ウェーブレット変換を用いたボリウムデータの近似

正会員 村 木 茂[†]

Volume Data Approximation Using Wavelet Transforms

Shigeru Muraki[†]

Abstract A method is developed to obtain a unique shape description of an object by using wavelet transforms. Volume data of the object can be decomposed into a set of local primitives by applying 3D wavelet transforms, and further a “multiresolution expression” of the object can then be obtained. By using smoothly vanishing basis functions, the shape is approximated with a relatively small number of primitives without causing discontinuity on the surface. In addition, the resolution of the approximation can be varied point by point using the local property of the wavelets and “multiresolution expression”. The method is applied to real volume data, such as facial range data and MR images of a human head, and typical results are explained.

1. ま え が き

コンピュータで物体を認識するためには、何らかの方法でその物体の3次元情報を獲得する必要がある。ステレオマッチングやシェープフロムシェーディングなどの初期視覚処理では、この情報が距離画像として得られる場合が多い。より高次の視覚処理では、この距離画像をさらに記号的な表現に変換する必要があると思われる。そのような目的から、距離画像に一般化円錐や超2次曲面などの単純な立体表現素（プリミティブ）を当てはめる研究が数多く行われているが^{1)~5)}、プリミティブ間の接続が不連続なため、滑らかな形状を正確に表現することが困難であった。コンピュータグラフィックスの分野では、複雑で滑らかな形状をわずかのデータで表現する方法として、分布関数モデル^{6)~8)}（日本のCG業界ではメタボールと呼ばれる）が使われている。分布関数モデルは、複数のポテンシャル源によって生成される等ポテンシャル曲面で物体を表現する方法で、その生成は熟練した芸術家が手作業で行っている。

筆者は先に、分布関数モデルをコンピュータビジョンに応用するために、距離画像にBlobbyモデルと呼ばれる分布関数モデルを当てはめ、人間の顔の形状を比較的少数のプリミティブで階層的に近似する研究を行った⁹⁾。しかし、距離画像にBlobbyモデルを当てはめる非線形最小化問題は、解を得るのに莫大な計算時間を要し、また、その解が局所最小解であるため、与えられたデータに対して最適なモデルを一意に決定することができなかった。

本稿では、ウェーブレット変換^{10)~15)}と呼ばれる新

キーワード：ウェーブレット、ボリウムレンダリング、形状表現、データ圧縮

1991年11月22日、電子情報通信学会技術報告IE 91-90に発表

1992年4月10日受付、1992年8月11日再受付

[†] 電子技術総合研究所（〒305 つくば市梅園1-1-4、TEL 0298-58-5947）

[†] Electrotechnical Laboratory (1-1-4, Umezono, Tsukuba, Ibaraki 305, Japan)

しい信号解析の手法を用いて、滑らかに複雑な物体形状を極めてシステムチックにプリミティブに分解する方法を提案する。元になる3次元データは、3次元配列に値を格納した型のボリュームデータで、距離画像や複数の濃淡画像などの様々な型のデータから生成できる。

ウェーブレット変換は時間・周波数的に局在した基底関数で信号を展開する手法で、滑らかに減衰する3次元直交基底関数を用いると、分布関数モデルに匹敵するウェーブレット表現を、非線形最小化問題を解くことなく、ボリュームデータに対するコンボリューション演算だけで一意に得ることができる。さらに、3次元ウェーブレット変換によって、ボリュームデータの多重解像度表現が得られ、コンピュータビジョンやパターン認識への応用が期待できる。

これまで直交級数展開の物体モデルへの応用としては、フーリエ級数や球面調和関数を使った例などが報告されているが¹⁶⁾¹⁷⁾、それらの基底関数には局所性がなく、また、物体の輪郭だけを表現したものであり、内部構造を持つ複雑な物体の表現まではなされていなかった。また、多重解像度表現の生成は、ラプラシアン・ピラミッド¹⁸⁾やHarr変換¹⁹⁾などを3次元に拡張することでも可能であるが、ラプラシアン・ピラミッドの基底関数には直交性がなく、Harr変換の基底関数は不連続であるため、どちらも滑らかな物体形状を一意に表現するという目的において充分とはいえなかった。ウェーブレット表現では、比較的自由に基底関数を選べるので、滑らかに減衰する局所的な直交基底関数を用いれば、内部構造を持つ複雑な物体形状を一意に表現することができ、また、展開で得られた関数の一部を取り除いても再構成像に不連続を生じない。そのため多重解像度表現の性質と合わせて、使用するプリミティブの数を自由に換え、特定部分だけを任意解像度で表現することも可能になる。様々な大きさの局所的なプリミティブが階層構造を作るといふ、このようなウェーブレット表現の性質は、認識のための形状表現としてMarrが研究したモジュール組織性²⁰⁾と類似し、コンピュータビジョンのための物体モデルとして有望と思われる。

実際に本手法を使って、レンジデータや複数の断層撮影像から生成した人体頭部のボリュームデータを効率良く表現し、ウェーブレット表現の有効性を確認したので報告する。

2. 多重解像度表現と直交ウェーブレット

ウェーブレット変換とは、時間・周波数的に局在す

る基本関数 $\Psi(t)$ 、膨張パラメータ a 、並行移動パラメータ b で構成される関数

$$|a|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

の組で信号を展開する手法である。一般的にウェーブレットは非直交関数系であり、直交化するには $\Psi(t)$ の型と、パラメータ a, b をうまく選ぶ必要がある。通常 a の値には2のべきが用いられ、多重解像度表現 (Multiresolution Representation) と密接に関係づけられている。多重解像度表現は以下の性質を持つ多重解像度空間 V_{2^j} の系列で表される。

$$\begin{aligned} \forall j \in \mathbb{Z}, \quad V_{2^j} &\subset V_{2^{j+1}} \\ \forall k \in \mathbb{Z}, \quad g(x) \in V_{2^j} &\iff g(x-k) \in V_{2^j} \\ \forall j \in \mathbb{Z}, \quad g(x) \in V_{2^j} &\iff g(2x) \in V_{2^{j+1}} \\ \lim_{j \rightarrow +\infty} V_{2^j} &= \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_{2^j} \text{ は } L^2(R) \text{ で稠密} \\ \lim_{j \rightarrow -\infty} V_{2^j} &= \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_{2^j} = \{0\} \end{aligned}$$

ここで、 $\mathbb{Z}$ は整数の集合、 R は実数の集合であり、 $L^2(R)$ は自乗可積分関数の集合である。つまり、 V_{2^j} は任意の $L^2(R)$ 関数を解像度 2^j で近似した関数の集合であり、 $V_{2^{j+1}}$ は V_{2^j} の倍の解像度の関数の集合で、 V_{2^j} を含んでいる。したがって、 V_{2^j} から $V_{2^{j+1}}$ への直交補空間を O_{2^j} とすれば、 $V_{2^{j+1}}$ は、

$$V_{2^{j+1}} = V_{2^j} \oplus O_{2^j} \quad (2)$$

と表すことができる。Mallat¹⁴⁾によれば、多重解像度空間 V_{2^j} が与えられると、スケーリング関数 $\phi(x)$ とウェーブレット $\psi(x)$ が定まり、

$$(\sqrt{2^j} \phi(2^j x - n))_{n \in \mathbb{Z}} \quad (3)$$

が、 V_{2^j} の正規直交基底、

$$(\sqrt{2^j} \psi(2^j x - n))_{n \in \mathbb{Z}} \quad (4)$$

が O_{2^j} の正規直交基底となる。したがって、任意の $L^2(R)$ 関数 $f(x)$ が、

$$\begin{aligned} A_{2^j} f(x) &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f(u), \sqrt{2^j} \phi(2^j u - n) \rangle \sqrt{2^j} \phi(2^j x - n) \\ &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} (A_{2^j}^* f)_n \phi(2^j x - n) \end{aligned} \quad (5)$$

によって解像度 2^j で近似され、さらに、 $f(x)$ の O_{2^j} への射影が、

$$\begin{aligned} P_{O_{2^j}} f(x) &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \langle f(u), \sqrt{2^j} \psi(2^j u - n) \rangle \sqrt{2^j} \psi(2^j x - n) \\ &= \sum_{n=-\infty}^{+\infty} (D_{2^j} f)_n \psi(2^j x - n) \end{aligned} \quad (6)$$

のように展開できる。ここで、記号 $\langle f(x), g(x) \rangle$ は2つの $L^2(R)$ 関数、 $f(x), g(x)$ の内積を表す。(5)、(6)式の展開係数 $A_{2^j}^* f, D_{2^j} f$ はそれぞれ、関数 $f(x)$

図 1 離散近似 $A_{2^{j-1}}^g f$ は解像度が半分の離散近似 $A_{2^j}^g f$ とディテール信号 $D_{2^j} f$ に分解される¹⁴⁾
Discrete approximation $A_{2^{j-1}}^g f$ is decomposed into $A_{2^j}^g f$ and $D_{2^j} f$.

の解像度 2^j での離散近似，離散ディテール信号と呼ばれる．実際にこれらを計算する場合は， n はデータの存在する範囲だけを考えればよい．(2)式より， V_{2^j} は $V_{2^{j-1}}$ と $O_{2^{j-1}}$ のように次々に分解されるので，(1)，(4)式の対比から，任意の $L^2(R)$ 関数が，直交ウェーブレット $\phi(x)$ と，膨張パラメータ 2^{-j} ，並行移動パラメータ $2^j n$ の組合せで表現できることがわかる．

この場合，関数 $f(x)$ の離散近似と離散ディテール信号は，(5)，(6)式の内積を直接計算しなくても，離散化された $f(x)$ に図 1 のようなオクターブ分割のサブバンドフィルタリングを実行することで求められる．ここで， $h(n), g(n)$ は任意の整数 n について，

$$h(n) = \langle 2^{-1} \phi(2^{-1} u), \phi(u - n) \rangle \quad (7)$$

$$g(n) = \langle 2^{-1} \psi(2^{-1} u), \phi(u - n) \rangle \quad (8)$$

で表される離散フィルタで，記号 $\bar{h}(n) = h(-n)$ を意味する．生成された $A_{2^j}^g f$ に対して同じフィルタリングを繰り返し実行すると，任意の解像度の離散近似と離散ディテール信号が得られ， $f(x)$ の多重解像度表現が得られる．したがって，上記の条件を満たすスケーリング関数とウェーブレットをうまく見つけることで，オクターブ分割のサブバンド符号化法²¹⁾と同じ処理で離散信号からウェーブレット係数が計算でき，その係数から(5)，(6)式にしたがって任意の解像度の連続信号を再構成できる．

3. 3次元ウェーブレット変換

本稿の目的は，直交ウェーブレット基底を物体表現のためのプリミティブとして用いることなので，前章の1次元ウェーブレット理論を3次元に拡張する必要がある．Mallat は2つの $L^2(R)$ 空間のテンソル積によって2次元の直交ウェーブレットを構成したので¹⁴⁾，本稿でも同じ方法で3次元直交ウェーブレットを構成する．つまり， V_{2^j} を $L^2(R)$ の多重解像度近似とすると，

$$V_{2^j} = V_{2^j}^1 \otimes V_{2^j}^2 \otimes V_{2^j}^3 \quad (9)$$

を $L^2(R^3)$ の多重解像度近似として用いる．(2)式の関係を使うと，(9)式は，

$$\begin{aligned} V_{2^{j+1}} &= (V_{2^j}^1 \oplus O_{2^j}^1) \otimes (V_{2^j}^2 \oplus O_{2^j}^2) \otimes (V_{2^j}^3 \oplus O_{2^j}^3) \\ &= (V_{2^j}^1 \otimes V_{2^j}^2 \otimes V_{2^j}^3) \oplus (V_{2^j}^1 \otimes V_{2^j}^2 \otimes O_{2^j}^3) \\ &\quad \oplus (V_{2^j}^1 \otimes O_{2^j}^2 \otimes V_{2^j}^3) \oplus (V_{2^j}^1 \otimes O_{2^j}^2 \otimes O_{2^j}^3) \\ &\quad \oplus (O_{2^j}^1 \otimes V_{2^j}^2 \otimes V_{2^j}^3) \oplus (O_{2^j}^1 \otimes V_{2^j}^2 \otimes O_{2^j}^3) \\ &\quad \oplus (O_{2^j}^1 \otimes O_{2^j}^2 \otimes V_{2^j}^3) \oplus (O_{2^j}^1 \otimes O_{2^j}^2 \otimes O_{2^j}^3) \quad (10) \end{aligned}$$

のように書き換えられる．これは，3次元スケーリング関数

$$\Phi(x, y, z) = \phi(x)\phi(y)\phi(z) \quad (11)$$

が V_{2^j} の直交基底になり，7つの3次元ウェーブレット

$$\begin{aligned} \Psi^1(x, y, z) &= \phi(x)\phi(y)\psi(z) \\ \Psi^2(x, y, z) &= \phi(x)\psi(y)\phi(z) \\ \Psi^3(x, y, z) &= \phi(x)\psi(y)\psi(z) \\ \Psi^4(x, y, z) &= \psi(x)\phi(y)\phi(z) \\ \Psi^5(x, y, z) &= \psi(x)\phi(y)\psi(z) \\ \Psi^6(x, y, z) &= \psi(x)\psi(y)\phi(z) \\ \Psi^7(x, y, z) &= \psi(x)\psi(y)\psi(z) \quad (12) \end{aligned}$$

の並行移動と膨張によって， $L^2(R^3)$ の正規直交基底が構成できることを示している．図 1 と同様に，3次元ウェーブレット展開は，ボリュームデータに対して図 2 のようなフィルタリングで計算できる．得られた展開係数を図 3 のように並べると，ウェーブレット展開後も元のボリュームデータと同じ情報量を保っていることがわかる．つまり，ボリュームデータ $A_{2^{j-1}}^g f$ が半分の解像度の $A_{2^j}^g f$ に変換されるときに失われる詳細部分が，7つの方向に分けられ，ディテール信号 $D_{2^j}^1 f \sim D_{2^j}^7 f$ に保存されと考えられる．生成された $A_{2^j}^g f$ に対してさらに同じ操作を繰り返すことで，ボリュームデータの多重解像度表現が得られる．

この多重解像度表現から，

$$\begin{aligned} A_{2^j} f(x, y, z) &= \sum_{n, m, l} (A_{2^j}^g f)_{(n, m, l)} \Phi(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \quad (13) \end{aligned}$$

によってボリュームデータ $f(x, y, z)$ の連続な 2^j 近似が再構成され，それに

$$\begin{aligned} P_{O_{2^j}} f(x, y, z) &= \sum_{n, m, l} [(D_{2^j}^1 f)_{(n, m, l)} \Psi^1(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \\ &\quad + (D_{2^j}^2 f)_{(n, m, l)} \Psi^2(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \\ &\quad + (D_{2^j}^3 f)_{(n, m, l)} \Psi^3(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \\ &\quad + (D_{2^j}^4 f)_{(n, m, l)} \Psi^4(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \\ &\quad + (D_{2^j}^5 f)_{(n, m, l)} \Psi^5(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \\ &\quad + (D_{2^j}^6 f)_{(n, m, l)} \Psi^6(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l) \\ &\quad + (D_{2^j}^7 f)_{(n, m, l)} \Psi^7(2^j x - n, 2^j y - m, 2^j z - l)] \quad (14) \end{aligned}$$

図 2 離散近似 $A_{2^{j+1}}^d f$ は、解像度が半分の離散近似 $A_{2^j}^d f$ と 7 つのディテール信号 $D_{2^j}^1 f \sim D_{2^j}^7 f$ に分解される

A discrete approximation $A_{2^{j+1}}^d f$ is decomposed into a degraded discrete approximation $A_{2^j}^d f$ and seven detail signals from $D_{2^j}^1 f$ to $D_{2^j}^7 f$.

図 3 3次元ウェーブレット変換により、ボリュームデータは 8 つのブロックに分解される。

Volume data is decomposed into 8 blocks by a 3D wavelet transform.

を加えることで、解像度が倍の連続な 2^{j+1} 近似が再構成される。(13), (14)式は、任意のボリュームデータが 8 種類の 3 次元関数の並行移動と膨張の線形和のウェーブレット表現に変換できることを示している。

4. 実験結果

4.1 スケーリング関数とウェーブレットの生成

図 2 より、ボリュームデータをウェーブレット表現に変換するには、フィルタ $\bar{h}(n), \bar{g}(n)$ が必要になる。文献 14) では、Lemarie らによって研究された図 4 のような、 C^1 連続で指数的に減衰するスケーリング関数とウェーブレット²²⁾が使われている。この場合、(7), (8)式で計算される $\bar{h}(n)$ と $\bar{g}(n)$ は無限長フィルタになってしまう。Daubechies はコンパクトサポートな直交ウェーブレットの生成法と、有限長の完全再構成フィルタの設計法を示しているが¹⁵⁾、そのスケーリング関数は非対称であり、物体表現のためのブ

(a) $\phi(x)$

(b) $\psi(x)$

図 4 C^1 連続で指数的に減衰するスケーリング関数 $\phi(x)$ とウェーブレット $\psi(x)$ ¹⁴⁾²²⁾

A scaling function $\phi(x)$ and a wavelet $\psi(x)$ which have C^1 continuity and exponential decay.

リミティブとしては形が複雑過ぎるため本稿では使用しない。したがって、計算を実行するために $\bar{h}(n)$, $\bar{g}(n)$ を有限長で近似する必要がある。この長さがあり短いと精度の良い再構成ができなくなり、また、あまり長いと計算効率が悪くなる。Mallat の 2 次元ウェーブレット変換と逆変換¹⁴⁾をフィルタ長を変えて追試したところ、フィルタ長 16 で見られた原画像と再構成画像の差異が、フィルタ長 32 ではほとんど見られなかったことから、本稿ではフィルタ長を 32 にすることにした。ここで用いたスケーリング関数とウェーブレットの性質から、これらは直交ミラーフィルタになる¹⁴⁾。

図 5 は、このフィルタを使った 1 次元関数 $f(x)$ に対するウェーブレット変換と再構成の例である。図 5 (a) は連続関数 $f(x)$ 、図 5 (b) は $f(x)$ を 64 点でサンプリングした離散信号 $A_1^d f$ である。図 1 のフィルタリングによって、離散信号 $A_1^d f$ が、図 5 (c), (d) のように離散近似 $A_{1/2}^d f$ と離散ディテール信号 $D_{1/2} f$ に展開される。これらの信号から解像度 1 の連続関数を再構成するには、(5), (6)式の $A_{1/2} f$, $P_{0/2} f$ を計算し、足し合わせればよい。この計算に必要な連続関数 $\phi(x)$, $\psi(x)$ は周波数領域で定義され、直接計算することが困難である。そこで、 $\phi(x)$, $\psi(x)$ のフーリエ変換を周波数領域で離散化し、それらを数

図 5 1次元ウェーブレット変換と逆変換の例
An example of a wavelet transform and the reconstruction.

値的に逆フーリエ変換し、0.25 間隔の 121 点の離散値を求め、それをさらに 3 次スプラインで補間することで $\phi(x)$, $\psi(x)$ を近似した。図 5 (e) は近似した $\phi(x)$ を使った連続近似 $A_{1/2}f$ 、図 5 (f) は近似した $\psi(x)$ を使った連続ディテール信号 $P_{01/2}f$ を $A_{1/2}f$ に加えて得た連続近似 A_1f である。 $A_1^d f$ から $A_{1/2}^d f$ へと解像度が半分に落ちることによって失われた信号の詳細部分が $D_{1/2}f$ に保存されていることがわかる。ここで用いた $\overline{h(n)}$, $\overline{g(n)}$, $\phi(x)$, $\psi(x)$ の離散値の一部が文献 23) に記載されている。

4.2 全方位レンジデータへの応用

4.1 節で得たフィルタと関数を使って、写真 1 の映画俳優の顔の距離画像から作成した $128 \times 128 \times 128$ (2097152 ボクセル) の 2 値ボリュームデータに 3 次元ウェーブレット変換を適用した。ボクセルの値は、顔の内部で 255、外部で 0 とした。図 2 のフィルタリング操作を 3 回繰り返し、図 6 のような多重解像度表現を得た。図中の $A_{1/8}^d f$ は、元のボリュームデータの解像度を $16 \times 16 \times 16$ (4096 ボクセル) にまで落した離散近似になっている。それ以外の係数は、元のボリュームデータが $A_{1/8}^d f$ に変換される過程で消失した情報を保存している。

これらの展開係数から、

$$A_1 f(x, y, z) = A_{1/8} f + P_{01/8} f + P_{01/4} f + P_{01/2} f \quad (15)$$

によって、元の解像度のボリュームデータが連続な 3 次元関数として再構成できる。(13), (14) 式より、(15) 式は、

写真 1 映画俳優の顔の全方位レンジデータ
A panoramic range image of a famous movie actor.

図 6 $128 \times 128 \times 128$ ボクセルのボリュームデータの多重解像度表現
The multiresolution expression of volume data of $128 \times 128 \times 128$ boxes.

$$A_1 f(x, y, z) = \sum_{i=1}^{2097152} c_i f_i(x, y, z) \quad (16)$$

のように書き変えることができる。ここで、 $f_i(x, y, z)$ は、並行移動や膨張を受けた3次元スケーリング関数と3次元ウェーブレットを表し、 c_i は図6の2097152個の展開係数を表している。実際には c_i の多くは無視しうるほど小さく、また、 $f_i(x, y, z)$ は滑らかに減衰する関数なので、(16)式の項の中から影響の小さいものを取り除いても不連続を生じることがなく、少数の関数で充分精度良く元の形状を近似できると考えられる。膨張の影響を考慮して、各項の影響の大きさを $8^{-|c_i|}$ で評価することになると、(16)式の $c_i f_i(x, y, z)$ の系列を影響の大きさ順にソートして $c_i f_i(x, y, z)$ という系列を作り、上位 $N (< 2097152)$ 項だけを用いて、元のボリュームデータが3次元関数、

$$A_1 f(x, y, z) \approx \sum_{i=1}^N c_i f_i(x, y, z) \quad (17)$$

で近似できる。

(17)式のような3次元関数を視覚的に表現するのは難しいが、関数値がある値 T であるような等関数値曲面を表示することは容易である。そのような曲面は、

$$\sum_{i=1}^N c_i f_i(x, y, z) = T \quad (18)$$

という分布関数モデルと同一の陰関数で表現され、レイトレーシング²⁴⁾などで表示できる。写真2(a~f)は、基底関数の数 N を変化させた時の $T=128$ の等関数値曲面の変化を示している。 N が増えるに従って顔の詳細が再構成されて行くのがわかる。また、関数が影響の大きさの順にソートされているので、 N が大きくなるほど形状の変化は少なくなり、その結果、比較的少数の関数で視覚的に充分な精度の近似が得られる。表1に写真2の生成に用いた関数の数を各解像度ごとに示す。粗い近似が低解像度の関数で生成され、詳細な近似になるほど高解像度の関数が多く使われていることがわかる。

スケーリング関数やウェーブレットは空間的に局在した関数なので、その影響が及ぶ範囲は限られている。したがって、空間周波数の高い関数を特定の部分だけに用いることで、そこだけを詳細に表現することが可能になる。写真3は、写真2(a)の関数に、写真2(f)に加えられた関数の中で左耳のまわりに影響を与えるものだけを追加して作った画像である。不連続を生じることなく、左耳だけが詳細に近似されているのがわかる。

4.3 MR画像への適用

本手法は、多値ボリュームデータにも適用できる。写真4のような115枚の人体頭部の核磁気共鳴(MR)

表1 各解像度空間の関数の数
The number of functions for each resolution space.

	$V_{\frac{1}{8}}$	$O_{\frac{1}{8}}$	$O_{\frac{1}{4}}$	$O_{\frac{1}{2}}$	合計
a	466	46	0	0	512
b	564	460	0	0	1024
c	748	1291	9	0	2048
d	976	2512	608	0	4096
e	1304	4286	2602	0	8192
f	1769	7102	6446	1067	16384

表2 各解像度空間の関数の数
The number of functions for each resolution space.

	$V_{\frac{1}{8}}$	$O_{\frac{1}{8}}$	$O_{\frac{1}{4}}$	$O_{\frac{1}{2}}$	合計
a, b	1346	702	0	0	2048
c, d	3455	4233	504	0	8192
e, f	4005	11818	16585	360	32768

断層画像から $128 \times 128 \times 128$ ボクセルの多値ボリュームデータを作り、同様の実験を行った。ボリューム値は0から1596までの整数で、図2と同じフィルタリングで、図6と同じ構造の多重解像度表現を得た。フィルタと関数は4.1節と同じものを使用した。写真5(a)は2048個の影響の大きい関数から生成された $T=100$ の等関数値曲面である。多値ボリュームデータの場合は内部構造を表現することが重要なので、写真5(b)では2つの断面を加えている。視線と断面の交点のボリューム値が T を越える場合に、その値に応じた色をつけた。写真5(c~f)では、頭部表面と内部構造が関数の数の増加に従って詳細に近似されて行く様子がわかる。表2に写真5の生成に用いた関数の数を、各解像度ごとに示す。

5. む す び

3次元ウェーブレット変換によって、分布関数モデル表現に匹敵するコンパクトな物体形状表現が生成できることを示した。従来の分布関数モデル表現が芸術家の手作業によって生成されていたのに対して、ウェーブレット表現はボリュームデータに対するコンボリューション演算だけで一意に生成できる。したがって、これまで大量のポリゴンやボクセルを必要としたボリュームビジュアライゼーション法に代わる、滑らかで複雑な形状に適した新しい物体表現法となることが期待される。使用するプリミティブの数を任意に変えて、部分的に表現の解像度を変えることも可能なの

(a) 512 個

(b) 1,024 個

(c) 2,048 個

(d) 4,096 個

(e) 8,192 個

(f) 16,384 個

写真 2 3 次元関数の数による近似
精度の変化
The improvement of the recon-
structed shape as the number of
the functions increases.

写真 3 2911 個の 3 次元関数
から成る部分強調画像
A partially enhanced image
generated from 2911 func-
tions.

(a) 断面 6

(b) 断面 18

(c) 断面 30

(d) 断面 42

(e) 断面 54

(f) 断面 66

(g) 断面 78

(h) 断面 90

(i) 断面 102

写真 4 人体頭部MR画像
(115 枚中の 9 枚)
Several representative
slices of MR images.

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

(f)

写真 5 MRI ボリュームデータのレンダリング例
使用した関数の数は (a), (b) が 2048 個,
(c), (d) が 8192 個, (e), (f) が 32768 個
Isosurfaces and cross sections of a MR imaging
volume data. The number of functions are 2048
for (a) and (b), 8192 for (c) and (d), 32768 for
(e) and (f).

で、今後、この性質を活かして、最初に粗いデータを送り後から必要な場所だけの詳細情報を送るといった、ボリュームデータのプログレッシブ転送や、視覚心理学上重要な情報（例えば、顔の表現における目）だけを詳細に近似する、心理学的な情報圧縮なども可能となるだろう。3次元ウェーブレット変換の結果、物体の多重解像度表現が得られるが、これは、多重スケールでのパターンマッチングといった、将来の物体認識の研究に役立つと思われる。

128×128×128のボリュームデータの3次元ウェーブレット変換に要した計算時間は、20 SPECmark 程度の計算機で約5分で、さほど問題ではない。一方、ウェーブレット表現から写真2や写真5のような画像を生成する計算時間は数十時間のオーダーであり、問題である。これはレイトレーシングにおいて、複雑な3次元関数と視線との交点を求める数値計算に大変な時間がかかるためである。従来の高速なボクセルベースのボリュームビジュアライゼーション法²⁵⁾を適用するために、図2に類似したフィルタリング操作でウェーブレット表現を元のボクセル表現に逆変換することも可能である。しかし、ボリューム値を3次元関数で表現するウェーブレット表現では、ボリューム値の勾配や積分値などのボリュームレンダリングに必要な数値が解析的に計算できる。今後は、この長所を活かした半透明表示などの、より優れたレンダリング法の開発と、レイトレーシングにおける交点計算が容易となるようなウェーブレットを見つけることが課題となるであろう。

ウェーブレット変換を教えてくれた、小学校時代からの友人の岩本貴司氏（三菱電機中央研究所勤務）と、MR画像を提供して頂いた名古屋大学の横井茂樹先生に感謝致します。また、距離画像を提供して頂いたThe Analytic Science Corp. (TASC)のGaile Gordon博士、および、Cyberware研究所にも感謝致します。なお本研究は、個別重要国際共同研究「画像理解システム」の一環として行われた。

〔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”, 情処学研資, CV 65-5(1990)
- 2) A. P. Pentland: “Recognition by Parts”, SRI International Technical Note, 406(1986)
- 3) F. Solina and R. Bajcsy: “Recovery of Parametric Models from Range Images: The Case for Superquadrics with Global Deformation”, IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., 12, 2, pp. 131-147(1990)
- 4) T. E. Boulton and A. D. Gross: “Recovery of Superquadrics from Depth Information”, Proc. Workshop on Spatial Reasoning and Multi-Sensor Fusion, pp. 128-137(1987)

- 5) F. P. Ferrie, J. Lagarde and P. Whaite: “Recovery of Volumetric Object Descriptions from Laser Rangefinder Images”, Proc. of ECCV 90, pp. 387-396(1990)
- 6) J. F. Blinn: “A Generalization of Algebraic Surface Drawing”, ACM Trans. on Graphics, 1, 3, pp. 235-256(1982)
- 7) 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), J68-D, 4, pp. 718-725(1985)
- 8) G. Wyvill, C. McPheeters and B. Wyvill: “Data Structure for Soft Objects”, The Visual Computer, 2, pp. 227-234(1986)
- 9) S. Muraki: “Volumetric Shape Description of Range Data using “Blobby Model”, Computer Graphics(Proc. SIGGRAPH '91), 25, 4, pp. 227-235(1991)
- 10) 守本: “Wavelet について”, 情処学研資, NA 26-1(1988)
- 11) 山口, 山田: “ウェーブレット解析”, 科学, 60, pp. 398-405(1990)
- 12) 佐藤: “ウェーブレット理論の数学的基礎第II部一直交ウェーブレット”, 日本音響学誌, 47, 6, pp. 416-423(1991)
- 13) J. M. Combes, et al.: “Wavelets”, Springer(1989)
- 14) S. G. Mallat: “A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation”, IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., 11, 7, pp. 674-693(1989)
- 15) I. Daubechies: “Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets”, Comm. Pure Appl. Math., 41, pp. 909-996(1988)
- 16) K. S. Park and N. S. Lee: “A Three-Dimensional Fourier Descriptor for Human Body Representation/Reconstruction from Serial Cross Sections”, Computers and Biomedical Research, 20, pp. 125-140(1987)
- 17) R. B. Schudy and D. H. Ballard: “A Computer Model for Extracting Moving Heart Surfaces from Four-Dimensional Cardiac Ultrasound Data”, Proc., 6th Conf. on Computer Applications in Radiology and Computer-Aided Analysis of Radiological Images, pp. 366-376(1979)
- 18) P. J. Burt and E. H. Adelson: “The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code”, IEEE Trans. Commun., COM-31, 4, pp. 532-540(1983)
- 19) 例えば, 原島監修: 画像情報圧縮, オーム社(1991)
- 20) D. Marr: Vision, Freeman(1982)
- 21) J. W. Woods: “Subband Coding of Images”, IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process., 34, 5, pp. 1278-1288(1986)
- 22) G. Battle: “A Block Spin Construction of Ondelettes. Part I: Lemarie Functions”, Commun. Math. Phys., 110, pp. 601-615(1987)
- 23) 村木: “ウェーブレット変換を用いたボリュームデータの近似法”, 信学技報, IE 91-1(1991)
- 24) D. Kalra and A. H. Barr: “Guaranteed Ray Intersections with Implicit Surfaces”, Computer Graphics(Proc. SIGGRAPH '89), 23, 3, pp. 297-306(1989)
- 25) A. Kaufman: “Volume Visualization”, IEEE Computer Society Press(1991)

むら き しげる
村木 茂 昭和60年, 名古屋大学大学院情報工学専攻修士課程修了。同年, 東芝(株)入社。昭和62年, 通産省電子技術総合研究所に転じ, 現在に至る。コンピュータビジョン, コンピュータグラフィックスの研究に従事。正会員。