)$ をそれぞれ計算する。次に $N(r) = K \times r^{(-D)}$ の関係を満たす D を最小二乗法で求めるが、この D がフラクタル次元である。**Fig. 5** に示すフラクタル次元の妥当性は、最小二乗法で求めた $y = K \times x^{(-D)}$ のグラフと計測値 ($r, N(r)$) の相関係数、直線度もしくは二乗平均誤差によって評価する。相関係数、直線度は 1 に近い程、二乗平均誤差は 0 に近い程信頼性が高いと考えられる。相関係数及び直線度は次の式で計算している。

1-2. 注意事項

実際に臨床画像を解析するにあたり、注意事項として 2 つ特徴があるので紹介する。

(a) 位置依存性

フラクタル次元は ROI の位置に依存する。例えば、次の図に示すような同じ大きさの正方形が中央にある場合と左上にある場合では、ボックスカウント数が異なるのでフラクタル次元は同じにはならない。**Fig. 6**

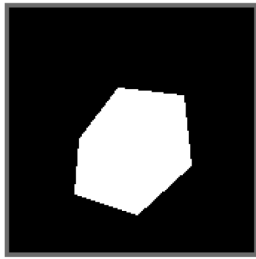
(b) 形状依存性

フラクタル次元は ROI の形状に依存する。例えば次の図に示すように ROI の形状が異なればボックスカウント数も異なってくるので、フラクタル次元も形状に依存することになる。**Fig. 7**

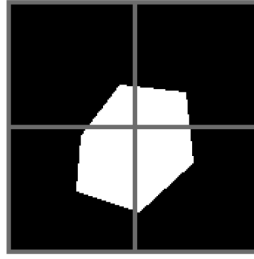
2. ボックスカウンティング法によるフラクタル解析

古くから使われているボックスカウンティング法については、ご存知の読者も多いと思うが簡単に説明する。画像を 2 値化した後、ボックスカウンティング法でフラクタル次元を計算する。通常の 2 値画像以外に、輪郭線を抽出した 2 値画像に

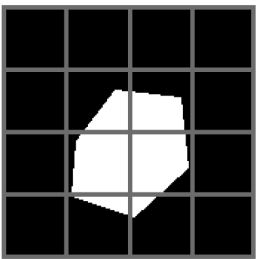
画像の大きさ:256×256



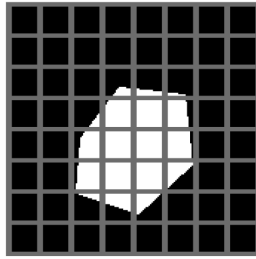
ボックスサイズ=256
(ボックスカウンティング=1)



ボックスサイズ=128
(ボックスカウンティング=4)



ボックスサイズ=64
(ボックスカウンティング=6)



ボックスサイズ=32
(ボックスカウンティング=18)

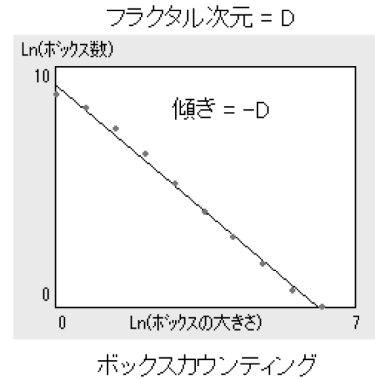
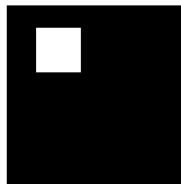
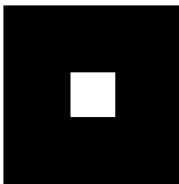


Fig. 5 2値化画像に対するボックスとフラクタル次元

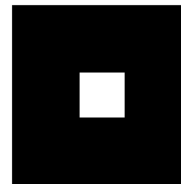


フラクタル次元 1.357143

ボックスサイズ	ボックス数
1	1024
2	256
4	64
8	16
16	4
32	4
64	4
128	1

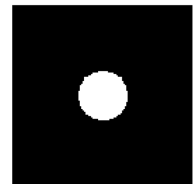
1.484334

ボックスサイズ	ボックス数
1	1024
2	272
4	72
8	20
16	6
32	4
64	1
128	1



フラクタル次元 1.357143

ボックスサイズ	ボックス数
1	1024
2	256
4	64
8	16
16	4
32	4
64	4
128	1



1.348145

ボックスサイズ	ボックス数
1	972
2	259
4	75
8	24
16	12
32	4
64	4
128	1

Fig. 6 解析結果の位置依存性

Fig. 7 形状による依存性

対してフラクタル次元を計算する機能をサポートしている。Fig. 8

また、ROIの部分だけをトリミングした画像

に対してフラクタル次元を計算する機能もサポートしており、設定により対象画像が変化する。パイオニア研究の場合は、この設定に検討をつける

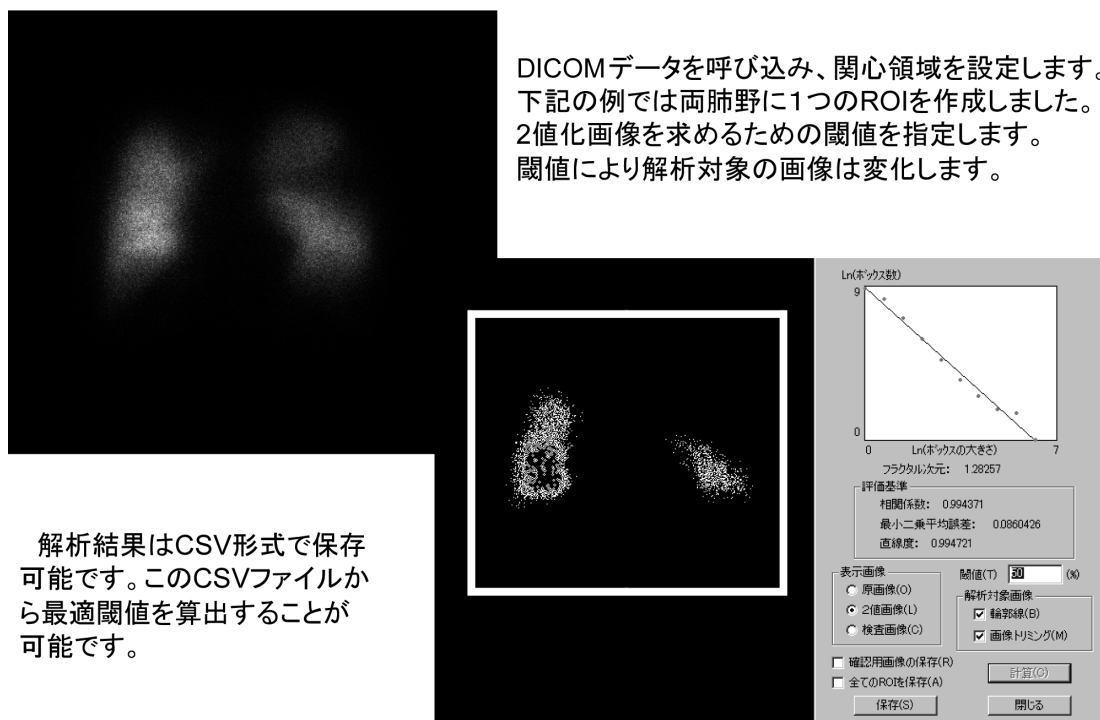


Fig. 8 実際の肺血流シンチ画像処理

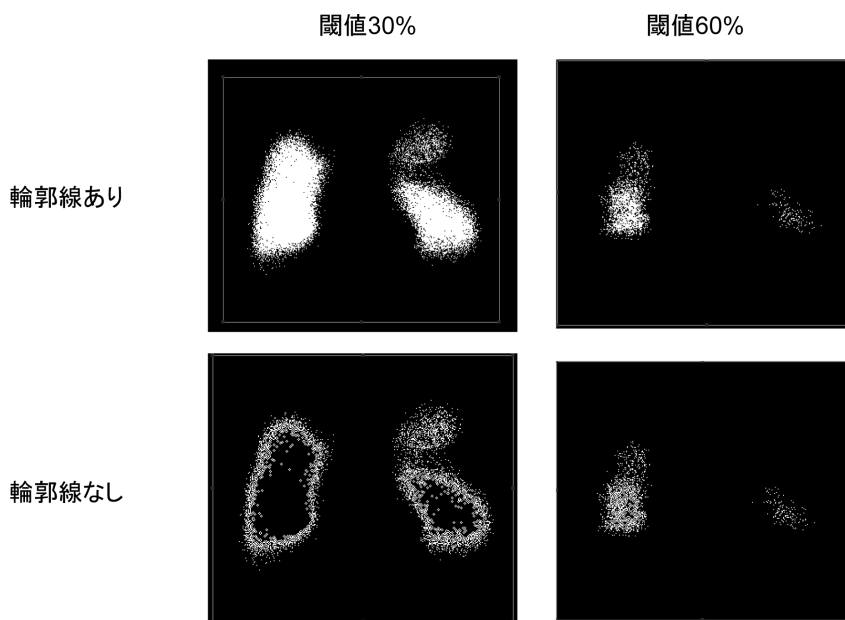


Fig. 9 閾値と輪郭設定（解析設定による画像の変化）

ことが非常に重要となる。今回は、ソフトの使用
方法紹介なので、肺血流シンチの解析設定の問題
は他の論文を参考にされたい。**Fig. 9**

3. ピクセルカウンティング法によるフラクタル 解析

この考え方からは2001年、NAGAO, MURASE

らにより JNM に報告された⁵⁾。このソフトの解析方法はそれに準じている。

1. 閾値を順次変化させて 2 値画像を作成し、各々の画像の閾値以上の画素数をカウントする (ピクセルカウンティング)。
2. $\ln$ (ピクセルカウンティング数) を縦軸に、閾値を変化させる時の下限値を基準にした相対的な濃度値の変化量を横軸にしてグラフを作成する。
3. このグラフの傾き ($-D$) を最小二乗法で求める。 D がピクセルカウンティング法によるフラクタル次元であり、相関係数と直線度はボックスカウンティング法と同様にして求める。この考え方は NAGAO, MURASE らにより定義付けられる。
4. ボックスカウンティング法とピクセルカウンティング法の実際

フラクタル解析を行いたい領域を指定し、その領域に対してボックスカウンティング法によりフラクタル次元を計算することができる。

- ① 解析領域を指定した状態で、[解析(A)] メニューの [フラクタル解析] から [ボックスカウンティング法(B)] をクリックして、ボックスカウンティングダイアログを表示する。
- ② [閾値ボックス(T)] に画像を 2 値化するための閾値を入力する。閾値の値は指定領域に含まれる画素の最大の濃度値に対する割合 (%) で指定する (例えば最大濃度値が 200 の場合、50% と指定すると閾値は 100 となる)。
- ③ [画像トリミング(M)] にチェックを入れると、フラクタル次元を計算するための画像の大きさは指定領域を含む一辺が 2 のべき乗の最小の正方形となる。チェックを入れないと画像全体を利用してフラクタル次元を計算する。但し、どちらの場合もフラクタル次元の計算には、指定領域以外の部分が黒で塗りつぶされた画像が用いられる。
- ④ [輪郭線(B)] にチェックを入れると、2 値画像の輪郭線のみを用いてフラクタル次元を計算する。
- ⑤ [計算(C)] ボタンをクリックすると、指定した閾値を用いて作成された 2 値画像に対し

てフラクタル次元が計算され、フラクタル次元として表示される。ここで、フラクタル次元の計算にはボックスカウンティング法を利用している。

また、輪郭線を用いたフラクタル次元の計算も、輪郭線の周囲長を用いて計算するのではなく、ボックスカウンティング法で計算している。

- ⑥ [評価基準] ボックスには計算されたフラクタル次元に対する評価基準が表示される。評価基準として、相関係数、最小二乗平均誤差、直線度を計算しており、相関係数と直線度は 1 に近い方が、最小二乗平均誤差は 0 に近い方が、計算されたフラクタル次元の信頼性は高くなる。
- ⑦ [表示画像] ボックスからメインウィンドウに表示する画像ができる。[原画像(O)] を選択すると 2 値化処理をする前の画像が表示され、[2 値画像(L)] を選択すると 2 値化処理をした後の 2 値画像が表示される。[検査画像(C)] を選択すると、実際にフラクタル次元を計算した画像が表示される。
- ⑧ [保存(S)] ボタンをクリックし、[名前をつけて保存] ダイアログから保存するファイル名を指定して、現在選択されている ROI に対するフラクタル次元の計算結果を保存する。但し、保存されたフラクタル次元の計算には [閾値(T)] で指定した値とは関係なく、閾値が 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, 90% に対するフラクタル次元の計算結果と評価基準項目の値が保存される。全ての ROI に対してフラクタル次元の計算結果を保存する場合は、[全ての ROI を保存(A)] にチェックを入れる。各 ROI に対する結果は全て異なるファイルに保存される。また、ROI の確認画像を保存する場合は、[確認用画像の保存(R)] にチェックを入れる。確認用画像のファイル名には指定したファイル名に拡張子 (.bmp) が付加された名前が用いられる。Fig. 10

5. ピクセルカウンティング法でフラクタル解析を行う

フラクタル解析を行いたい領域を指定し、その

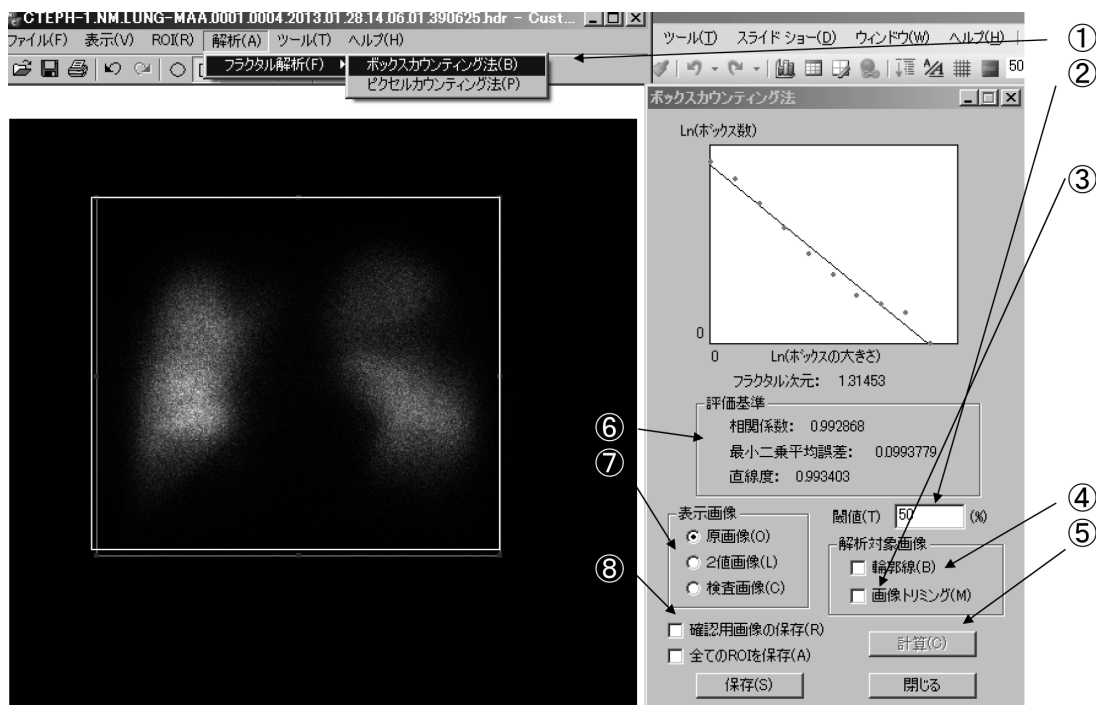


Fig. 10 ボックスカウンティング法の設定

領域に対してピクセルカウンティング法でフラクタル次元を計算することができる。ピクセルカウンティング法によるフラクタル解析では、閾値を変化させて2値画像を作成し、各々の画像の白画素の数に対してピクセルカウンティングを行ってフラクタル次元を計算する。この時、 $\ln$ (ピクセルカウンティング数) を縦軸に、閾値を変化させる時の下限値を基準にした相対的な濃度値の変化量を横軸にして作成したグラフからフラクタル次元を計算する。

- ① 解析領域を指定した状態で、[解析(A)] メニューの [フラクタル解析] から [ピクセルカウンティング法(P)] をクリックして、ピクセルカウンティング法ダイアログを表示させる。
- ② [解析条件ボックス] の下限値 (L) と上限値 (U) で2値化閾値を変化させる範囲の下限値と上限値を指定する。下限値と上限値の値は指定領域に含まれる画素の最大の濃度値に対する割合 (%) で指定する (例えば最大濃度値が200の場合、50%と指定すると閾値は100となる)。また、分割数 (N) では指定し

た閾値の範囲を分割する数を指定する。この値からピクセルカウンティングを行う2値画像の個々の閾値が設定される。例えば、下限値が20%で上限値が60%で分割数が4の時は閾値を20%, 30%, 40%, 50%, 60%として2値画像を作成し、各々の画像に対してピクセルカウンティングを行う。

- ③ [計算(C)] ボタンをクリックすると、指定した条件に基づいたフラクタル次元が表示される。
- ④ [評価基準] ボックスには計算されたフラクタル次元に対する評価基準が表示される。評価基準として、相関係数、最小二乗平均誤差、直線度を計算している。相関係数と直線度は1に近い方が、最小二乗平均誤差は0に近い方が、計算された濃度値基準のフラクタル次元の信頼性は高くなる。
- ⑤ [表示画像] ボックスからメインウィンドウに表示する画像を選択できる。[原画像(O)] を選択するとファイル読み込み時の画像が表示され、[検査画像(C)] を選択すると、実際にフラクタル次元を計算した画像が表示され

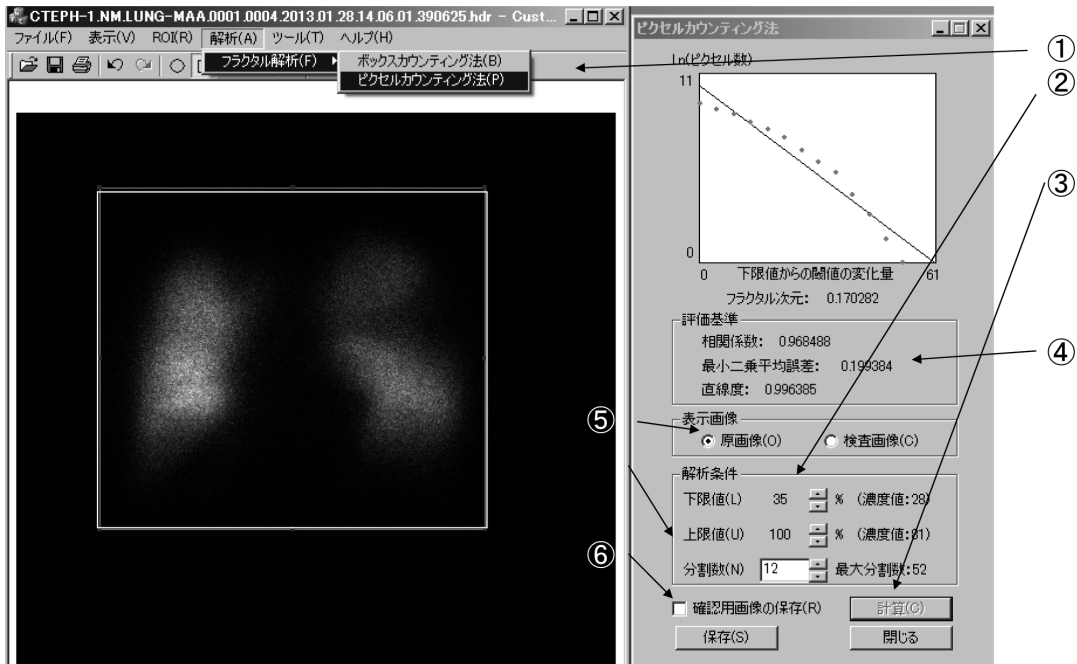


Fig. 11 ピクセルカウンティング法の設定

る。

- ⑥ フラクタル次元の計算時に作成した2値画像に対するピクセルカウンティングの結果を保存する場合は、[保存(S)] ボタンをクリックし、保存するファイル名を指定して、保存操作を行う。ROIの確認画像を保存する場合は、[確認用画像の保存(R)] にチェックを入れる。保存される確認用画像のファイル名には指定したファイル名に拡張子(.bmp)が付加された名前が用いられる。Fig. 11

Ⅲ. 肺野での使用例

2013年日本核医学会学術総会で私たちが肺血流シンチ画像に対し、CustumFractalソフトを使用した研究発表をした。その内容を解析例として紹介する。

【目的】肺性高血圧疾患検査は肺血流シンチを用いるが、その定量法及び鑑別診断用判別手法(CAD)は確立していない。そこで今回、疾患判別に肺血流画像の不均一性(自己相似性)が重要と考え、定量法の組み合わせ発案し、疾患鑑別の検証をした。

【対照】慢性血栓塞栓性肺高血圧症14信号、7例。

原発性肺高血圧症8信号、4例。肺静脈閉塞性疾患10信号、5例。コントロール12信号、6例。計44信号、22例である。

【方法】肺血流シンチにおける不均一性定量値はフラクタル解析ボックスカウンティング(BC)法、ピクセルカウンティング(PC)法を使用し疾患鑑別を実施した。データマイニング手法は、今回発案した階層型ベイズ的潜在クラス分析(BL)法、ニューラルネットワーク(人工知能)からはバックプロパゲーション(BP)法、自己組織化マップ(SOM)法を比較検証した。Fig. 12-Fig. 19

【結果】フラクタル解析は、BC法、PC法ともに定量値とし有用であった。ただし一般分散分析では厳しい結果となった。データマイニング手法は、リスク分析を応用した上でのBL法で、全データのノーマル抽出感度100%、完全判別一致81%であった。非線形モデルの人工知能ではBP法、SOM法は100%自動鑑別診断が可能であった。Fig. 20-Fig. 24

以上のような解析結果が得られた。これは使用例の1例なので、MRI、PET、CT画像などへ応用研究が可能と考えられる。

CTEPH01

前処理DICOM

肺血流シンチ画像を
PCへインポート

濃度及び形状の自己相似
性を数値化条件

BC:2値化 25% 辺縁採用
PC:解析範囲25%~100%

関心領域は全肺野と左右
個別をもうける。

肺血流は全肺野で機能を
診断するがベイズ的に左右
肺野の独立的因子を採用

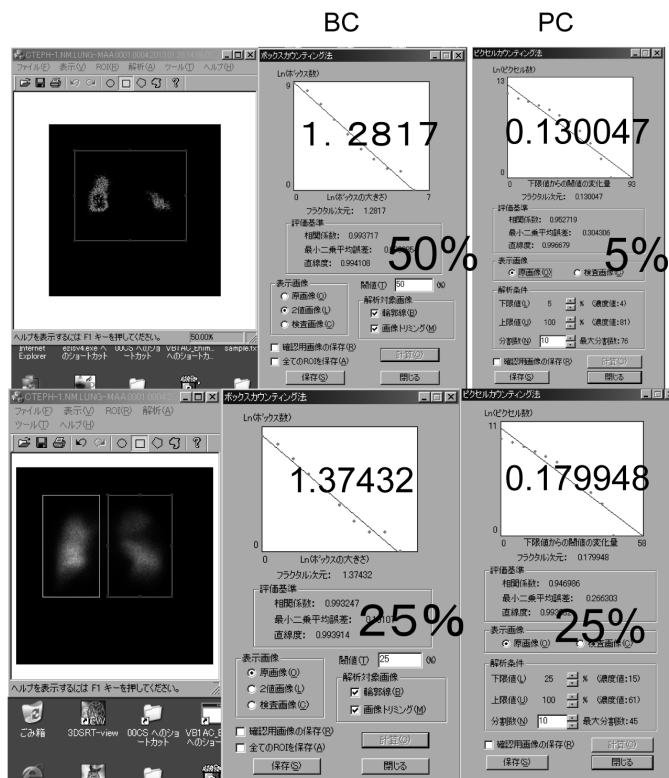


Fig. 12 方法 1（設定と解析）

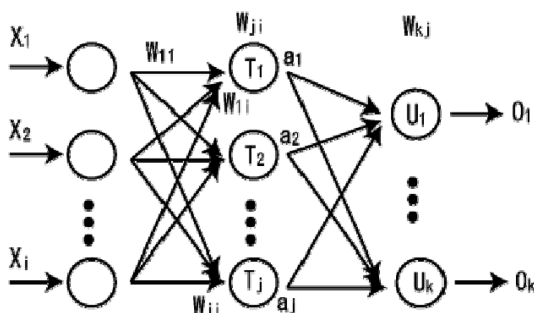


Fig. 13 方法 2（バックプロパケーション法）

IV. おわりに

今回、医療画像の形状と濃度に着目したフラクタル解析が可能な（ボックスカウンティング法、ピクセルカウンティング法）ソフトを紹介した。このダブルフラクタル解析により、様々な医療画像が定量的に研究され、疾患の鑑別・予後予測へと発展していくと考案される。筆者の施設では、機能画像の不均一性と自己相似性にフラクタル解

析との関連性を期待し研究を続けており、参考文献としていくつかの図書を紹介した。

少数ではあるが、内容はプログラムも付いており、複雑系解析全体を書き示している。核医学技術学会員の研究に本稿が活用いただければ幸甚である。

参考文献

- 1) 小国 力：MATLAB によるカオスとフラクタル：初版：朝倉書，1998
- 2) 高橋由武，井上武，村瀬研也，他：臨床画像判別診断への複雑系解析の応用，臨床フラクタル解析，**1**(1)：12-27，2014（印刷準備中）
- 3) 下條隆嗣，カオス力学入門，近代科学社，74-84，1998
- 4) 小国 力：MATLAB グラフィックス集：3 版：朝倉書，2000
- 5) Michinobu Nagao, Kenya Murase, Takanori Kikuchi, Manabu Ikeda, et al: Fractal Analysis of Cerebral Blood Flow Distribution in Alzheimer's Disease, J Nucl Med October 1, 2001 vol. **42** no. 10 1446-1450

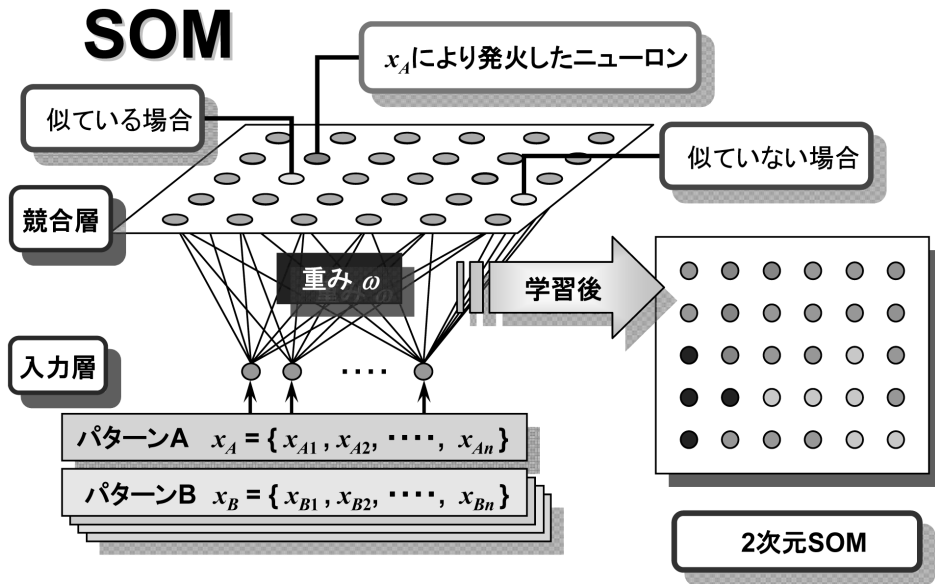


Fig. 14 方法 3a (自己組織化 MAP)

X_1, X_2, X_3, X_4 に対して、それぞれ最も近いWを探し、そこにマッピングする

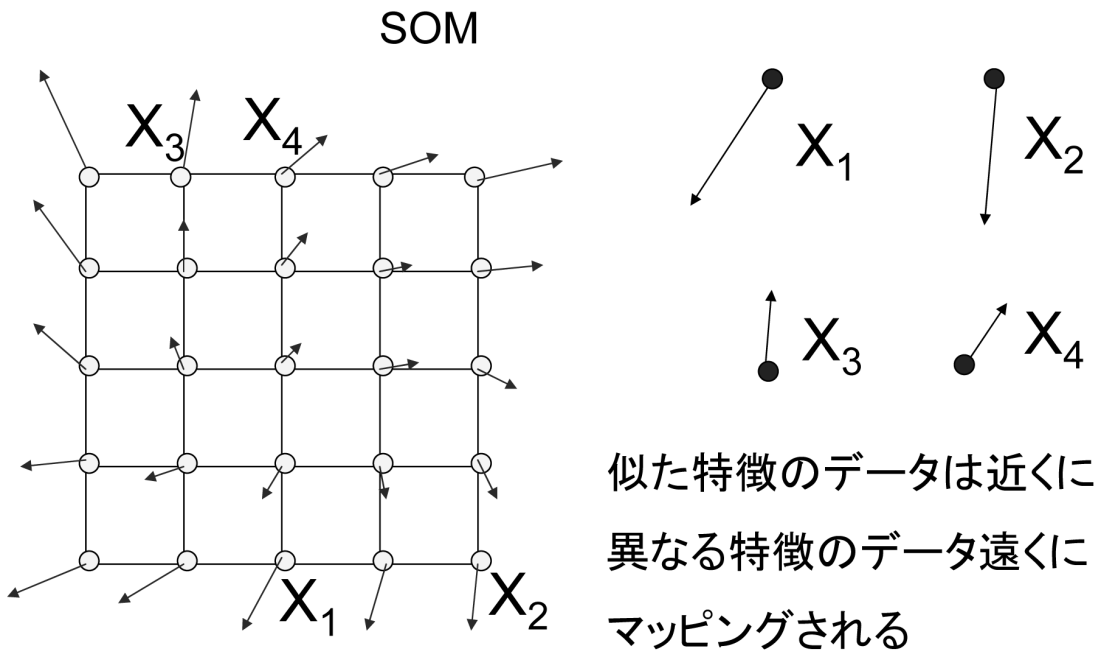
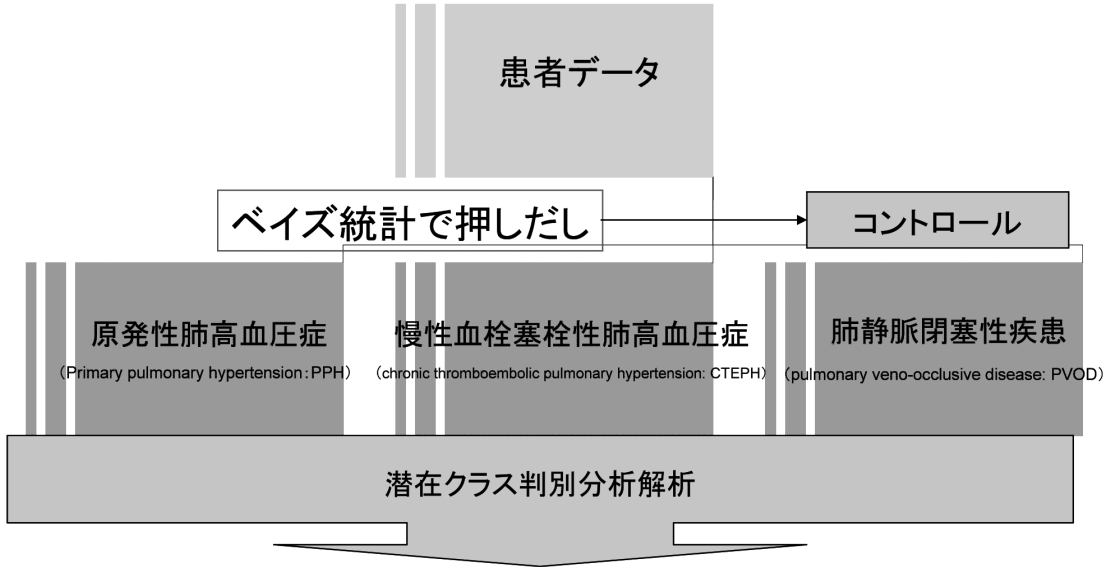


Fig. 15 方法 3b (ベクトルの動き)

ベイズ的アプローチによるコントロールデータ除外後の 階層判別潜在クラス分析デザイン



肺性心疾患

Fig. 16 方法 4（階層的なアプローチ）

潜在変数モデル (Latent Variable Model)

潜在クラスモデル 潜在構造分析
 潜在クラスモデル
 潜在距離モデル
 潜在特性モデル
項目反応モデル (Item Response Model)
 潜在プロフィールモデル
 因子分析モデル 共分散構造モデル

Fig. 17 方法 5a（潜在クラスモデルの導入）

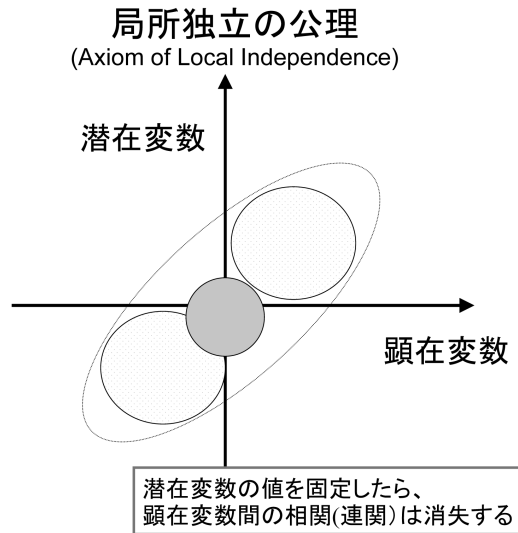
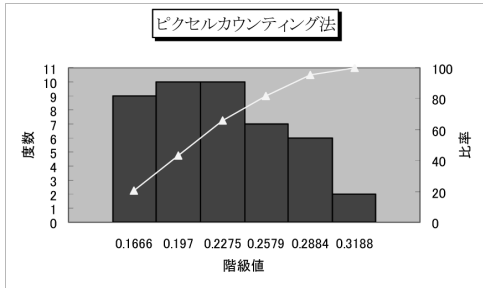


Fig. 18 方法 5b（局所独立について）

複数のポアソン分布を想定



AIC基準 = $-2 * \text{対数尤度} + 2 * \text{パラメータ数}$

AICが小さい方が良い。

メモ

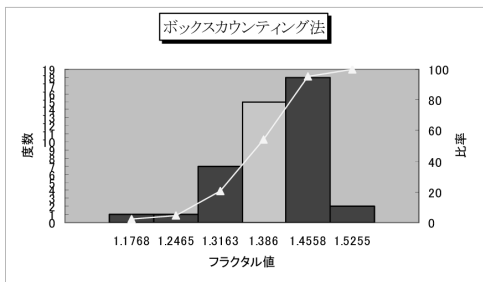
パラメータ数が多くなると尤度はおおきくなる。

意思決定

リスク分析手法

実測値に100例の

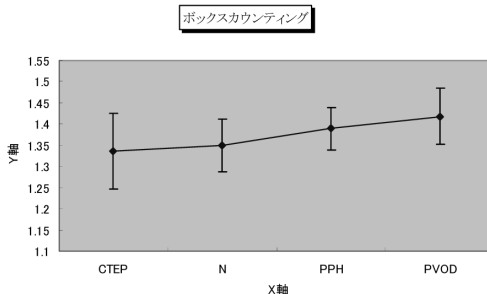
モンテカルロシミュレーション クラス5



相対度数	Class1	Class2	class3	Mix	対数尤度	尤度
0.529316	0.784334	0.303465	0.020755	0.529312	-2676.4	0
0.273905	0.190531	0.361879	0.080425	0.273916	-2819.072	0
0.121917	0.023142	0.215768	0.155822	0.121906	-2039.267	0
0.047685	0.001874	0.085767	0.201269	0.047662	-1153.533	0
0.016608	0.000114	0.025569	0.194977	0.016639	-540.672	1.55E-235
0.005913	5.53E-06	0.006098	0.151106	0.006007	-240.396	3.96E-105
0.002768	2.24E-07	0.001212	0.097588	0.002517	-131.6642	6.591E-58
0.001007	7.77E-09	0.000206	0.054022	0.001161	-54.06547	3.309E-24
0.000503	2.36E-10	3.08E-05	0.026167	0.000528	-30.18601	7.769E-14
0.000126	6.37E-12	4.08E-06	0.011266	0.000223	-8.409543	0.0002227
0.000252	1.55E-13	4.86E-07	0.004366	8.58E-05	-18.72788	7.355E-09

Fig. 19 方法 5c (AIC 基準判定)

通常の分散分析、個別に自己相似性を解析



Bonferroni/Dunn

危険率5%

危険率1%

平均値の差

棄却値

棄却値

CTEP,N

-0.0144531

0.078547

0.09541

CTEP,PPH

-0.05457693

0.088491

0.107489

CTEP,PVOD

-0.08300943

0.082668

0.100416

N,PPH

-0.04012383

0.091133

0.110698

N,PVOD

-0.06855633

0.085491

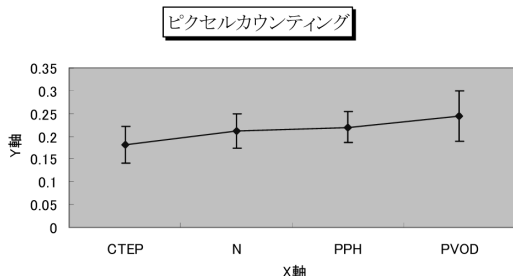
0.103844

PPH,PVOD

-0.0284325

0.094708

0.115041



Bonferroni/Dunn

危険率5%

危険率1%

平均値の差

棄却値

棄却値

CTEP,PPH

-0.03848

0.052278

0.063501

CTEP,PVOD

-0.06203

0.048838

0.059323

N,PPH

-0.00852

0.053839

0.065397

N,PVOD

-0.03207

0.050505

0.061348

PPH,PVOD

-0.02356

0.055951

0.067963

Fig. 20 結果 1 (分散分析の結果)

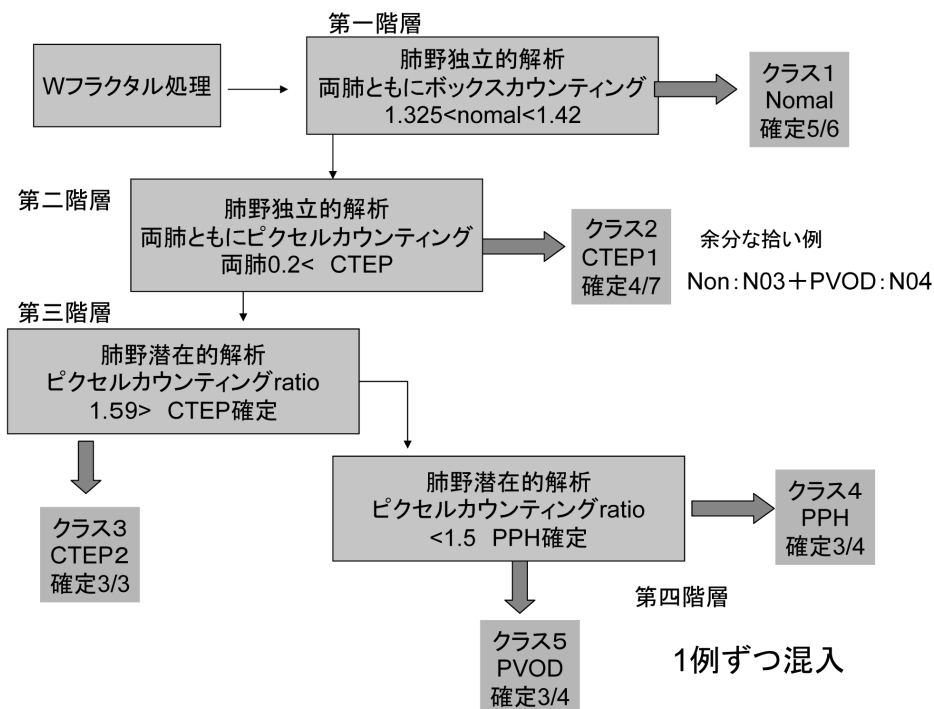


Fig. 21 結果 2（判定結果の階層）

予備状況				予備状況			
		nomal	nomal			ボックス	ピクセル
CTEP02R	□	4	2.639	CTEP02R	□	1.32359	0.198103
CTEP02L	□	4	2.675	CTEP02L	□	1.36409	0.190539
CTEP03R	□	4	2.733	CTEP03R	□	1.29039	0.142294
CTEP03L	□	4	2.582	CTEP03L	□	1.41461	0.234937
CTEP04R	□	4	2.751	CTEP04R	□	1.31396	0.155439
CTEP04L	□	4	2.325	CTEP04L	□	1.10704	0.164333
CTEP05R	□	4	2.746	CTEP05R	□	1.37492	0.142329
CTEP05L	□	4	2.591	CTEP05L	□	1.42243	0.2272
CTEP06R	□	4	2.507	CTEP06R	□	1.45396	0.275074
CTEP06L	□	4	2.66	CTEP06L	□	1.42196	0.13333
CTEP07R	□	4	2.796	CTEP07R	□	1.27719	0.136974
CTEP07L	□	4	2.734	CTEP07L	□	1.29557	0.172077
N01R	□	1	2.613	N01R	□	1.37014	0.224
N01L	□	1	2.617	N01L	□	1.4133	0.211292
N02R	□	1	2.549	N02R	□	1.33067	0.266333
N02L	□	1	2.537	N02L	□	1.39903	0.236059
N03R	□	1	2.301	N03R	□	1.20719	0.153333
N03L	□	1	2.306	N03L	□	1.2561	0.136133
N04R	□	1	2.67	N04R	□	1.33303	0.202135
N04L	□	1	2.69	N04L	□	1.32546	0.19146
N05R	□	1	2.614	N05R	□	1.33356	0.221936
N05L	□	1	2.646	N05L	□	1.33337	0.215972
PPH01R	□	2	2.563	PPH01R	□	1.399	0.251942
PPH01L	□	2	2.536	PPH01L	□	1.44675	0.233635
PPH02R	□	2	2.672	PPH02R	□	1.311944	0.206435
PPH02L	□	2	2.694	PPH02L	□	1.37253	0.176037
PPH03R	□	2	2.517	PPH03R	□	1.4121	0.279357
PPH03L	□	2	2.643	PPH03L	□	1.44113	0.133907
PVOD02R	□	3	2.463	PVOD02R	□	1.44727	0.310104
PVOD02L	□	3	2.431	PVOD02L	□	1.49469	0.233455
PVOD03R	□	3	2.524	PVOD03R	□	1.43161	0.269301
PVOD03L	□	3	2.517	PVOD03L	□	1.44777	0.269623
PVOD04R	□	3	2.71	PVOD04R	□	1.30236	0.135133
PVOD04L	□	3	2.632	PVOD04L	□	1.33147	0.13136
PVOD05R	□	3	2.769	PVOD05R	□	1.31334	0.143706
PVOD05L	□	3	2.565	PVOD05L	□	1.42794	0.242292

Fig. 22 結果 3（人口知能での判定結果）

認識結果				認識結果			
		cate	cate			ボックス	ピクセル
CTEP01 R	○	4	2.687	CTEP01 R	○	1.37432	0.179948
CTEP01 L	○	4	2.796	CTEP01 L	○	1.25564	0.143068
N06R	○	1	2.573	N06R	○	1.3787	0.250562
N06L	○	1	2.596	N06L	○	1.40484	0.228841
PPH04R	○	2	2.665	PPH04R	○	1.32407	0.207653
PPH04L	○	2	2.597	PPH04L	○	1.41171	0.226245
PVOD06R	○	3	2.55	PVOD06R	○	1.4254	0.253036
PVOD06L	○	3	2.459	PVOD06L	○	1.50558	0.29786
正解率 8 / 8 (100.00%)				正解率 8 / 8 (100.00%)			

重み				学習10回毎の学習状況							
	I-bias	I-1	I-2	学習回数	学習結果		認識結果				
					学習誤差	学習率	正解数	認識誤差	認識率	正解数	
M-1	0.760883	-0.73246	-1.17888	10	0.16179	1	36	0.138233	1	8	
M-2	0.811387	0.626433	0.615845	20	0.162364	1	36	0.139514	1	8	
				30	0.162911	1	36	0.139926	1	8	
	M-bias	M-1	M-2	40	0.160908	1	36	0.13494	1	8	
O-1	-0.45598	1.31479	0.078549	50	0.166813	1	36	0.145096	1	8	
				60	0.165234	1	36	0.142402	1	8	
				70	0.16346	1	36	0.138995	1	8	
				80	0.166691	1	36	0.143613	1	8	
				90	0.161086	1	36	0.133882	1	8	
				100	0.160125	1	36	0.131776	1	8	

Fig. 23 結果 4 (認識結果と学習状況)

som

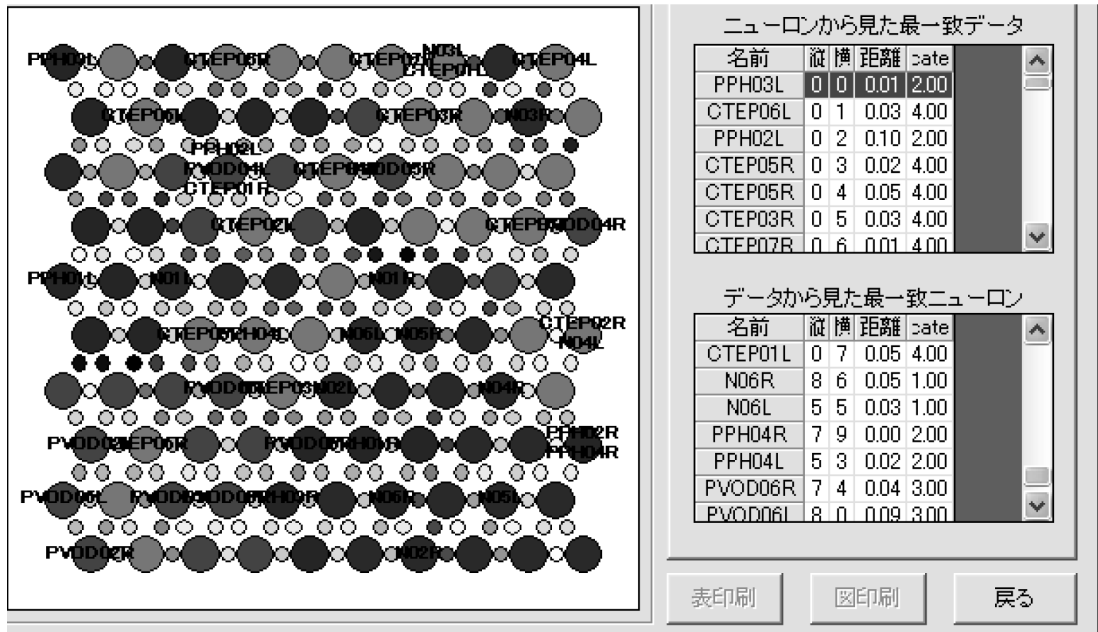


Fig. 24 結果 5 (自己組織化 MAP 法での結果)