

幾何学的複雑さによる画像認識の一方法

小杉山 格 早野 誠治 齋藤 兆古
法政大学大学院工学研究科

画像認識で最も広範に使われる方法は対象物の特異点情報を利用する。この方法の問題点は何らかの
方で画像から特異点を抽出する必要性にある。このような背景を顧み、筆者らは画像の色情報に着目
した固有パターン法を提唱した。固有パターン法は特異点情報を必要としない反面、幾何学的情報が一
致しない対象物も等価とする問題点がある。この問題を克服するために、本稿ではフーリエ変換を用い
て、画像の周波数情報を画像固有の幾何学的複雑さ情報として用いる方法を提案し、その妥当性を報告
する。

1. はじめに

マイクロテクノロジーの広汎な普及により、電子機器は
全地球を席卷する勢いを見せ、ごく身近なところに IC チ
ップの組み込まれた製品が存在する。これらの製品が全
てオンライン化し、インターネットに接続される、いわ
ゆるユビキタス社会の実現も、そう遠いものではないと
思われる。社会的にオンライン化が進むにつれて、状況
に見合ったセキュリティ技術もまた注目を集めはじめて
いる。残念なことに、金融機関におけるカード偽造、個人
情報を持つ機関からの情報漏洩、クローン携帯電話、
振り込め詐欺といった社会的問題が続出し、個人情報保
護法を政府が制定せざるをえない状況が続いている。し
かし、この法案によれば企業・機関は個人情報を他へ漏
れないよう努めることのみにより留まり、絶対安全である
とは言いがたく、決定的な認証技術の開発・普及が急務と
なっている。このような背景を顧み、筆者らは、静・
動的画像認識を可能とする人工眼球計画を発足し、研
究・開発結果をこれまでに報告してきた。筆者等の提案
する画像認識手法は、画像認識の古典論では常套手段で
ある幾何学的特異点間の比などへ着目せず、個々の画像
を構成する画素の濃淡分布や赤・緑・青成分分布情報に
基づいている。この方法では画像を構成する色分布情報
が等価である場合、対象画像を識別出来ない。すなわち、
色情報の出現頻度さえ一致すれば、幾何学的に異なる対
象物を認識する欠点を有する。

本稿では、可視化画像の持つ空間周波数成分に着目し、
幾何学的複雑さの抽出に試みる。対象画像の空間周波数情
報を2次元フーリエ変換で抽出し、フーリエパワースペ
クトラムを得ることで位相情報(空間の位置情報)を削
減する。さらに、周波数パワースペクトラムの周波数別
ヒストグラム(画像に含まれる空間周波数のヒストグラ
ム)を計算することで画像の幾何学的複雑さを表す固有
パターンとした。筆者らが取り組んできた固有パターン画
像認識法へこの画像の幾何学的複雑さ固有パターンを導
入し、同じ形状を持つ対象画像の識別を試みる。本稿は、
此処で提案する方法の初期実験結果に関して報告するも
のである。

2. 画像の固有パターン

2.1 画像の構成要素

計算機のスクリーン上に描かれる画像は、色成分によ
り赤(R)、緑(G)、青(B)の濃淡で表現されている。また、
画像はスクリーン上で2次元平面状の画素の集合であり、

$$\begin{aligned} \text{image} &\in \text{pixel}_{i,j} \\ \text{pixel}_{i,j} &\in R_k, G_k, B_k \\ i &= 1, 2, 3, \dots, m \quad j = 1, 2, 3, \dots, n \quad k = 1, 2, 3, \dots, m \times n \end{aligned} \quad (1)$$

2.2 色成分固有ベクトル

静止画像の固有パターンは、画像中の R、G、B 各成
分の 0 から 255 までの濃度分布で与えられ、1 画像に対
して 3 組得られる。R 成分分布を例にとると、

$$I_R \in R_k \quad k=1, 2, 3, \dots, m \times n \quad (2)$$

で与えられる。次に R 成分分布をダイナミックレンジ D
の分布に正規化した正規化 R 成分分布 I_R^D を式(3)で導く。
 $\text{Round}[*]$ は括弧内の値を整数化する演算を表し、 $\text{Max}[*]$
は括弧内の集合における最大値の要素を求める演算を表
す。

$$\begin{aligned} I_R^D &\in \text{Round} \left[D \times \frac{R_k}{\text{Max}[I_R]} \right] \\ k &= 1, 2, 3, \dots, m \times n \end{aligned} \quad (3)$$

次に、式(3)で求められたダイナミックレンジ D の正規化 R
成分分布 I_R^D において 1 から D までの数値の出現頻度を求
めヒストグラム化する。 $\text{Count}[*], p]$ は括弧内の集合にお
ける数値 p の個数を数える演算である。

$$E_R \in \text{Count}[I_R^D, p] \quad p = 1, 2, 3, \dots, D \quad (4)$$

式(4)で求められた E を R 成分固有ベクトルという。G 成分、
B 成分についても同様にして色成分固有ベクトルを導出
する¹⁾。

2.3 固有パターン

固有パターンを E とすると、固有パターン E は色成分固
有ベクトルを構成する R 成分、G 成分、B 成分の 3 成分の
集合であり、式(5)で表される。

$$E \in E_R, E_G, E_B \quad (5)$$

式(5)で得られる固有パターンを、等価な面積を持つ対
象物に対して求める。Fig.1 に示すように、固有パターン
は出現頻度に依存するため、形状が異なっても同一
となる。

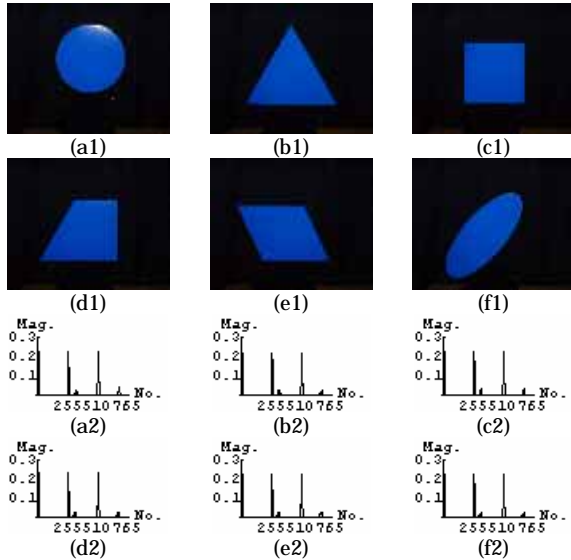


Fig.1 Tested Images and their Eigen Patterns
 (a1)-(f1) Objects having the same Area.
 (a2)-(f2) Eigen Patterns respectively corresponding to the Images in (a1)-(f1).

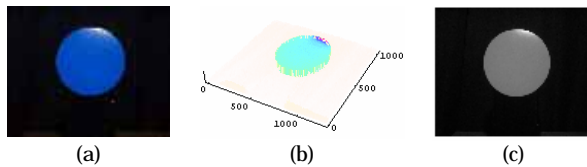


Fig.2 Color characteristic Vectors
 (a) Original image
 (b) Reflecting Light Vector Distribution
 (c) Magnitude Distribution of reflecting Light Vector

3. 幾何学的複雑さの抽出

3.1 可視化画像のベクトル化

幾何学的複雑さの抽出を試みる前に、本稿における幾何学的情報の定義についてまず述べる。Fig.2に示した画像の対象物について、人間は対象物の形状を幾何学的情報と認識する。ゆえに、画像のRGB成分からベクトル化画像を生成し、その大きさ分布に対して幾何学的複雑さの議論を行なう。ベクトル化画像とはR、G、B各成分をそれぞれ、デカルト座標系のx、y、zの各成分に対応させれば画像から反射光ベクトル分布が得られることに基づく。すなわち、カラー画像は3次元の反射光ベクトル分布画像として描くことができる²⁾。

3.2 離散値系2次元フーリエ変換

反射光ベクトルの大きさ分布は、2次元配列に格納された数値の並びとしてデジタル計算機で表現される。この数値の並びを複素周波数へ変換する変換行列Cは式(6)で表すことができる³⁾。

$$C = \frac{1}{\sqrt{n}} \begin{vmatrix} e^0 & e^0 & e^0 & \dots & e^0 \\ e^0 & e^{i\Delta x} & e^{i2\Delta x} & \dots & e^{in-1\Delta x} \\ e^0 & e^{i2\Delta x} & e^{i4\Delta x} & \dots & e^{i2n-1\Delta x} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^0 & e^{in-1\Delta x} & e^{in-12\Delta x} & \dots & e^{in-1n-1\Delta x} \end{vmatrix} \quad (6)$$

$$e^{i\alpha} = \cos(\alpha) + i \sin(\alpha), \quad i = \sqrt{-1}$$

式(6)を用いて2次元データを複素周波数へ変換する2次元フーリエ変換はベクトルの大きさ分布 (vector magnitude)の左側からフーリエ変換行列Cを掛け算し、右側からフーリエ変換行列の転置行列C^Tを掛け算することで行われる⁴⁾。

$$F = C \cdot \text{vector magnitude} \cdot C^T \quad (7)$$

複素周波数へと変換されたデータFより、パワースペクトラムを算出する。求めたスペクトラム分布をモノクロ画像と見立て、筆者らがこれまで提案してきた固有パターンを抽出する。パワースペクトラムを算出する演算は式(8)である。式(8)中のAbs[*]は絶対値を求める演算を表す。

$$\text{spectrum} = \text{Abs}[F] \quad (8)$$

離散値系2次元フーリエ変換(DFT)スペクトラムは、全サンプル数に等しい実部と虚部を与えるから、独立なパワースペクトラムは全サンプル数の半分までであり、さらにDFTの精度を勘案して、全サンプル数の1/4項までの低周波領域を幾何学的複雑さを表す周波数として勘案する⁵⁾。

Fig.3にFig.2の原画像のスペクトラムとその固有パターンを示す。Fig.3(b)から単純な周波数パワースペクトラムと導かれた固有パターンは識別が困難である。この原因は、原点付近のスペクトラムの数値の大きさ比較して、高周波成分の数値が小さすぎるためである。すなわち、周波数パワースペクトラムの大きさをモノクロ画像の画素値とした点に問題がある。周波数パワースペクトラムから得られる固有パターンが指数関数的に変化すると仮定して、固有パターンが値に対して10を底とする対数を計算する。これは固有パターンの大きさが10の指数関数的に分布すると仮定し、幾何学的複雑さを表す指標として指数部のみを取り出し、これを固有パターンとすることを意味する。Fig.3(c)は単純な固有パターン(Fig.3(b))値に対して10を底とする対数計算した結果から得られた固有パターンである。明らかに10の指数部と仮定すればパターンが明確に抽出される。

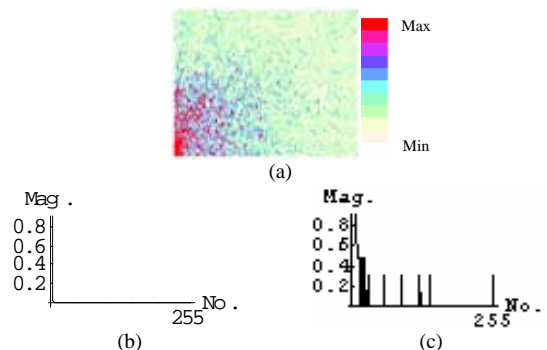


Fig.3 Spectrum Distribution and Eigen Patterns
 (a) Power Spectrum Distribution
 (b) Eigen Pattern of Spectrum Distribution
 (c) Eigen Pattern after Logarithmic Calculation

3.3 ログスケール描画法

固有パターンを抽出後、常用対数をとることで幾何学的情報が明確化されることを 3.2 節に示した。ここでは周波数パワースペクトラムが指数関数的に変化すると仮定して、周波数パワースペクトラム値に対して 10 を底とする対数を計算する。これは周波数パワースペクトラムの大きさが 10 の指数関数的に分布すると仮定し、幾何学的複雑さを表す指標として指数部を取り出し、これを固有パターンとすることを意味する。具体的にはパワースペクトラムを格納する配列の 1 行 1 列は平均値情報でパターンに関与しないためこの要素をゼロとし、さらに対数の性質上、残り全要素に 1 を加算して計算する。すなわち、式(9)で表される。

$$\begin{aligned} \text{Spectrum}[1,1] &\rightarrow 0 \\ \text{Spectrum} &= \log_{10}(\text{Spectrum} + 1) \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)の処理を行なったスペクトラムをモノクロ画像として、固有パターンを抽出する。ここで Fig.2 の原画像に対し求められたスペクトラムとそのモノクロ固有パターンを Fig.4 へ示す。

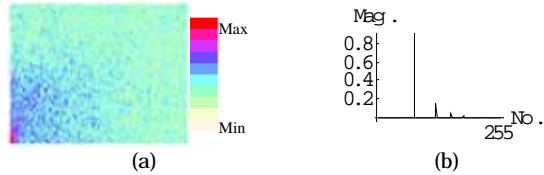


Fig.4 Spectrum Distribution and Eigen Pattern
(a) Spectrum Distribution after Logarithmic Calculation
(b) Eigen Pattern

4. 固有パターンの一貫性評価法

本論文における画像認識とは、予め複数の静止画像から固有パターンを抽出し、データベースを構築しておく。その後、認識対象として与えられる未知の入力動画像から固有パターンを抽出し、データベースと入力間の固有パターンの一貫性を線形システム方程式で評価し、入力静止画像をデータベースのいずれかの静止画像と同定するものである。R、G、B 各成分が収められた固有パターンを E として、 n 個の静止画像データからシステム行列 a を構築すると、システム行列 a は、

$$a = [E_1, E_2, E_3, \dots, E_n] \quad (10)$$

で与えられる。従って、入力画像の固有パターンを E_x とすると、次の線形システム方程式が得られる。

$$E_x = a \cdot X \quad (11)$$

式(11)における X は、静止画像データベースの各固有パターンの重みを要素とする n 次のベクトルである。また、本論文における固有パターンの要素数は、ダイナミックレンジ D によって決まり、光の独立な赤、緑、青色、各成分情報をダイナミックレンジ D として構成されている。すなわち、画像の色情報固有パターンの次数はダイナミックレンジ D の 3 倍である。この次数を m とすると、次数 m は、

画像データベースに格納された固有パターンの個数 n よりも大きいと仮定すれば、システム行列 a が m 行 n 列の長方形列となり、解ベクトル X の導出に最小自乗法を適用することができる⁶⁾。

$$X = [a^T a]^{-1} a^T E_x \quad (12)$$

式(14)で最大値をとる要素から、静止画像は認識される。

5. 画像認識

Fig.5 に、3.2 節で示したモノクロ固有パターンを抽出後、常用対数をとったものを用いた場合の認識結果を示す。また、色情報との認識率の比較を Table.1 に示す。ここで示される認識率とは、式(13)に示されているようにサンプル数に対して認識成功となったものの百分率である。Table.1 で、中段と下段の幾何学的情報からなる固有パターンは、それぞれ 3.2, 3.3 節で抽出されたものである。

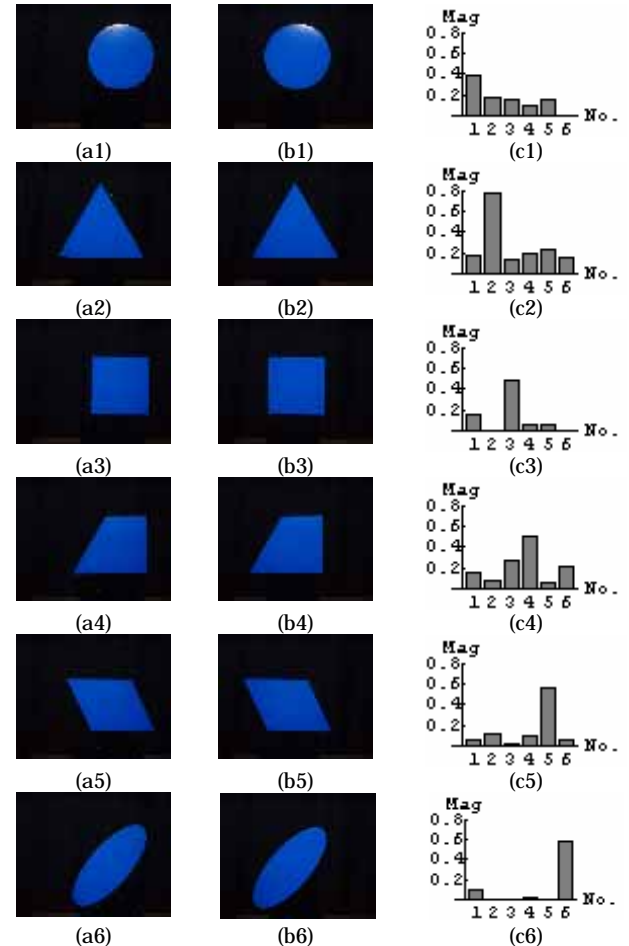


Fig.5 Cognized results by applying Eigen Pattern which extracted Power Space Frequency Spectrum Histogram Method.

(a1)-(a6)Cognized Images, (b1)-(b6)Testing Images, (c1)-(c6)Solution Vectors

$$\text{Cognition Rate} = \frac{\text{Number of Successful}}{\text{Number of Sample}} \times 100 \quad (13)$$

Table.1 Cognition Rates

Eigen Pattern	Vector Order	Cognition Rate
RGB Eigen Pattern	765	33%
Geometric Eigen Pattern post Logarithmic Operation	255	100%
Geometric Eigen Pattern before Logarithmic Operation	255	83%

6. まとめ

本論文では、可視化画像の持つ周波数成分に着目し、2次元フーリエ変換を用いることで画像を複素周波数空間へ変換し、可視化画像の幾何学的複雑さ情報をフーリエ周波数パワースペクトラムの周波数ヒストグラムとして抽出する方法を提案した。このようにして得られた周波数スペクトラム分布に対して、筆者らがこれまで提案してきた画像認識法を適用し、その結果、画像の幾何学的複雑さに基づいた画像識別が可能であることを示した。この結果、計算機が持つ視覚情報処理能力を人間のそれへと一歩近づいたことが確認された。今後の課題は、本論文で用いた可視化画像には背景情報が常に黒であるという拘束条件があることを踏まえ、動画像へと拡張されたベクトル化画像に対して差分を取り、ベクトル化差分画像に対して、幾何学的複雑さを抽出することである。

参考文献

- [1]佐藤隆紀, 早野誠治, 齋藤兆古, 堀井清之, "知的可視化情報処理による動画像認識", 可視化情報学会誌, Vol.22, No.1(2002) pp.243-246.
- [2]小杉山格, 早野誠治, 齋藤兆古, 堀井清之, "有限差分を用いた動画像認識", 可視化情報学会誌, Vol.24, No.1(2004)pp.247-250
- [3]齋藤兆古, "Mathematica による画像処理入門", 朝倉書店, 1998年
- [4]齋藤兆古, "Mathematica によるウェーブレット変換", 朝倉書店, 1996年
- [5]丸山和夫, 早野誠治, 齋藤兆古, 堀井清之, "色情報による光源特徴の一解析", 可視化情報学会誌, Vol.24, No.1(2004)pp.223-226
- [6]G.Strang, "Linear Algebra and its Applications", Academic Press, 1976年

キーワード.

固有パターン、画像認識、離散値系 2次元フーリエ変換

Summary.

Geometrical Complexity Extraction by Discrete 2nd Order Fourier Transform

Toru Kosugiyama Seiji Hayano Yoshifuru Saito
Graduate School of Engineering , Hosei University

Most of the conventional image cognition methodologies are based on the geometrical singular points extraction of an image. This method has problem that requires the definition what is the singular point of image also the way how to extract the singular point.

To remove this difficulty, we have proposed the Eigen pattern method that was based on color information of images. Even though Eigen pattern method has been successfully applied the image cognition, image diagnosis and so on, it has been pointed out that the Eigen pattern method lost the original geometrical information of target image, i.e., geometrical complexity. To overcome this problem, this paper proposes that the geometrical information or complexity of image is represented by means of the modified Fourier power spectrum histogram.

Keywords.

Eigen Pattern, Image Cognition, Modified Fourier Power Spectrum