

ウェーブレット変換を用いた画像の固有パターン認識

若林 健一[○], 早野 誠治, 齋藤 兆古 (法政大学工学部)

An Application of the Wavelets to the Image Cognition Based on the Image Characteristic Patterns

Kenichi WAKABAYASHI* , Seiji HAYANO, Yoshifuru SAITO

ABSTRACT

A concept is introduced to extract the essential and distinct characteristics of images. A key idea is to introduce the eigen patterns, which represents the characteristics of images independent of the resolutions and position of images on the screen. The previous works have demonstrated that we have obtained significant results in the image cognition based on the eigen patterns¹⁻³⁾. In this study, we try to compress the eigen patterns which compose a database by wavelet transform, and report a relationship between the cognition rate and the extent of compression.

Keywords: Eigen pattern, Image identification, Wavelet transform

1. まえがき

自然界の多くは固有の特性を持つ。たとえば、車のサスペンションはバネ定数とバネの質量で決まる固有振動数を持つ。特に車の場合、サスペンションの固有振動数は乗り心地を左右する重要な要素である。ところで、完全な人工的構築物であるコンピュータグラフィックスでは、自然界に存在する固有値に相当する画像の不変量が存在するであろうか？ 画像情報は、人間の視覚情報処理能力を前提とした場合、画像中の不変量を感じ、認識することが可能である。機械に画像中の不変量を感じさせることが可能であれば、その延長線上に存在する認知も可能であろう。このような画像中の不変量を自然界の固有値へ対応させ、固有パターンと呼ぶこととする。この固有パターンが完全に抽出可能であれば、人間の視覚情報処理能力を必要とする多くの作業が機械で処理可能な形態へ変わるであろう。

計算機のスクリーン(x, y 直交座標)上に表現される画像データは、通常、x, y 直交座標上の赤(R), 緑(G)そして青(B)画素成分から構成される。このため、画像は画像を構成する画素数、画像のx, y座標上の位置・角度などのハードウェアに依存する成分を持つ。このようなハードウェアに依存する性質を削減し、画像本来の性質を抽出する方法として、R, G, B直交座標を考え、

この3次元直交座標上へx, y座標上の原画像を投影することで、画像の固有パターンを抽出する方法を提案し、画像認識へ応用する試みはすでに報告した¹⁻³⁾。本研究では、抽出された固有パターンをウェーブレット変換で圧縮し、圧縮度合いと認識率の関係、すなわち予め準備する固有パターンのデータベースをウェーブレット変換でどの程度圧縮できるかを考察する。具体的例題として、コイルから発生する磁界分布のx, y, z方向成分をそれぞれ赤、緑、青に対応させることで得られる画像から固有パターンを抽出し、コイル素子の位置推定問題を取り上げる。得られる固有パターンは3次元配列を成すため、ここでは3次元ウェーブレット変換を用いる⁴⁾。

2. 画像の固有パターン

2.1 画像の固有パターン

ここでは、画像から固有パターンを抽出する概念を述べる。コンピュータグラフィックスで表現される画像は、スクリーンのx, y直交座標上のR, G, B画素の組み合わせである。すなわち、 m, n をそれぞれ、x, y方向の画素数とすれば、画像は次式で表される。

$$\begin{aligned} \text{image} &\in \text{pixel}_{i,j}, \\ \text{pixel}_{i,j} &\in f_r(x_i, y_j), f_g(x_i, y_j), f_b(x_i, y_j) \\ i &= 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (1)$$

(1)式で、 f_r, f_g, f_b はそれぞれ、R, G, B成分を与える関数であり、(2)式の条件を満足する。

$$\begin{aligned} 0 &\leq f_r(x_i, y_j) \leq 1, \\ 0 &\leq f_g(x_i, y_j) \leq 1, \\ 0 &\leq f_b(x_i, y_j) \leq 1, \\ i &= 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (2)$$

(1)式で、画像は画素の集合で表現され、画素はx, y座標の関数で表現されるが、R, G, B直交座標系を考え、この3次元直交座標上で画像が表現されるとしよう。すなわち、

$$\begin{aligned} \text{image} &\in g(r_o, g_p, b_q) \\ r_o &\in f_r(x_i, y_j) \\ g_p &\in f_g(x_i, y_j) \\ b_q &\in f_b(x_i, y_j) \\ o &= 1, 2, \dots, R, \quad p = 1, 2, \dots, G, \quad q = 1, 2, \dots, B, \\ i &= 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

(3)式の形で画像は表現できる。ここで、(3)式中の、 o, p, q はそれぞれ、R, G, Bを最大値とする整数である。また、関数 $g(r_o, g_p, b_q)$ は

$$\begin{aligned} 0 &\leq |g(r_o, g_p, b_q)| \leq 1, \\ o &= 1, 2, \dots, R, \quad p = 1, 2, \dots, G, \quad q = 1, 2, \dots, B \end{aligned} \quad (4)$$

を満足するものとする。ここでは、関数 $g(r_o, g_p, b_q)$ の初期値はすべてゼロとし、座標値 (r_o, g_p, b_q) が与えられる毎に関数値は

$$g(r_o, g_p, b_q) = g(r_o, g_p, b_q) + 1 \quad (5)$$

と加算され、すべての座標値について投影が終了した時点で、(4)式を満足する形へ最大値で正規化する。

2.2 磁界分布の可視化

固有パターン抽出の概念を磁界分布へ適用するため、磁界分布を可視化することを考える。磁界ベクトルの各直交成分がx, y, z方向3成分について得られている場合、それら、x, y, z方向成分をそれぞれR, G, B成分に対応させることで画像として表現することができる。この場合、(2)式の条件を満たすように各成分の最大値を1に正規化する必要がある。磁界のx, y, z方向成分、およびそれらの各色を成分とした画像をFig. 1に示す。このようにして可視化された画像から固有パターンを抽出する。

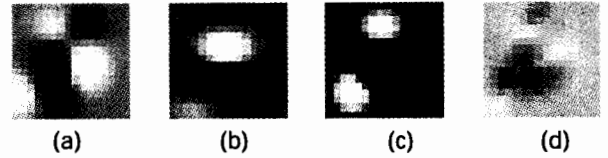


Fig. 1 Magnetic field components and color image.

(a) x-component, (b) y-component, (c) z-component, and (d) visualized magnetic field.

3. 画像のシステム方程式

本論文では、固有パターンの応用例として、低解像度画像から高解像度画像を再現する画像の再構成、認識問題を解くために、最小自乗法を用いる。

3.1 入力ベクトル

可視化された磁界分布画像の各成分を、それぞれR, G, Bを最大値とする入力画像の固有パターン E_T へ変換する。

$$\begin{aligned} E_T &\in g_T(i, j, k) \\ i &= 1, 2, \dots, R, \quad j = 1, 2, \dots, G, \quad k = 1, 2, \dots, B \end{aligned} \quad (6)$$

このとき、入力ベクトル Y は、 E_T の要素を一列に並べた、 $R \times G \times B$ 次の列ベクトルとなる。

$$\begin{aligned} Y &= [g_T(1,1,1), g_T(2,1,1), \dots, g_T(R,1,1), \\ &g_T(1,2,1), g_T(1,3,1), \dots, g_T(1,G,1), g_T(1,1,2), g_T(1,1,B), \dots, \\ &g_T(R,G,B-1), g_T(R,G,B)]^T \end{aligned} \quad (7)$$

3.2 システム行列

p 個からなるデータベース画像の固有パターンを考える。

$$\begin{aligned} C_D^{(n)} &\in g_D^{(n)}(i, j, k) \\ i &= 1, 2, \dots, R, \quad j = 1, 2, \dots, G, \quad k = 1, 2, \dots, B, \\ n &= 1, 2, \dots, p \end{aligned} \quad (8)$$

(7)式と同様に、システム行列の l 番目のベクトルは(9)式で与えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{d}^{(l)} &= [g_D^{(l)}(1,1,1), g_D^{(l)}(2,1,1), \dots, g_D^{(l)}(R,1,1), \\ &g_D^{(l)}(1,2,1), g_D^{(l)}(1,3,1), \dots, g_D^{(l)}(1,G,1), g_D^{(l)}(1,1,2), g_D^{(l)}(1,1,B), \dots, \\ &g_D^{(l)}(R,G,B-1), g_D^{(l)}(R,G,B)]^T \end{aligned} \quad (9)$$

結局、システム行列 D は(10)式で与えられる。

$$D = [\mathbf{d}^{(1)}, \mathbf{d}^{(2)}, \dots, \mathbf{d}^{(p)}] \quad (10)$$

3.3 システム方程式

システム方程式は(11)式のように書くことができる。

$$Y = DX \quad (11)$$

通常、データベース数 p よりも、固有パターンの要素数、すなわち $R \times G \times B$ のほうが大きいので、システム行列は縦長となり、最小自乗法を適用することができる。

最小自乗法をもちいて、解ベクトル X は (12) 式で求めることができる⁵⁾。

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

3.4 画像の再構成

(11) 式のシステム方程式は、入力画像の固有パターンが、解ベクトル X の要素を重みとしたデータベース画像の固有パターンの線形結合で表すことができることを意味する。固有パターン空間で得られた解ベクトル X (w_1, w_2, \dots, w_p) を用いて、画像の再構成を行う。再構成画像 V は、(8) 式のデータベース画像を用いて (13) 式で与えられる。

$$V_i = \sum_{i=1}^p w_i C_D^{(i)} \quad (13)$$

もし、解ベクトルの第 1 番目の要素 w_1 が 1 で他の要素が全て 0 ならば、再構成された画像はデータベースの 1 番目の画像と同一であることを意味する。

4. 3次元ウェーブレット変換

1次元のウェーブレット変換は、一般に、

$$S = WV \quad (14)$$

で表される。ここで、 V は n 次の列ベクトル、 S はウェーブレット変換スペクトラム、 W は $n \times n$ のウェーブレット変換マトリックスである。

次に、2次元のウェーブレット変換は

$$S = W_m \cdot M \cdot W_n^T \quad (15)$$

で与えられる。ここで、 S はウェーブレット変換スペクトラム、 M は $m \times n$ の長方マトリックス、 W_n および W_m はそれぞれ $n \times n$, $m \times m$ のウェーブレット変換マトリックスである。

3次元のウェーブレット変換は、3次元マトリックスの転置行列を

$$[H_{lmn}]^T = H_{nlm} \quad (16)$$

で表すと、

$$S = [W_l \cdot [W_m \cdot [W_n \cdot H_{lmn}]^T]^T]^T \quad (17)$$

で与えられる。ここで、 S はウェーブレットスペクトラム、 H は $l \times m \times n$ の直方マトリックス、 W_l, W_m, W_n はそれぞれ $l \times l$, $m \times m$, $n \times n$ のウェーブレット変換マトリックスである⁴⁾。

5. 例題

5.1 局所座標系

具体的例題として、最小自乗法を用いたコイル素子の

認識問題を取り上げる。コンピュータグラフィックスに於いては、赤、緑、青の要素は角度に依らず固定されているが、本来ベクトル場である磁界分布を上記のように可視化した場合、角度によって、すなわち基準座標の取り方によって色合いが変化することになる。そこで、測定された座標系における 4 方向 ($\pm x, y$ 方向) について、和が最大となる方向を x 軸の正とする基準座標系を導入し、各画像を表現することにする。Fig. 2 は左側の可視化磁界を右側の基準座標で表現した例を示す。以後、この基準座標系で議論を進める。

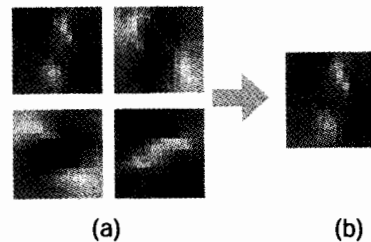


Fig. 2 Reference coordinate system
(a) Magnetic field distribution measured at the distinct coordinate systems
(b) At the reference coordinate system

5.2 入力画像

Fig. 3(a)-(c)には、供試コイルと可視化された 15×15 画素の磁界分布を示す。また、これら 3 個のコイルを含んだ複合モデルと、 16×16 画素の磁界分布画像を Fig. 3(d) に示す。

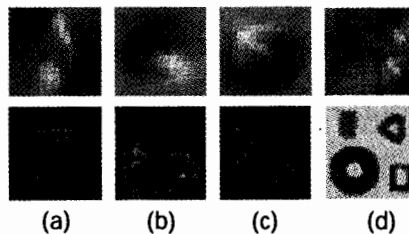


Fig. 3 RGB visualized images (upper) and coil elements (lower)

5.3 データベース画像

Fig. 3(d)の複合モデルより、 7×7 画素の領域を縦横 2 画素ずつずらしながら 25 個切り出したものをデータベース画像とし、Fig. 4 に示す。データベース画像は各画像について正規化してある。

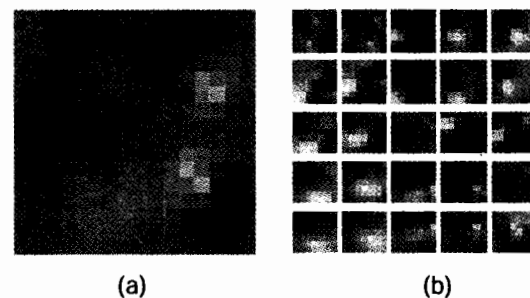


Fig. 4 (a) Compound model
(b) Database images

これらデータベース画像よりR, G, Bそれぞれ16段階の解像度で $16 \times 16 \times 16$ のマトリックスとなる固有パターンを抽出し、ウェーブレット変換による圧縮の度合いと認識率の関係を考察する。

5.4 最小自乗解

データベース画像、入力画像から、(12)式を用いて解ベクトル \mathbf{X} を求め、(13)式により画像の再構成を行う。非圧縮時において再現された画像と、解ベクトルの最大値から認識したデータベース画像をFig. 5に示す。

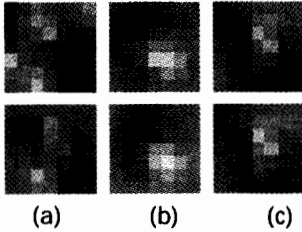


Fig. 5 Recovered images(upper) and identified images(lower)

さらに、認識された画像から複合モデルにおける各コイル素子の位置推定結果をFig. 6に示す。いずれもほぼ妥当な位置を示していることがわかる。

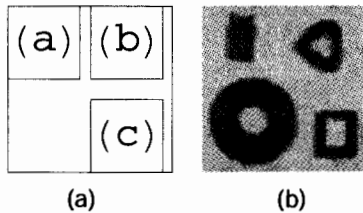


Fig. 6 (a) Estimated positions and (b) tested coil elements layout

また、非圧縮時及びウェーブレット変換を用いた圧縮によりデータ量を削減していった場合の解ベクトルの要素をFig. 7に示す。データ量を徐々に減らし、約18パーセントまで削減するとノイズが顕著になるが、25パーセントまでは非圧縮時と同等の解ベクトルが得られていることがわかる。

6. 結論

本論文では、固有パターンの具体的例題として、可視化した磁界分布画像を用いてのコイル素子認識問題を最小自乗型逆問題として解いた。その結果、固有パターンが画像の特徴を効率良く抽出し、良好な認識を示した。さらに、データベースとなる固有パターンをウェーブレット変換で圧縮し、その圧縮率と認識率の関係を考察した。その結果、データ量をおよそ4分の1に圧縮した場合でも非圧縮時と同等の認識が可能であった。

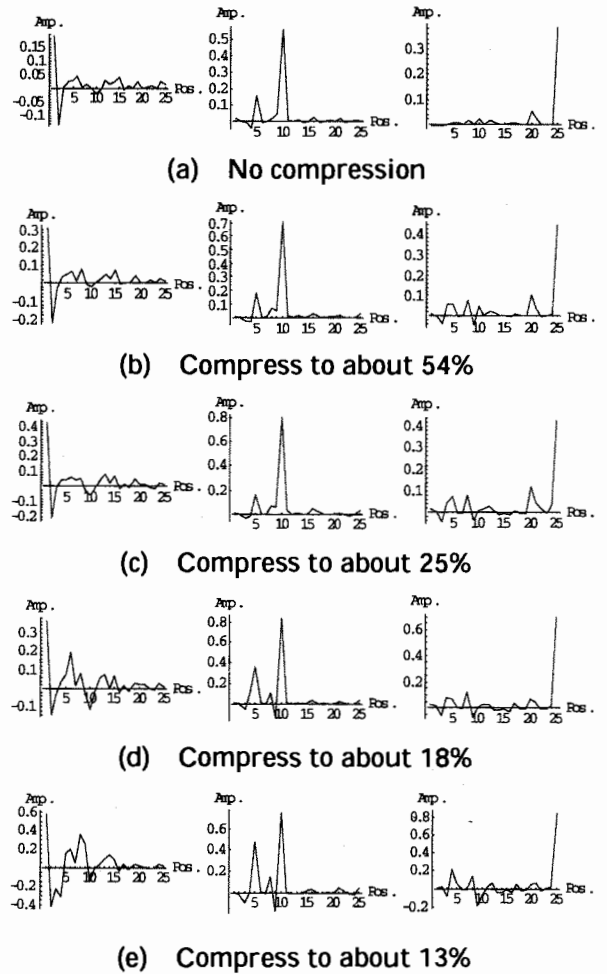


Fig. 7 Solution vectors at the each extent of expression

参考文献

- 1) 若林健一, 早野誠治, 斎藤兆古, 國井利泰, 「画像の固有パターンと画像認識への応用」, 可視化情報学会誌, Vol. 19, No. 1, July, 1999.
- 2) 若林健一, 早野誠治, 斎藤兆古, 國井利泰, 佐久間正剛, 「画像と磁界分布の固有パターンに関する考察」, 日本シミュレーション学会主催・第20回計算電気・電子工学シンポジウム論文集, November, 1999, pp219-222.
- 3) Kenichi Wakabayashi, Seiji Hayano, Yoshifuru Saito, Toshiyasu L. Kunii Kiyoshi Horii, Masatake Sakuma, "Eigen Pattern of Magnetic Fields and its Application to the Nondestructive Inspections", Digest of the Joint Seminar '99, November 1999.
- 4) 松山佐和, 小口雄康, 斎藤兆古, 國井利泰, 「ウェーブレット変換による動的画像のハンドリング」, 可視化情報学会誌, Vol. 19, No. 1, July, 1999.
- 5) G.Strang, "Linear Algebra and its Applications", 1976, Academic Press, Inc..