フーリエ・パワースペクトルと微小形状特徴に基づく テクスチャ画像の類別*

田村 仁** 阿刀田 央一*** 本多 庸悟†

Clustering of Texture Images Based on Fourier Power Spectrum and Minute Shape Features

Hitoshi TAMURA, Oichi ATODA and Tsunenori HONDA

In this study, an approach for clustering various texture images has been derived using both Fourier power spectrum patterns and a shape-pass filter bank, and the experiments have been carried out. Clustering of texture images have been tried so far, but it was necessary to restrict texture images to some class to get good results. Furthermore, both structural and statistical viewpoints are essential to the fundamental approaches for texture images, but a new viewpoint is needed to fold the human sensitivity to texture images. In this approach, the results coinciding with human sensitivity to some degree have been got by clustering using Fourier power spectrum patterns of circle, doughnut, ellipse, twin, cross, line and other periodical patterns, then the shape feature vector of nine shape elements, black/white line, black/white pepper, black/white roof, black/white snake, and cliff.

Key words: texture image, clustering of texture images, Fourier power spectrum, spectrum pattern, shape-pass filter bank

1. 緒 論

本研究においては、フーリエ・パワースペクトル・パターンと形状通過型フィルタバンクとを併用して、種々のテクスチャ画像を類別する手法を導き、実際にシステムを構築して実験している。

従来のテクスチャ画像の類別手法では、その対象を、例えば人工衛星からの地勢画像など、限定して結果を得るものが多かった。また、マシンビジョンでの領域認識や画像 DB などの応用を考えた場合、人間の視覚が知覚する、ある 2 つのテクスチャ画像が類似している/しないという判断を取り込めれば有用である。従来の基本的アプローチは、構造的および統計的視点が主であるが、人間がテクスチャ画像に対して感じる類似性を取り込むには、新たな視点が必要だと考えられる。

本研究では、テクスチャの一群から、ある特徴が類似したものをグループ分けすることを「類別」と表現する。人間の視覚を模したテクスチャの類別には、中に含まれる形状に関する視点が欠かせないと考え、正方形枠内での位相関係から選定される 9 種の基本形状要素を元にする微小形状特徴ベクトルによる類別を、古典的手法であるフーリエ・パワースペクトルのパターンによる類別の後に組み合わせて行う手法を提案する。

即ち、まずフーリエ・パワースペクトルのパターンで円・ドーナツ・楕円・双子・十字・線およびそれ以外(周期性)と類別されたテクスチャ画像群を、さらに 9 種の形状特徴ベクトルで類別することで、視覚とも合致する結果を得た。

2. テクスチャ解析の諸手法

これまでテクスチャを定義し^{1),2)}、解析する様々な手法^{3),4),5)}が提案されてきた。これら古典的な手法は、幾何学的構造に着目し、テクスチャが何らかの規則に従って単純な幾何学的模様の構成要素

(texel⁶⁾, texon⁷⁾) を組み合わせていると仮定し、この構成要素の種類やその出現規則をテクスチャの特徴として記述する構造的手法と、統計的性質に着目して、領域中に含まれる明度のヒストグラム分布をはじめとして、自己相関関数などの 2 次統計量や、何らかの統計量を特徴とする統計的手法に大別される。

構造的手法は、テクスチャの構成要素とその出現規則を記述しようという試みである。例えば、「★」「○」などの単純な幾何学形状をテクスチャ構成要素とし、それらが「交互に出現する」などの規則によりテクスチャを特徴付ける。構成要素としてテクスチャの局所的特徴に注目し、その出現規則により大局的特徴を記述する。人工的な幾何学模様などの場合には、単純な構成要素と規則であることが多く、この手法が適している。しかし、自然なテクスチャ画像では構成要素の抽出自体が問題となり、一部要素の欠落や誤抽出が起き、さらにそもそも不規則といえるものが多い。

統計的手法は、自己相関関数などの古典的信号論に基づくものから、Haralick の共起行列を用いた手法⁸⁾以降、マルコフ場モデルなど確率モデルを用いた手法⁹⁾が広く利用された。これらほとんどの統計的手法が抽出する特徴は 2 次統計量であり、いわばガウス性の特徴だけを扱っている。

テクスチャに含まれている周波数成分に着目した手法は広く研究がなされてきたが、パワースペクトルなど周波数領域から得られる情報は、結局は 2 次統計量に帰着し、扱える特徴の範囲は 2 次統計量の統計的手法と同じである。周波数成分などからは画像の大きな特徴、例えば粗さ、並びや筋のような方向性、陰影の傾向などを把握できる。変動が定常的な場合には、Fourier 変換によるパワースペクトルによって特徴を得られるが、非定常的な特徴に対しては、Gabor フィルタ、Wavelet 変換などによって周波数帯域別や多重解像度により詳細な解析が必要である^{10),11),12)}。

ただし、類似した周波数特性をもつ原画像は、幾通りでもあり得るため、例えば、任意のテクスチャと類似する周波数特性をもつガウス性雑音画像を容易に生成できる。このことから、周波数特性だけでテクスチャを完全に識別することは困難である。

周波数成分なども含めた 2 次統計量では捉えられない特徴の一

* 原稿受付 平成 13 年 12 月 12 日
** 正 会 員 東京理科大学経営学部 (久喜市下清久 500)
*** 正 会 員 東京農工大学大学院 (小金井市中町 2-24-16)
† 正 会 員 東京農工大学工学部 (小金井市中町 2-24-16)

Fig. 1 Examples of a natural texture and a Gaussian noise image which power spectrum image is similar to the natural texture

つが、位相関係に依存する特徴である。例えば、前述の構造的手法で着目しているテクスチャの構成要素、すなわち形状に関する特徴がある。高次統計量を扱う統計的手法¹³⁾¹⁵⁾は存在し、例えば切屑の堆積画像から切屑のタイプを識別する研究¹⁴⁾もあるものの、この形状特徴そのものに着目した例は見られない。

また、texture measuresのような局所的テクスチャ特徴もある。例えば Wang らの 3×3 画素の texture unit¹⁶⁾は、中心画素を基準として 8 近傍を 2 値化して得られる各パターンの出現頻度を texture spectrum としてテクスチャの特徴記述に用いる。これを $n \times n$ 画素に拡張したような Ganesan らの pronum 値もある¹⁷⁾。これらは形状に着目したものではない。

パターンスペクトルによるテクスチャ識別は¹⁸⁾、モルフォロジーフィルタによる多重スケールフィルタ処理によって得られるスペクトルを用いる方法である。これは、形状操作を行うモルフォロジーフィルタを用いているものの、明度変化の凸や凹の種々の度合いのものを検出し、すなわちテクスチャ画像を構成する粒子性信号に着目し、信号波形への非線形操作によってテクスチャを特徴付けるものなので、どちらかといえば周波数解析とつながる。

以上により、周波数と形状の双方の特徴を組み合わせることで、類別の確度をより上げることができ、またより多様なテクスチャ画像に対応することができるように考えられる。

3. フーリエ・パワースペクトルのパターンと形状特徴ベクトルによるテクスチャ類別システムの設計

ガウス性雑音画像もテクスチャの一つである。非ガウス性テクスチャと、それと類似したパワースペクトルを持つように生成されたガウス性雑音画像の例を Fig. 1 に示す。

このようにパワースペクトル・パターンは類似しているが、画像の視覚的な印象は全く異なる。雑音画像は、人間の視覚に対してははっきりとした特徴を有さず、その特徴は言葉では記述しにくい。このため、人間にとってもこれら雑音画像同士の識別は非ガウス性テクスチャ画像と比較して困難である。

雑音画像と非ガウス性画像の差異を生む大きな要因が、非ガウス性画像の明確な輪郭を持つ形状特徴ではないかと考える。画像の微小な形状特徴は、周波数成分上においては高調波間の位相の関係として現れている。しかし、パワースペクトルパターンは、その位相に関する情報を捨てて、周波数成分のパワーだけから得られる。パワースペクトルパターンが類似していても異なる印象を与える理

Fig. 2 Examples of regular textures and their power spectrum images

由は、それぞれのテクスチャに含まれている微小な形状特徴が異なるためだと考えられる。

形状特徴を処理するには、周波数成分の位相に関する情報を扱うことも考えられるが、テクスチャから周波数成分を得た後で処理するよりも、テクスチャ画像そのものから形状を抽出した方が容易である。テクスチャ内に存在する形状特徴を古典的な構造的手法のように、無数の種類が存在する構成要素を一つ一つを識別しては際限がないため、本研究では後述するように位相の違いによって微小な形状要素を捉える。

そこで本研究では、パワースペクトルによる大局的な特徴によってテクスチャを大きく類別し、それを局所的な微小形状特徴により類別の精度を上げることを考える。両者は、位相に関わる特徴と関わらない特徴をそれぞれ扱うことで互いを補完する。本研究の対象は、パワースペクトルだけでは困難な、非ガウス性の不規則なテクスチャ画像とする。

4. フーリエ・パワースペクトルのパターンとそれによる類別

4.1 パワースペクトルのパターン

パワースペクトルから得られる特徴は、方向性、周期性、主な周波数帯域などである。特に、周期性を持った画像のパワースペクトル画像にはその特徴が Fig. 2 のようにはっきり現れる。しかし、本研究で想定する一般的なテクスチャ画像には、周期性が存在せず、統計的には一様ではあるものの不規則なテクスチャ画像も含まれる。そのようなテクスチャ画像のパワースペクトル画像は、円状などいくつかの典型例に分類することができる。多くのサンプル画像を検討した結果、Fig. 4 のような 5 種類の典型例が見られた。

それぞれ次のようなテクスチャから得られるものである。円型は、等方的なテクスチャから、楕円型は、円型のテクスチャに似ているものの方向に偏りが見られるテクスチャから、双子型は、一方から照明が当たったような光と影が対になるテクスチャから、直線型と十字型は極端に方向性のあるテクスチャから得られる。さらにドーナツ型として、円型の中央が弱く周期性が存在するテクスチャから得られるパターンを加え、6 種類に分類する。

これら典型的なパターンは、さらに、円形のパワースペクトルの場合その半径に相当する顕著な出力を得られる主帯域の大きさが原画像のテクスチャの性質によって変化する。そこで、Fig. 4 の(a)から(c)までに関しては、主帯域が大きい小さいかの 2 通りに分類できる。そこで、big/small-circle, big/small-doughnut, big/small-ellipse, big/small-twin, line, cross の 10 種類と、こ

Fig.3 Shape bases of textures (black-pepper, black-roof, black-snake, black-line, cliff)

れらに類別できないものの Fig.2 のような周期性をもつパターンとして period を加え、本研究テクスチャ画像を 11 種類のパターンに類別することを考える。

4.2 パターンの類別方法

パワースペクトル・パターンを類別するために、テクスチャのパワースペクトル画像から、次のように主帯域の大きさ、長径、短径の長さ、方向性の有無、環状周期性の有無を得る。パワースペクトル画像は点対称なため、以後の説明はすべてパワースペクトル画像の半分を対象としている。

まず、パワースペクトル画像の半分を、原点を中心に 10 度刻みで 18 区画のセクタ状に分割する。この 18 の周波数帯域別にパワースペクトルの平均値を算出し、最大値を示したセクタの位置を長径方向、最小値を示したセクタの位置を短径方向とする。また、各セクタの平均値からピーク検出を行い、方向性の有無を調べる。

次にパワースペクトル画像を環状に 32 分割し、この帯域別にパワースペクトルの平均値を求める。全体の平均値の 1/10 を超える中心から最も遠い環状領域の位置を、このパワースペクトル画像の主帯域の大きさとする。また、分割した環状領域の全周ではなく、長径方向と短径方向のセクタ部分だけを取り出し、同様に主帯域を求めたものを、それぞれ長径の大きさ、短径の大きさとする。

最後に、全周の各平均値の推移が単調減少ではなく、途中で大きく落ち込む個所の存在により、環状方向での周期性を調べる。

これらとは別に、テンプレートマッチングによるパワースペクトル画像の概形類別を行う。Fig.4 のようなテンプレートを用意する。15×15 の大きさの格子に、黒・濃い灰色・薄い灰色・白の 4 色からなる circle・ellipse・twin・cross・line のテンプレートである。doughnut は中空の大きさなど多様なため、固有のテンプレートを用意せず、他のテンプレートと周期性により類別する。

各テクスチャのパワースペクトル画像を、長径方向が水平になるように回転し、主帯域が画像の端にくるように大きさを拡大する。このパワースペクトル画像を、全体の平均値を基準に 15×15 画素の 2 値化画像に変換する。その画像と、各テンプレートとマッチングを行う。各テンプレートで黒・濃い灰色の部分 が 0、白・薄い灰色が 1 に対応する。このうち、黒と白は必ず適合しなければならない領域を示し、濃い灰色と薄い灰色の領域で適合した数をもってそのテンプレートとの距離とする。

方向性と周期性の有無・主帯域の大きさ・長径と短径の大きさ・

Fig. 4 Templates for typical pattern of power spectrum images of natural random textures

適合したテンプレート種類により、Table 1 のように類別する。

5. 形状特徴ベクトルによる類別

5.1 形状要素

我々はテクスチャ画像から、例えば、「ざらざらした」というような手触りや触覚にも関連するような感覚的印象を受ける。これらにはミクロな形状の要素が関与する可能性が大きいと考えるのは自然である。しかし古典的手法のように、定形的な形状要素から出発するのでは、統計的性質が混入することが多いテクスチャには柔軟に対応しにくい。集散的にこのような印象を生み出すような、統計的性質も混入した、構造的形状の要素を定義したい。

ここでは位相幾何学的に選定する。すなわち、実際の数値的处理のことも考え、形状要素を定義する 4 辺の窓を設定する。この窓内に（接することも含めて）形状要素が「黒」画素の集合である単純な形状として存在する存在の仕方は、接する辺の数によって、次のような場合がある。例えば、

(1) 0 : どの辺にも接しないで内部にのみ存在する = 「つぶ」(pepper)と呼ぶ。

(2) 1 : 1 辺のみに接する格好である = 「かど」(roof)

(3) 2 : 隣接の辺をつなぐように存在する = 「みぞ」(snake)

(4) 3 : 対辺をつなぐように存在する = 「せん」(line)

(5) 4 : 3 辺に接し領域の半分を占める = 「だん」(cliff)

これらを、Fig.3 に示す。上記 (1) から (4) までについては、黒白を反転した場合も考え、合計 9 種類を「基本形状要素」と呼ぶ。

(1) から (5) の定義では 4 つの辺に対応して 4 方向に対応する。これらの形状は微小な大きさであるため、必要以上の角度分解能は不要だが、さらに ±45 または ±135 度回転した合計 8 方向は必要である。このため実際には (1) から (5) の定義は、それに合わせ拡張されている。

この 9 種の要素はこのように位相幾何的に求められたもので、特徴ベクトルの基底を成す、あるいは完備であることを数学的に証明することはできないものの、従来手法と比較して、実際に多くのテクスチャを多数のカテゴリに類別することが可能であり、また 9 種の要素に無駄がないことが文献 19) に示されている。

5.2 形状通過型フィルタバンクと形状特徴ベクトル

基本形状要素を、実際に存在する対象物に由来するテクスチャ画像（例えば、織り目、木目、微小物が散在・堆積したような画像な

Table 1 Discriminating conditions for power spectrum patterns

Judgement	Size of main band	Template	Two axes ratio	Directionality	Periodicity
Big-circle	≥40	circle・ellipse	<33	×	×
Small-circle	<40	circle・ellipse	<33	×	×
Big-doughnuts	≥40	circle・ellipse	<33	×	○
Small-dough.	<40	circle・ellipse	<33	×	○
Big-ellipse	≥40	circle・ellipse	≥33	-	-
Small-ellipse	<40	circle・ellipse	≥33	-	-
Big-double	≥40	double	-	-	-
Small-double	<40	double	-	-	-
Cross	-	cross	-	○	-
Line	-	line	-	○	-
Period	-	(else)	-	-	○

ど)から形状通過型フィルタバンク¹⁹⁾によって抽出し、テクスチャ画像の特徴を多次元ベクトルとして表現する。

9種類の基本形状要素それぞれに対応する形状通過型フィルタを独立に用意する。各フィルタは、従来の画像用線形フィルタと同様に、局所的なフィルタ領域で入力画像を1画素ずつ走査する。入力画像上のある局所に位置したフィルタ領域内の画素が基本形状要素と見なせるかどうか適合度を算出し、フィルタ領域の中央座標におけるフィルタの出力値とする。すべての座標位置で算出した出力値を明度と見なし、各座標の画素をこの出力値で構成する画像をフィルタの出力画像とする。

9種類のフィルタの各出力画像全体の二乗平均、すなわち各形状要素との適合値の二乗平均値を用い、それを要素とした9次元ベクトルを、入力テクスチャ画像の特徴ベクトルとする。この形状特徴ベクトルを用いてテクスチャをクラスタリングするには、ベクトル間の距離を規定する必要がある。通常のユークリッド距離も考えられるが、文献19)の実験では、人間の視覚上では類似したテクスチャが、特徴ベクトルの大きさが異なるために別クラスに分類された例が存在した。このことから、単位特徴ベクトル間の内積をベクトル間の距離として用いる。

6. 実験と評価

6.1 実験方法

実験で対象とするテクスチャ画像は、市販のCD-ROM素材集²⁰⁾や、田村らによって撮影されたもので、いずれもグレースケール256階調の320枚で、あらかじめ平均明度128、分散32に正規化しておく。さらに比較用に、この320枚と類似のパワースペクトルを持つように320枚のガウス性雑音画像を生成して計640枚でテクスチャの類別実験を行う。雑音画像は、原画像とパワースペクトルが同一になるように、ただし符号はランダムに与えた周波数画像を逆FFTすることで、作成した。

この対象画像を、まずパワースペクトルによる各パターンへの類別と、形状通過型フィルタで抽出した特徴ベクトルによる類別を行う。これによりテクスチャをパワースペクトルによる類別結果と、形状特徴による類別結果の2次元でカテゴリ分けした。

形状特徴による類別においては、形状通過型フィルタが抽出する特徴ベクトルの各次元の値は、等方的なガウス性雑音画像に対する出力を基準と考える。ガウス性雑音画像の特徴値の分布が平均0、標準偏差1となるように正規化し、それと同じ調整を非ガウス性画像の特徴ベクトルにも行った。これにより、ガウス性雑音画像と非ガウス性テクスチャとの類別を容易にする。この正規化したベクトルを用い、最長距離法を用いてクラスタリングを行った。このクラスタリング手法は、対象の全要素間の距離を求め、最小距離のものをクラスタ化し、そのクラスタを一要素として、同じ動作を繰り返すものである。最小距離が閾値以上になるか、要素数がある閾値以下になったときに打ち切られる。ここでは、距離としての内積値が0.8未満で打ち切った。

6.2 類別結果

実験の結果をFig.5に示す。まず、特徴的なパワースペクトルを持つ画像から検討する。Fig.6の(A)と(B)は、cross型のパワースペクトルに類別され、微小形状特徴により分けられたものである。同様に他のテンプレートに類別された結果を(C)から(J)として画像例を示し、それぞれのクラスタの形状特徴ベクトルを(「黒つぶ」「黒かど」「黒みぞ」「黒せん」「だん」「白つぶ」「白かど」「白みぞ」「白せん」)の順に示している。

パワースペクトルの類別で、分類不可能となった例は、非ガウス

性雑音画像だけで13画像であり、320枚に対して4%であった。

複数の画像を含むカテゴリは全部で129生成された。単独の画像は、640枚中244枚であった。

6.3 評価と検討

パワースペクトル画像の類別は、Fig.5より視覚的におおむね妥当と思われる。また、形状通過型フィルタにより、各パワースペクトルのパターンを適切にカテゴリ分けできていることが分かる。

まず、パワースペクトルの類別について検討する。比較用のガウス性雑音画像は、パワースペクトルが元画像と類似するように生成したが、実際に、320枚中97%にあたる310枚がパワースペクトルの類別で同一パターンに分類された。

文献19)に示した形状通過型フィルタだけの実験結果では、(C)と(D)と(E)が同一カテゴリとされていたが、距離にユークリッド距離ではなく内積値を用いたことで(C)と(D)を、さらにパワースペクトルによってellipse型の(E)と分離できた。

また、circle型とellipse型は、視覚上ほとんど差異が見られない例がある。例えば、(E)と(F)は視覚上かなり似て見える。(E)のアーモンドの表面に存在する筋などの影響で、大きな方向性が生じている点でパワースペクトル上に差異が生じているが、人間の視覚はほとんど影響を受けない。これと同様に、doughnut型の(G)と、circle型の(P)も視覚上よく似ているが、(G)には周期性が存在している。しかし、(H)と(Z)のように、形状特徴が類似しているが、パワースペクトルにより分離できる例も存在し、circle型とellipse型を同一にはできない。

主帯域の大きさによって分けられたそれぞれのbig型とsmall型を比較して見ると、帯域の広いbig型はガウス性に近い印象を受ける。(J)には特徴的な「せん」が存在するが、その背景部分に細かな粒子などが存在し、帯域が広がっている。このような特徴は、周波数成分だけでは抽出が困難である。

次に、形状通過型フィルタによる類別を検討する。パワースペクトルでは類別できないはずのガウス性雑音画像と原画像は、この形状通過型フィルタによりほぼ分離可能であった。複数の画像を含む129クラスタのうち、分離できなかったものは、ほぼline型、cross型、period型の13カテゴリである。その特徴は周期性だけのものが多く、実際に原画像と生成されたガウス性雑音画像は視覚上よく似ていた。それ以外のcircle型、ellipse型などでは、ガウス性と分離できなかったカテゴリは、わずか5例である。

7. 結 論

本研究では、さまざまな種類のテクスチャ画像を類似したグループにカテゴリ分けし類別するシステムを提案し、実際に実現した。このシステムは9種の基本形状要素をもととする形状特徴ベクトルによる類別を、古典的な手法であるフーリエ・パワースペクトルの特徴と組み合わせで類別する。

多数のテクスチャ画像と、それと類似するパワースペクトルを持つガウス性雑音画像を生成し、それらを合わせて実験を行った。

本研究の結果は次のようにまとめられる。

(1) パワースペクトルのパターンとして円・楕円・ドーナツ・双子・十字・線およびその他周期性を用いることで多数のテクスチャ画像を大きく類別可能であった。

(2) ただし上記類別では特にガウス性画像雑音画像は類別不能であった。

(3) ガウス性雑音画像を含め、より詳細に類別するには、フーリエ・パワースペクトルによる類別を行った後に、形状通過型フィルタによる類別を行うことが有効であった。

Fig.5 Results of the experiment

参考文献

- 1) R. M. Haralick : Statistical and structural approaches to textures, IEEE Proc., 67, (1979), 786.
- 2) 出口光一郎, 森下蔵, テキスチャーの解析手法: 計測と制御, 16, 2, (1979) 184.
- 3) 富田ほか: 構造解析によるテクスチャの分類, 電子情報通信学会論文誌, J61-D, 1, (1978), 457.
- 4) D. H. Ballard and C. M. Brown : Computer Vision, Prentice-Hall, (1982), 166.
- 5) P. Brodatz : TEXTURES - A photographic Album for Artists and Designers, Dover, (1999, Originally published in 1966)
- 6) Bela Julesz : Textons, the elements of texture perception, and their interactions, Nature, 290, (1981), 91.
- 7) J.S. Weszka, C.R. Dyer and A. Rosenfeld : A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification, IEEE Trans. on SMC, SMC-6, 4, (1976), 269.
- 8) M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein : Texture features for image classification, IEEE Trans. on SMC, SMC-3, (1973), 610.
- 9) 金子, 淀川: マルコフ場モデルによるテクスチャ解析, 電子情報通信学会論文誌, J67-D, 9, (1984), 1005.
- 10) I. Fogel and D. Sagi : Gabor filters as texture discriminators, Biol. Cybern., 61, (1989), 837.
- 11) B.S. Manjunath, W.Y. Ma : Texture features for browsing and retrieval of image data, IEEE PAMI, 18, 8, (1996) 837.
- 12) G. Van de Wouwer, P. Scheunders, and D. Van Dyck : Statistical texture characterization from discrete Wavelet representations, IEEE Trans. on IMAGE PROC., 8, 4, (1999), 592
- 13) 五十嵐, 阿刀田, 本多: 堆積形テクスチャの性質とその解析, 計測自動制御学会論文集, 21, 6, (1985), 592.
- 14) 五十嵐, 本多: 堆積画像に基づく切りくず形状の識別, 精密工学会誌, 53, 2 (1987), 322.
- 15) 千葉, 五十嵐, 阿刀田, 齋藤: 「自己従属関数」による非ガウス性テクスチャの特徴抽出, 電子情報通信学会論文誌, J72-D-II, 3, (1989), 380.
- 16) L. Wang and D.C. He : Texture classification using texture spectrum, Pattern Recognition, 23, (1990), 905.
- 17) L. Ganesan and P. Bhattacharyya : A Statistical design of experiments approach for texture description, Pattern Recognition, 28, 1, (1995), 99
- 18) 田口, 樽田: パターンスペクトルによる回転不変テクスチャ識別法に関する一提案, 電子情報通信学会論文誌, J79-A, 4, (1996), 973.
- 19) 田村, 阿刀田: 自然なテクスチャの特徴抽出用「形状通過型」非線形フィルタバンク, 電子情報通信学会論文誌, J82-D-II, 12, (1999) 2260.
- 20) データクラフト(編): 素材辞典 vol1, 2, 3, 8, 9, 15, 19, データクラフト, 札幌 1994~1996.