

形なき形を見る望遠鏡の作り方 —視覚計算理論の天文画像処理への応用—

花 見 仁 史

1 はじめに

天体望遠鏡を通して淡く光る星団、星雲を初めて見る人はそれが視野の中央にあるにもかかわらず、存在を確認することが難しい。しかし、慣れるにしたがって、直視せずに視点の中心を少し外すと淡い像が浮き上がってくるのがわかるようになる。これは、単に星雲が淡く見にくいだけでなく、目には“盲点”が存在するためである。網膜の中心近くは、網膜各部分から脳につながる視神経がたばになる領域で、光を受ける受光体の細胞がない部分となっている。この“盲点”では光を感じる事ができなく、網膜上では視野の中心近くの像は欠落している。日常では、我々はこの盲点を意識する事なく生活している。これから、視覚には、網膜をフィルムに置き換える事のできるカメラの描像を越えた、自動的に網膜像の欠落を補う様な情報処理機能がひそんでいることは、明かである。

古来から、外界がどの様にして網膜を通して頭の中で再構築されるのか？、写真と視覚はどう違うのか？などが思索の対象になってきた。近年、神経生理学やコンピュータの発達により、知覚、特に視覚研究に対して新しい方法論と理解の方向が現れてきた。その一つとして、視覚がどの様に、起こっているかより、むしろ、いかなる生物、さらにたとえ機械であろうとどの様にすれば、それが可能になるかを理解しようとする立場がある。つまり、“見る”機械とプログラムを設計することを考えるのである。しかしながら、1970年代の段階で可能になったことは、心理学的に納得のいく視覚メカニズムというより、人工的線画の様な記号的記述で操作可能な限定された工学的手法と言えようなものであった。

この段階を突破したのがMarrにより提出された視知覚システム研究のアプローチである。Marrはその実行装置を一つの分析水準での理解だけでなく、理解の3つの水準、つまり計算理論、アルゴリズム、実行装置に分け、把握する必要性を強調した。これを“計算”と言う行為を考えると分かりやすい。暗算、算盤、電卓、コンピュータのどの実行装置を使おうが、加減乗除、交換、結合法則などを正しく適用できれば、“計算”は可能である。つまり、正しい結果を得るには、その実行装置に適したアルゴリズムを用いればよい。“計算”と言う行為は、電卓を分解し調べるよりむしろ、この正しく適用すべき各法則を明らかにしてこそ、その理解が可能になる。“計算”における法則に相当する視覚の計算理論を構成することが実行装置“目”そのものの理解以上に必要とされる。Marrのこの研究プログラムは、Marrの死後もより発展してかなりの視覚機能が計算理論に還元されている。この成果は、人工視覚システムに応用されてきている。

一方、天文学においては観測、実験、シミュレーション問わず、得られる情報は今日では多量の多次元データの形になっている。自然界の複雑な形態はデジタル化された画像により容易に可視化され、複雑なまま見ることが可能となった。しかしながら、これは視覚情報処理においては網膜上に像を得た段階でしかない。形態の複雑さへの理解には、さらにその情報の抽出が必要である。人間のパターン認識はこの評価をうまく行っている様に見える。このパターン認識過程は視覚の初期情報処理の上に成立しているため、初期視覚の計算理論を適用すること

で、一見形なき形の広がって淡い星団、星雲などの構造を複雑なまま理解できる道が開けよう。従って、この小論では初期視覚の計算理論を振り返りながら、画像からの構造の定量化について考察し、さらにその処理法としてウェーブレット解析を試みた手法を紹介する。

2 初期視覚の計算理論

2.1 Marrの視覚系モジュールパラダイム

視覚はどのような計算問題を解いているのか、特にその初期過程（初期視覚）の目的として、Marrは網膜に投影された2次元画像データから3次元の可視表面の幾何学構造を推測することを考えた。さらに、彼はこの初期視覚処理系を第一近似的モデルとして、ほぼ独立していると思わせる個々の処理過程の部分の集まりとして実現しているとする考え方、モジュール設計の原則のもとでの理解を試みた。視覚は、情報処理過程として3つのレベル、初期視覚、中間視覚、高次視覚に分けることができるとされる。以下に、Marrの描像に沿って主に初期視覚のモジュールを見ていこう。

色彩の問題は無視すると、視覚情報処理のはじまりは、網膜上の結像した光と細胞との物理的相互作用による光強度値の2次元配列“灰色レベルイメージ”の生成である。この灰色レベルの配列は事物の表象とはほど遠く、これは任意の分解能でとらえた配列内の各点の光強度にすぎない。これは、まさにカメラや望遠鏡に取り付けたCCD素子からの画像イメージと同様なものと考えてよい。ここを計算理論のはじまりにすることは、デジタルデータを扱う今日では工学的応用を考えるうえでも利点が多い。一方、我々の日常生活では、一般には、光強度は物体の縁のところで大きく変化することが多い。視覚はこの情報を取り込むことで、2次元画像では背景に埋もれた物体を抽出する。この光強度変化の定位を視覚システムは灰色レベルの配列に行い、配列の境界から物体の輪郭を抽出する。これは視覚的フィルタリングの操作として理解できる。さらに、これらのフィルタリングの結果をもとにした縁(edge)、棒(bar; 平行な縁の対)、端点(termination)、小塊(blob; 縁が小さく閉じたもの)などの表現素を用いて局所的な細部をとらえる“素原始スケッチ”を生成させる。

この“素原始スケッチ”からそれらの表現素の連結、群化過程によってより大きなスケールでの構造と境界を検出する表現系“完全原始スケッチ”が生成される。この段階は、まだ2次元表現でしかない。ここまできわゆる初期視覚である。さらに、中間視覚では多くの処理過程の作用により、可視表面の幾何学構造の表現を引き出す。これは、まだ完全な3次元表現ではないが、可視表面の奥行き、方向を表現しているため、Marrはこれを $2\frac{1}{2}$ 次元スケッチと呼んだ。多くの処理過程が並列的に原始スケッチに作用して、 $2\frac{1}{2}$ 次元スケッチが生成される。それには、両眼視差、運動視差、陰影、隠ぺい輪郭、テクスチャーなどの処理が関わり、統合される。この段階でも、表現は観察者中心の座標系において構築される。最終的には、さらに進んだ段階、高次視覚で“物体中心座標系”における物体の3次元表現となると考えられる。

このMarrにより提案された視覚計算理論は、大枠として画像処理を考える上でも非常に示唆に富むものである。しかしながら、中間視覚より高次のレベルについては、我々の視覚が扱う日常的环境とは異なり距離情報がいちじるしく乏しい天体観測の状況では、その応用は困難であろう。さらに、我々は心象として天体画像を扱うのではなく、その構造を定量化した後に、評価することなくしては、その構造を共通の認識のうえに理解することは不可能となる。したがって、当面の応用を考えるために主に初期視覚までの原始スケッチ生成過程を画像処理に取

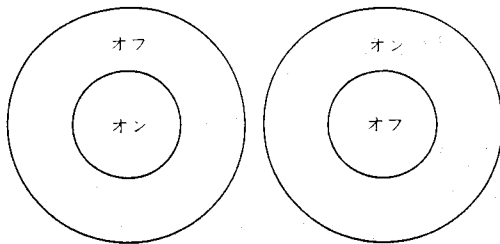
り入れる可能性を探ることにする。原始スケッチでは局所的な属性を数値化された配列で表現できるので、応用問題を考えるには適している。その天文画像処理への応用のため、まず、この初期視覚の出発である空間情報のサンプリングについて詳しく論じることにする。

2.2 視覚における空間情報のサンプリング

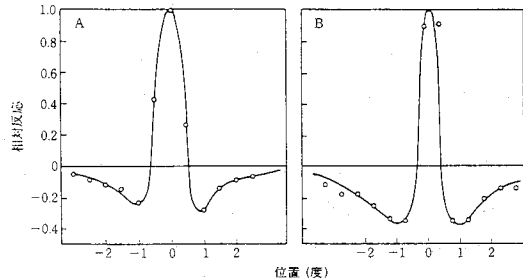
受容野と呼ばれる網膜上の光に反応するニューロンの領域がある。ここの細胞は単に平均的な光強度を検出しているのではなく、一般には局所的コントラストを検出している。この形状は円形状で、中心部と周辺部の反応は互いに競合するものが多い(図1)。この受容野の感度分布についてMarrらはX型神経節細胞についてはガウス関数 $G(r)$ の差DOG関数(Difference Of Gaussian)

$$DOG(r) = A(\exp(-r^2/\sigma_e^2) - Q\exp(-r^2/\sigma_i^2)), \quad (1)$$

で近似表現されるとした。ここで σ_e 、 σ_i は興奮領域及び抑制領域の標準偏差、 Q は抑制の強さを表現しており、 A 、 AQ はガウス関数のピーク値である。また、図2にサル視覚領のX型細胞の応答特性を示してあるが、ガボール関数でよく表現される。どちらの関数も中心部と周辺部はたがいに競合する応答特性になっている。



(a) オン中心-オフ周辺型受容野、およびオフ中心-オン周辺受容野の2次形状。これらの受容野はそれぞれ、明・暗の局所的コントラストを検出している。



(b) ネコのX-オン型(左)、Y-オン型(右)の神経節細胞の反応 Kaplan et al. (1979)より

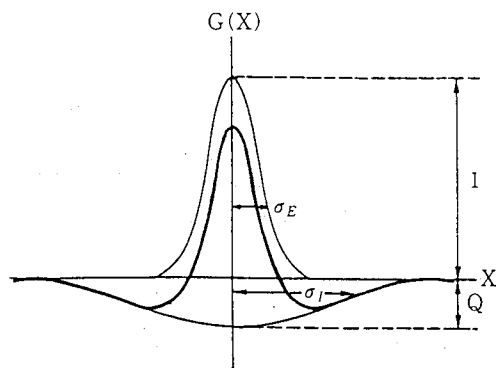


図1 視覚受容野

(c) 受容野の感度分布 $G(X)$ 。 X は、受容野の中心からの距離を示す。 σ_e 、 σ_i とはそれぞれ受容野中心及び周辺の大きさを示すパラメータである。このとき $G(X)$ は次のように書ける。

$$DOG(X) = \exp(-X^2/\sigma_e^2) - Q \cdot \exp(-X^2/\sigma_i^2)$$

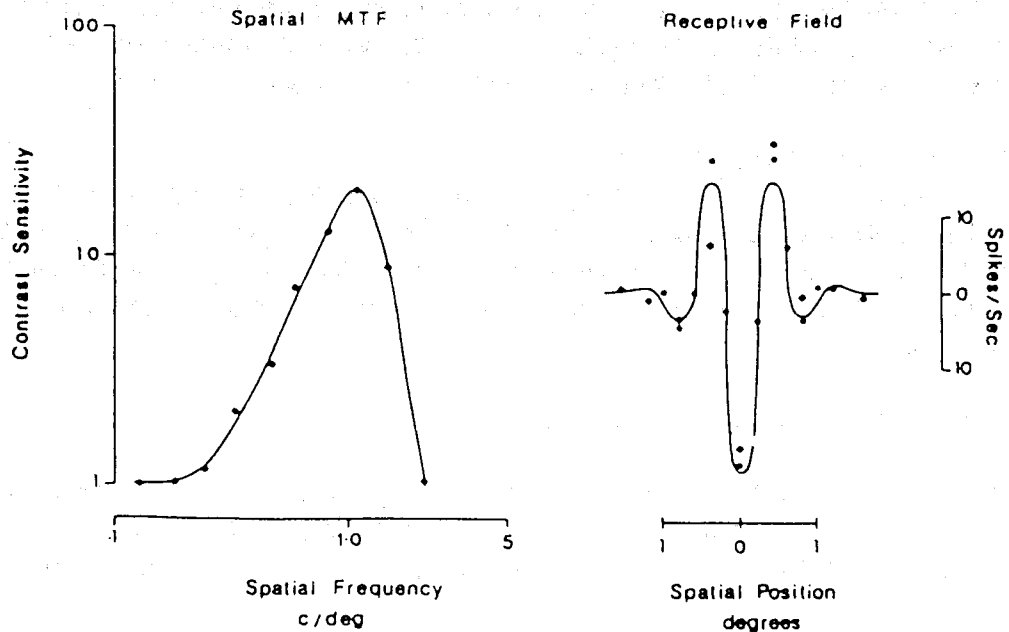


図2 サルの視覚領の単純型細胞の空間周波数特性。Marcelga (1980) より

まず、視覚は、対象の光度変化を検出しその局所的構造を推測する必要がある。光強度が急激に変化する位置ではその1回微分の値は大きくなる。さらにその2回微分したもののゼロ交差の位置が光度変化の顕著な位置に一致する(図3)。したがって、変化の顕著な位置の検出はゼロ交差の検出で可能である。近似感度分布を表すDOG関数は、非常にガウス関数 G の2階微分 $\nabla^2 G$ に酷似している(図4)。つまり、受容野の感度分布は $\nabla^2 G$ で近似できる。ここで網膜像を $f(x)$ とすると、受容野を通した出力は $(\nabla^2 G) * f$ となる。ここで $*$ はたたみ込みを意味する。 $(\nabla^2 G) * f = \nabla^2 (G * f)$ となるのでガウス関数でぼやかしたのち2回微分をとったものと同じものになる。したがって、ガウス関数の標準偏差より小さい光度変化は無視でき、 σ を変化させることで、分解能を変えた光度変化を抽出できることになる。

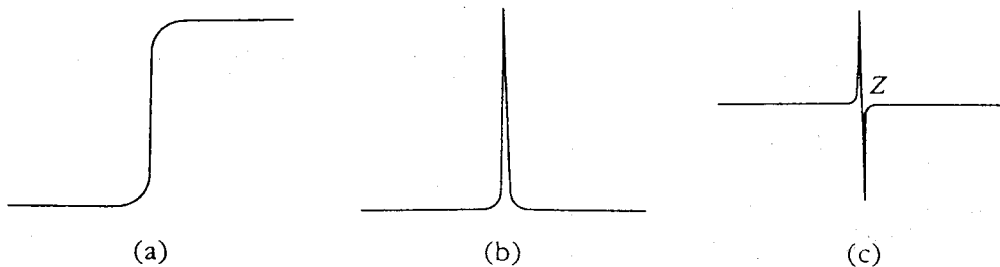


図3 ゼロ交差の概念。強度変化(a)によって1次導関数におけるピーク(b)が生じ、2次導関数における(勾配の大きい)ゼロ交差Z(c)が生じる。

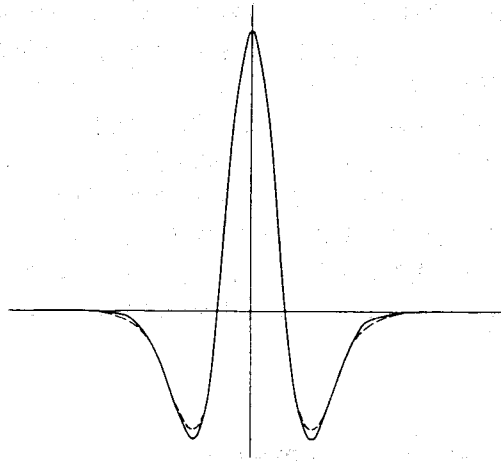


図4 二つのガウス関数の差 (DOG) (破線), $\nabla^2 G$ (実線)
 プロフィールは非常に似ている. (D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection,"
 Proc. R. Soc. Lond. B 207, pp.187-217)

このように、すでに受容野の段階でフィルタリングが行われており、この情報をうまく利用することで物体の輪郭などが抽出することができる。 $(\nabla^2 G)$ の操作からゼロ交差の位置を見つけるため、MarrとHildreth(1979)は、近接するオン中心興奮細胞とオフ中心抑制細胞の積(AND演算)をとることを提案している。図5の様に細胞の配列により、近傍のゼロ交差が特定の方位を向いているときによく反応する機能を持たせることが可能になる。実際、これらの網膜の神経節細胞からの出力は外膝状体を通して大脳視覚領V1の4C層に入力されるが、ここにはこの様な特定方位に反応するコラムが存在し、これが集まってハイパーコラムを形成している。

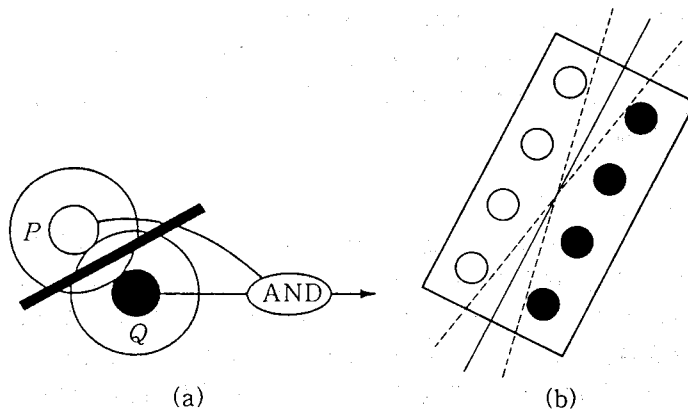


図5 方向性を持つゼロ交差セグメントの検出機構
 (a) Pはオン中心型の外側膝状体X細胞受容野を、そしてQはオフ中心型の受容野を表している。ゼロ交差がその間を通っていれば、その間にゼロ交差が存在する。したがって両者が図のようにANDゲートでつながれていれば、そのゲートはゼロ交差の存在を検出することになる。
 (b) (a)で示された機構がいくつか縦に並んでいて、その間にも積(AND)をとるようなつながりがあれば、おおよそ図の破線と与えられる範囲内の方向性を持つゼロ交差セグメントを検出することになる。理想的には、すべてのPとQの入力が活性化しているときにだけそれらの和を出力するゲートを用いることができる。Marr & Hildreth (1980) より。

さらに、Watson(1982)やWilsonら(1983)によると、受容野には異なった分散をもつDOGまたはガボール関数で表現できる6から7の空間周波数チャンネルの存在が示唆されている。ガウス、DOG関数は周波数空間で局在しており、それぞれローパスフィルター、バンドパスフィルターの働きをする。ガボール関数も含めて、これらの関数は空間的にも、周波数的にも局在している。これらの関数にしたがって反応するいくつかの周波数チャンネルを用意することで広い帯域をカバーできる。この様に大脳視覚領では、種々の空間周波数に選択的に応ずる細胞により、種々の大きさの方向性を持つフィルタ機能が網膜像を並列処理していると考えられる。この視覚の多重解像度システムは複雑な形状を経済的に表現するのに適していると思われる。この性質は階層的構造表現に適してしており、この点を後にウェーブレット関数系を導入する時にも議論する。

3 天文学における画像処理

観測、実験、シュミレーションからの多量の多次元データの解析には、そこに埋もれている形態の複雑さに対する理解と再現性のある解析による構造の定量的評価が必要になる。適当な画像処理を通して形態の定量評価を行い、物理過程を踏まえたシュミレーション結果や観測データと突合せながら現象を捉える研究スタイルの確立が望まれる。上で述べた視覚計算理論が示す様に、我々の視覚系が巧妙に情報処理を行っていることがわかる。従って、天体画像処理においても、Marrの言うところの $2\frac{1}{2}$ スケッチまではいかないにしても、その手前の原始スケッチの様な表現素での表現に還元できれば、一見不定形な構造もその構造的性について一般性のある解析を行うことが可能であろう。従って、視覚情報処理における表現素生成過程で重要な空間情報のサンプリングと酷似したウェーブレット解析を基にした多重解像度処理法による構造の定量化が天文画像処理の領域で有望と考えて、その手法を開発している。天文学への具体的応用として、広がっていてこれまで形状についてあまり定量化が進んでいない星間媒質の階層的構造の解析を行っている。この問題についてのこれまでの試みを振り返るとともに、ウェーブレット解析を基にした多重解像度処理法による構造の定量化の手法と具体的な解析例について、述べることにする。

3.1 星間媒質構造を定量化する試み

これまで、多くの場合星間媒質は一様、または多相的状态での静的描像で取り扱われる事が多かった。理論的には星間媒質の三相モデルが星間媒質の進化とエネルギー収支を説明するものとして受け止められている。しかしながら、ミリ波での星形成領域の最近の観測から、分子雲は不均一で階層的構造を持ち、乱流的状态にあることは明かとなってきている。分子雲は明らかに自己重力による束縛の効果は無視できなく、この階層性や乱流の性質が単純な流体力学で現れるものと同一視することはできない。さらに、星の質量分布がこの分子雲の階層性と関係していることは、分子雲中の高密度コアでは星形成が活発に起こっている事からも示唆される。従って、これまでの三相モデルのような階層構造を考慮できないものではなく、星と星間媒質との相互作用や星形成過程を考慮したうえでの星間媒質の階層構造を再現するモデルを提出することが必要とされる。

その一方で近年の観測データ量の指数関数的増大は、星間媒質の様な広がりのある不定形のものについては、確実にその情報量は増加しているはずであるが、どのようにそのデータを見

ればよいか、特に構造表現についてどうすればよいかなどの点について確立した方法論が提示されていない。従って、構造、とくに階層的構造を的確に表現できる手法を提案するのも理論家の務めである。

これまで、天文学の領域で試みられてきたものとしては、時系列解析によく登場するスペクトル解析 (Peebles 1980)、2体相関関数による解析 (Peebles 1980, Kleiner & Dickman 1985, Prault et al. 1985)、Genusによる解析 (Gott et al. 1989)、最小木法による解析 (Bhavsar & Ling 1988) などがある。さらに、構造木法による解析の試みもなされている (Scalo 1990)。一方最近、局所性、間欠性が伴う階層間の関係を量化して評価可能な優れた手法としてウェーブレット解析が提案されている。この解析は最近、流体の乱流解析によく用いられるようになってきており、間欠的な構造の性質を拾い出すことに適している。

4 ウェーブレット解析と階層構造表現

ウェーブレット解析の数学的基礎の詳説はこの小論では覆いきれないので、詳しくは文献を参考にしてもらうとして、以下では、主にウェーブレット解析により、どのような階層構造表現が可能であるか述べることにする。

4.1 ウェーブレット変換

ウェーブレット解析を定義するために、空間的にも周波数的にも局在した基本ウェーブレット関数 (analyzing wavelet) $\psi(x)$ を用意する。 $\psi(x)$ は原点を中心に幅 T で局在している。また、そのフーリエ変換 (周波数空間表現)

$$\hat{\psi}(\omega) = (2\pi)^{-1/2} \int dx \psi(x) e^{-i\omega x} \quad (2)$$

は、ある正の周波数領域の間 $[\omega_1, \omega_2]$ 、すなわち中心周波数 $(\omega_1 + \omega_2)/2$ のまわりに幅 $\Gamma = (\omega_2 - \omega_1)$ で局在し、アドミッシブル条件

$$\hat{\psi}(0) = (2\pi)^{-(1/2)} \int dx \psi(x) = 0 \quad (3)$$

をみたしている。ウェーブレット関数は、この基本ウェーブレット関数 $\psi(x)$ を a 倍のスケール変換をした後に、原点を b だけ平行移動して得られる。

$$\psi_{a,b}(x) = a^{-1/2} \psi((x-b)/a) \quad (4)$$

$$(5)$$

また、このフーリエ変換から $\hat{\psi}_{a,b}$ は中心周波数 ω_M の周りに幅 Γ/a で局在していることが分かる。ウェーブレット関数は空間で $(b \pm aT/2)$ 、周波数で $[\omega_1/a, \omega_2/a]$ の領域に局在しており、 $\psi_{a,b}$ はバンドパスフィルターの働きをすることがわかる。この性質はまさに視覚の空間サンプリングで出てきたガボール、DOG関数の性質である。従って、視覚の情報処理はウェーブレット関数の視点から数学的に構成的に捉えることができる。

4.2 空間一周波数空間のサンプリング

従来から信号処理によく用いられているウィンドウ付き三角関数もウェーブレット関数と同様に、空間及び周波数空間で局在している。しかしながら、前者は、実空間、周波数空間ともに同じ分解能でサンプリングを行うのに対して、後者は、特に、高い中心周波数を持つフィルタは周波数バンド幅が大きくなり、周波数分解能は低下するが、空間分解能は高くなる。低い中心周波数フィルタになると、逆に空間分解能は低くなるが周波数分解能は高くなる(図6)。この性質は多重解像度解析にとって優位なものである。このようなフィルタを通した情報には、本来の一次情報つまり入力情報が完全に含まれていることが、情報利用の経済的側面からも重要になる。言い換えれば、入力情報を再現できるための必要最小限のフィルタの組を選ぶことになる。つまり、数学的には $\psi_{a,b}$ の系が完全基底をなせばよい。直交性を要請しないオーバーコンプリートな基底は a, b の取り方に不確定性原理的制限を加えて、サンプリングするようなアフェイン変換により生成できる。この基底系はロバストな扱いができるが、基底の取り方に任意性が加わるので、直交性まで要請した完全直交基底系を取ることが望ましい。しかし、一般的な直交ウェーブレット関数系をつくるのは困難があった。Mallatは、多重解像度解析と直交条件との密接な関係性を発見し、系統的に直交ウェーブレットを形成する方法を確立させた。この直交ウェーブレット関数系を用いることで、効率のよい、かつ可逆なデータ処理が多重解像度解析でも可能になった。この数学的基礎については、詳細はこの小論では省き、文献にゆずる。

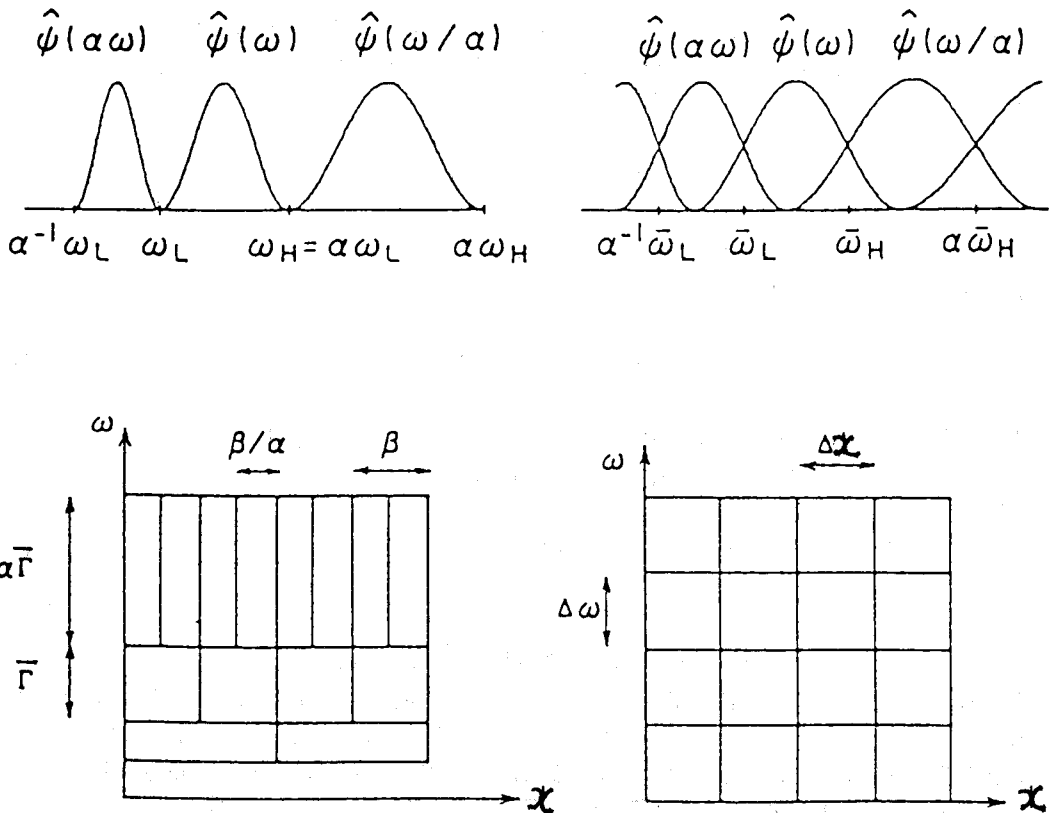


図6 ウェーブレット(左)と窓つき三角関数(右)の実空間一周波数特性

4.3 ウェーブレットによる多重解像度解析

ウェーブレット解析は、ウィンドウ付きフーリエ解析と同様なパワースペクトルなどの情報は得られる。これをテストしてみたものが図7にある。あるスペクトルにもとづく 2^3 点の1次元ガウシアンランダム場を生成させ(図7 a, 上), これを解析した。ただし, この生成させた1次元ガウシアンランダム場には中心にピークをもつ様に(図7 b, 中), 制限条件を付加させている。言い換えれば, 図7 b, 中の場に図1 c, 下の中心で0になる場を重なり合わせたものと言える。このピーク幅は 2^3 である。図8にこの場のウェーブレット解析より求めたパワースペクトルとスキュウネスを示している。スペクトルのグラフで実線は場を生成させるために用いたスペクトルの値, 点はウェーブレット解析より求めた値である。当然ながら, 両者はよい一致を見ている。

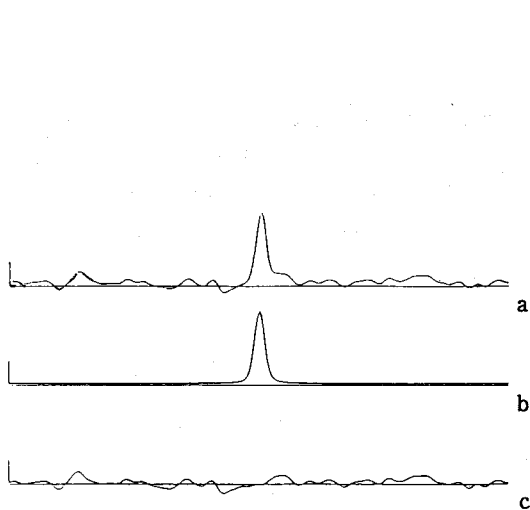


図7 1次元ランダムガウシアン場

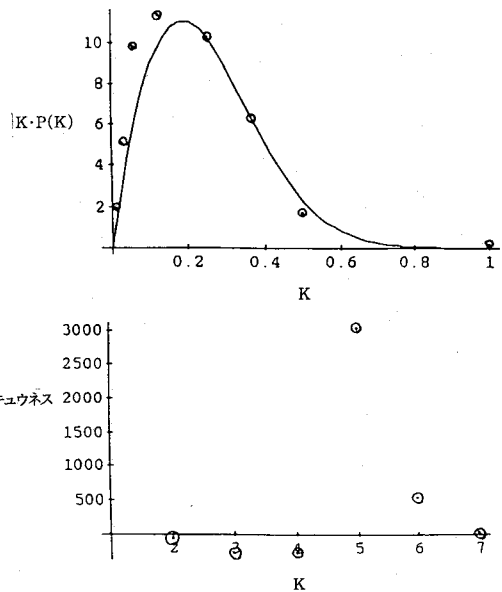


図8 図又(a)で示した場のスペクトルとスキュウネス

しかしながら, 付加条件場のピーク幅に相当するものは, スペクトルから得られない。スキュウネスを見ると, 値が特別大きいスケールが $j=5$ に存在する。これは, 2^3 のピーク幅に相当する。これから, 明らかなことは, パワースペクトル(2体相関関数)の解析だけでは局在する構造についての情報を得ることは不可能で, より高次のスキュウネスの様な値を用いる必要がある。しかしながら, スキュウネスを用いても, 局在性のスケールの情報しか得られなく, 階層性につながる情報を得ることは難しい。また, スキュウネス自体はフーリエ解析からも得られるので, ウェーブレット解析の特徴をうまく用いているとは言えない。

ウェーブレット変換は, データの粗視化と相補的である。データの粗視化を一段進めると, その粗視化されたデータと前階層のデータの差の情報がその階層のウェーブレット変換値として, 得られていると考えてよい。図9に, ウェーブレットに相補的なスケールフィルターによる上記データの粗視化を示した。これから, 細かいピークがより大きなスケールのピークに埋もれていく事が見て取れる。これをうまく用いると, Scaloraが試みているような構造木法による階層表現が可能になる。

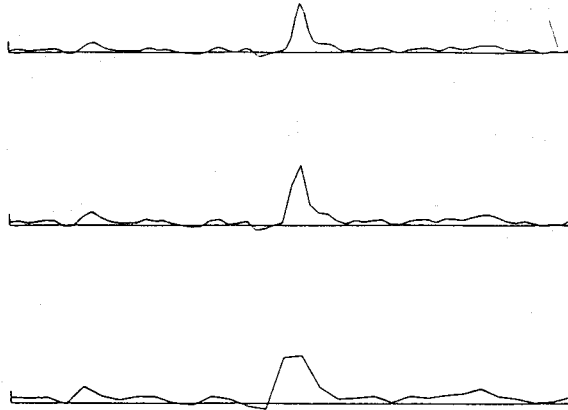


図9 スケール関数による疎視化

さらに、ウェーブレット変換の粗視化との相補性は画像データの場合、各スケールに対する形状を判定する事も可能である。与えられたデータ値が大きく変化する箇所を取り出し、そのつながり具合などを見ることで、形状の定量化を考える。簡単のため、まず1次元データ $f(x)$ をスケーリング関数 h で粗視化し、さらにその1次微分関数 ω_1 、2次微分関数 ω_2 による畳み込み $f * \omega_1$ 、 $f * \omega_2$ も考える。 ω_1 、 ω_2 をスケーリング関数 h のウェーブレットとしてその h 、 ω_1 または ω_2 を構成する事が可能である。図10 a にその例をあげてある。1次導関数 ω_1 と2次導関数 ω_2 をウェーブレットにするそれぞれの場合にも、スケーリング関数 h はガウシアン的な関数となっている。これらの関数で $f(x)$ を畳み込みしたものを図10 b にあげている。この図から分かるように、変化の急な箇所では $f * \omega_1$ 、 $f * \omega_2$ は激しく変化する。つまり、固まりの表面に相当するところで、 $f * \omega_1$ の絶対値は大きくなり、 $f * \omega_2$ の値は0になる。 $f * \omega_2$ のゼロ交差は、Marrらによる視覚情報処理モデルでは両眼立体視で物体境界の対応づけなどの重要な働きをするとされている。ここでは $f * \omega_1$ について、形状抽出への応用を考える。図からわかるように、 $f * \omega_1$ は変化の傾きを表している。従って、 f を密度と考えると $f * \omega_1$ が負の値の極値と正の値の極値には含まれた部分が密度が高い固まりの部分と解釈できよう。しかしながら、 $f * \omega_1$ の左側の負の極値は2箇所ある。従って、どちらを塊の左境界と取ればよいか判断が困難になる。この問題は、塊のスケールより細かい分解能でみるから、その細部構造を拾ってしまうことを意味する。スケールを粗くすると、 $f * \omega_1$ の様に正負極値には含まれた部分を固まりとすることができる。この境界定義法をさらに2次元画像に用いて、形状を定量認識可能になる。画素が xy 平面上に並んでいる事を考える。あるスケールで $f * h$ 、 $f * \omega_1$ 、正負極値には含まれた y 方向の部分が x 方向に数個 (> 1) 続いていたら、短軸幅がそのスケールで x 方向に延びた方向があると判断できる。この様にして、少なくとも棒状の構造についてのスケール依存性を調べる事が可能になる。これは、Marrの原始スケッチのうち、棒を抽出したと言える。

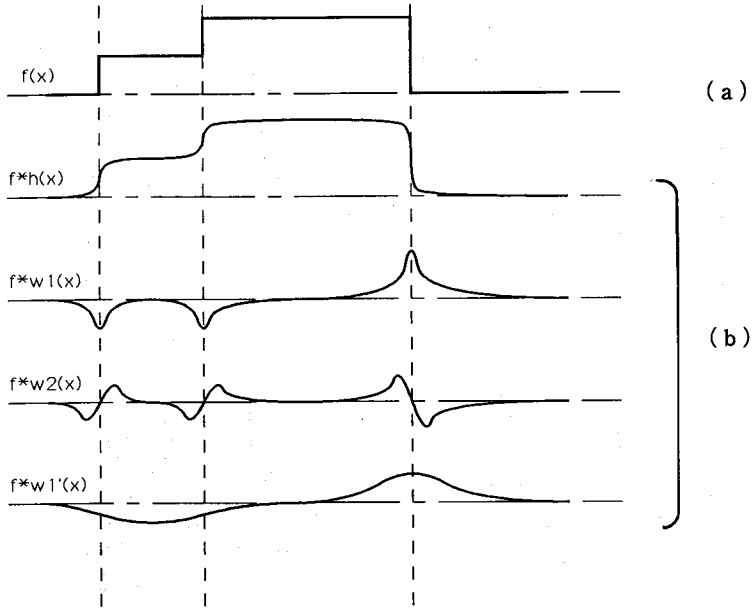


図10 たたみこみによる出力

5 データ解析への応用の試み

これまで述べてきたアプローチで実際の分子雲の階層的構造を解析しているところである。野辺山45m鏡による暗黒星雲領域L134Nの観測データ（図11）を用いて、解析のまねごとができるようになった。まだ、最終的な定量的値を出していないが、図7と同じ様な粗視化の効果を柱密度の観測データについて図12にしめた。各粗視化のレベルで平均値より大きい部分のみ表示した。図から見て取ると、1つの固まりと見えるものを分解度を2倍にすると、3—5個の固まりからなっていることがわかる。また、分解度をあげて見たときに、密度が低い領域からは、新たなピークが余り現れない事から、分子雲は、乱雑にはではなく階層的にクラスタリングしている事がわかる。これから、この結果を構造木解析にまでつなげる事が可能である。

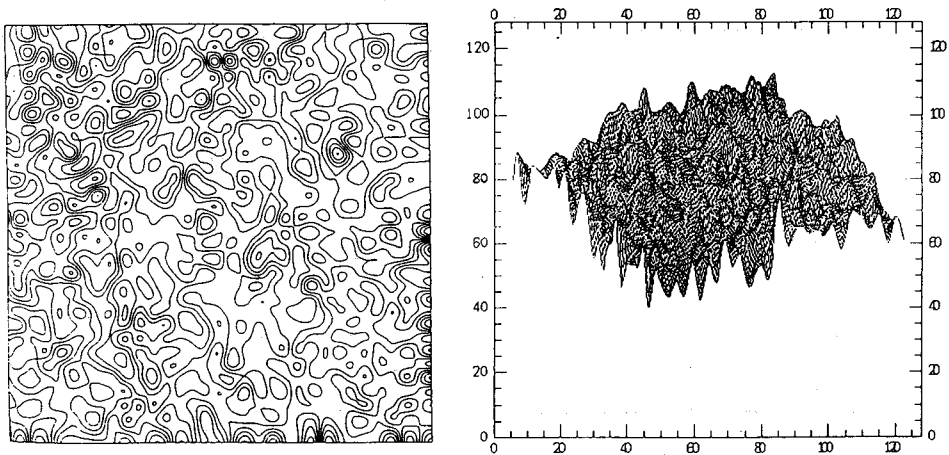


図11 L134N領域の柱密度：等高線（左）鳥かん図（右）

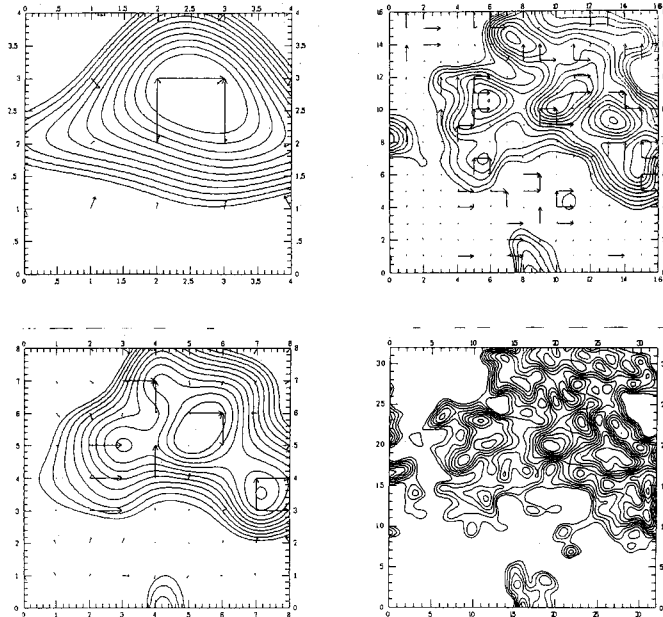


図12 疎視化とウェーブレットによる棒形状の抽出

解析には、正規直交ウェーブレットとそれに相当するスケーリング関数を用いている。図13にスケーリング関数とその1階微分、2階微分から出てくるウェーブレット関数も示しておいた。

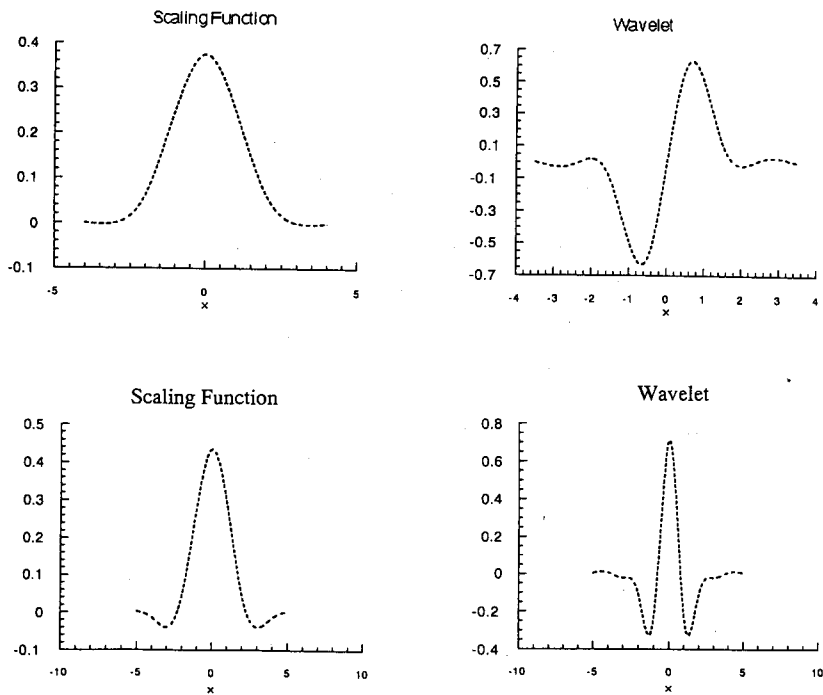


図13 用いたスケール及びウェーブレット関数

この正規直交系の使用では、この観測データでは 36×36 点しかないので、せいぜい5オクターブのレベルでしか解析はできないが、構造木解析に限れば、非直交ウェーブレットを用いる事も考えられるので構造木の分岐をより詳しく見られる余地が残っている。さらに、形状のスケール依存性について述べる。同じ図13に等高線の他に、直線が引いてある。これは、ウェーブレット変換の境界判定で固まりと認定した部分である。この判定は、ウェーブレット変換値の絶対値が 0.5σ 以上のものを取り出す事で行っている。この直線が平行に並んでいたり、つながっている部分は、そのスケールの幅の延びた構造がある事を意味する。つながりの領域は 2^4 スケールでは、全体の $58 / (2^4 - 1)^2 = 0.26$ を占め、一方 2^3 スケールでは、全体の $10 / (2^3 - 1)^2 = 0.2$ を占める。この事から、細かいスケールでは、延びたフィラメント形状が占める割合が多くなってきていると考えられる。また、速度情報もデータから得られるので、ピークの分岐が実体であるのかの検定や3次元構造を再現する情報も得られよう。

6 結 び

まだ、始めたばかりであるが、このように、ウェーブレットを用いた解析は星間媒質の様な階層的構造をうまく記述できよう。さらに、正規直交ウェーブレットを用いると変換データと元データはお互いに可逆に変換し合えるので、データアーカイブを考える場合、都合がよく、上述の応用のみならず、天文一般のデータ解析法にも新しい側面をもたらすであろう。

(1993年9月1日受理)

7 文 献

主なもののみ挙げておく。

Hanami, H. (1992), *Artes Liberales*, 50, 151

Marcelja, S (1980), *J. Opt. Soc. America*, 70, 1297

Marr, D. (1982) *VISION* (W.H. Freeman & Company)

Peebles, P.J.E. (1980), *The Large-Scale Structure of the Universe*. (Princeton)

Watson, A.B. (1982), *Vision Research*, 22, 17

Wilson, H.R. (1980), *Bio. Cybernetics*, 38, 171