

佐藤 隆紀[○], 早野 誠治, 齋藤 兆古(法政大学)

堀井 清之(白百合女子大学)

Dynamic Image Cognition by Smart Visualized Information Processing

Takanori SATO, Seiji HAYANO, Yoshifuru SAITO and Kiyoshi HORII

ABSTRACT

Principal purpose of this paper is to realize the function of human eyes on the computers by extracting the essential characteristics of target visualized information. We firstly consider a way of characteristic extraction to the target digital image. Hence, we propose the eigen pattern representing characteristics of target digital image. The key idea of the eigen pattern is to extract unique information which is independent of resolution and spatial position of the target digital image on the screen. Furthermore, this eigen pattern methodology is generalized to the dynamic digital image.

Keywords: Dynamic image cognition, Eigen pattern, Liner system of equation

1. はじめに

現在, 人間の評価能力を前提として映像を計算機によって処理・加工する技術は比較的多く実用化されている。しかし, 映像を認識する技術は完成度が低く, 最終的には人間の視覚情報処理能力へ依存せざるを得ない。圧倒的な演算処理能力をもつ最新の計算機をもってしても, 画像認識の分野においては人間の視覚情報処理能力には到底及ばない。映像を計算機によって認識させることは, 計算機に人間と同等な視覚情報処理能力を与えることになり, 現状の様々な手法では人間の視覚情報処理能力には匹敵し難い。

このような現状を鑑み, 本論文では, 電子的に計算機スクリーン上に可視化された映像から, 画素数, 配置, 変形等に関係となる映像の普遍量を抽出する概念を導入し, 人間の視覚情報処理能力を計算機に与え, 計算機自身によって映像を認識させることを試みる¹⁾。

ここで我々が認識の対象とする映像は, 人間の視覚によって認識し得る形態で表現された情報を指し, それらを総称して本論文では可視化情報と呼ぶ。人間の視覚で捉えることが可能なカメラやビデオで撮影された画像等の映像はその代表例である。また, 通常, 人間の視覚情報処理機能で捉えることができない情報を映像化した赤外線映像や電子顕微鏡による映像等も可視化情報の一種である。さらに, 人間の視覚で認識可能な形態へ変形された信号情報, 例えば音声等を電子的にオシロスコープ等の機器で映像化した情報も可視化情報である。

人間の脳の視覚情報機能は, 眼球を通して得られた

映像を処理することによって外界の情報を認識するが, その対象となる視覚情報には, 一定の構成ルールに従ってコード化された文字や言語等のコード化視覚情報と, コード化されていない可視化情報, すなわち非コード化視覚情報がある。前述の可視化情報は, 非コード化視覚情報を処理する人間の視覚情報処理能力を前提としたデータであり, 人間は人間の持つ視覚情報処理能力によって何らかの普遍量を感じ認識しているものと考えられる。従って, 計算機によって人間の視覚情報処理能力を実現し認識するためには, 可視化情報から計算機で処理可能な何らかの普遍量を抽出する必要がある。

計算機のスクリーン上の可視化情報は2次元平面上の画素(Pixel)で構成されている。各画素は可視光の波長によってそれぞれ赤, 緑, 及び青(以下それぞれ R, G, B と略記)成分の情報をもつ。また, 可視化情報は反射光の強さ(Intensity), 色相(Tone), 及び色成分(Color component)の組み合わせからなり, それらの幾何学的配置で表現される。そのため, 計算機のスクリーン上の可視化情報は, スクリーンの解像度や基準座標(視点)に依存する性質をもつ。このようなハードウェアに依存する性質を削減した可視化情報の普遍量を, 本論文では映像の固有パターン(Eigen pattern)と呼ぶ²⁾。

本論文の構成は以下の通りである。第2節では, 可視化情報から固有パターンを抽出する方法について述べる。第3節では, 固有パターンの概念を磁界分布解析へ応用するため, 磁界分布の可視化手法について述べる。第4節では, 抽出された固有パターンを用いた動画認識手法について述べる。第5節では, 動画認識の具体的応

用例として、非破壊検査への応用について述べる。可視化された動磁界分布から固有パターンを抽出し、動画像認識手法を用いた磁気素子の同定を行い、その有用性を吟味する。

2. 映像の固有パターン

2.1 固有パターンの3要素

固有パターンは反射光強度、色相、及び色成分固有ベクトルの3要素によって構成される。反射光強度固有ベクトルは、各画素中の R, G, B の色成分のスカラ和、又はベクトルノルムで与えられ、1映像に対して1組得られる。色相固有ベクトルは、各画素を構成する R, G, B の色成分の構成比で与えられる。各成分の和は反射光強度で与えられるので、独立な構成比は、 R, G, B の色成分の中で任意の2組である。色成分固有ベクトルは、1映像を構成する R, G, B の色成分の量で与えられる。従って、1映像に対して3組得られる。

2.2 反射光強度固有ベクトル

計算機のスクリーン上の可視化情報は2次元平面、すなわち x, y 直交座標上の画素で構成されている。そこで、 x, y 方向の画素数がそれぞれ a, b であるとき、画像データを $a \times b$ 次のベクトルとして扱う。ベクトルとして表現されたカラー画像データにおける第 i 番目の画素の反射光強度を $I_{int,i}$ とし、同画素の R, G, B の色成分を R_i, G_i, B_i とすると、反射光強度値 $I_{int,i}$ は色成分値 R_i, G_i, B_i のスカラ和、又はベクトルノルムによって与えられる。

$$I_{int,i} = R_i + G_i + B_i \quad (1)$$

$$I_{int,i} = \sqrt{R_i^2 + G_i^2 + B_i^2}$$

従って、カラー画像データによる表示画像中の反射光強度分布を I_{int} とすると、

$$I_{int} \in I_{int,i}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (2)$$

で与えられる。(2)式における $p (= a \times b)$ は表示画像中の全画素数である。次に、反射光強度分布 I_{int} をダイナミックレンジ D の分布に正規化する。ここで、 $\text{Round}[\]$ が括弧内の値を整数化する演算を表し、 $\text{Max}[\]$ が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ものとし、反射光強度分布 I_{int} を正規化反射光強度分布 I_{int}^D に(3)式で変形する。

$$I_{int}^D \in \text{Round} \left[D \times \frac{I_{int,i}}{\text{Max}[I_{int}]} \right], \quad (3)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, p$$

(3)式で得られた正規化反射光強度分布 I_{int}^D において、1から D までのそれぞれの反射光強度分布値を取る画素の数を計数する。これにより、正規化された反射光強度分布が反射光強度分布値を階級としてヒストグラム化され、各階級の度数にあたる各反射光強度分布値の出現頻度が求められる。これによって求められた各反射光強度

分布値の出現頻度をベクトル形式の配列要素として反射光強度固有ベクトル \mathbf{E}_{int} を生成する。

2.3 色相固有ベクトル

本論文で考える色相は、各画素中の R, G, B の色成分値の構成比であり、反射光強度値に対する R, G, B の色成分の割合である。各色成分についての色相分布は、表示画像中の各画素における色成分構成比であるから、表示画像の R 成分色相分布は、各画素における R 成分の色相分布を $I_{tone,R}$ として、

$$I_{tone,R} \in \frac{R_i}{I_{int,i}}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (4)$$

で与えられる。次に、 R 成分色相分布 $I_{tone,R}$ をダイナミックレンジ D の分布に正規化した正規化 R 成分色相分布 $I_{tone,R}^D$ に(5)式で変形する。

$$I_{tone,R}^D \in \text{Round} \left[D \times \frac{I_{tone,R,i}}{\text{Max}[I_{tone,R}]} \right], \quad (5)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, p$$

(5)式で得られた正規化 R 成分色相分布 $I_{tone,R}^D$ において、1から D までのそれぞれの R 成分色相を取る画素数を計数し、それらの出現頻度をベクトル形式の配列要素とする R 成分色相固有ベクトル $\mathbf{E}_{tone,R}$ を生成する。 G 成分色相固有ベクトル $\mathbf{E}_{tone,G}$ と B 成分色相固有ベクトル $\mathbf{E}_{tone,B}$ も R 成分色相固有ベクトルと同様な演算処理によって得る。

2.4 色成分固有ベクトル

色成分固有ベクトルは、表示画像中の R 成分の量、 G 成分の量、及び B 成分の量によって与えられ、1つの映像に対して3組得られる。表示画像における R 成分分布に対して、 R 成分分布を $I_{comp,R}$ とすると、

$$I_{comp,R} \in R_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (6)$$

で与えられる。次に、 R 成分分布 $I_{comp,R}$ 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 $I_{comp,R}^D$ に(7)式で変形する。

$$I_{comp,R}^D \in \text{Round} \left[D \times \frac{R_i}{\text{Max}[I_{comp,R}]} \right], \quad (7)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, p$$

(7)式で得られた正規化 R 成分分布 $I_{comp,R}^D$ において、1から D までのそれぞれの R 成分値を取る画素数を計数して出現頻度を求め、それらをベクトル形式の配列要素とする R 成分固有ベクトル $\mathbf{E}_{comp,R}$ を生成する。 G 成分固有ベクトル $\mathbf{E}_{comp,G}$ と B 成分固有ベクトル $\mathbf{E}_{comp,B}$ も R 成分固有ベクトルと同様の演算処理によって得る。

2.5 固有パターン

固有パターンを \mathbf{E} とすると、固有パターン \mathbf{E} は反射光強度固有ベクトル \mathbf{E}_{int} 、 R 成分色相固有ベクトル $\mathbf{E}_{tone,R}$ 、 B 成分色相固有ベクトル $\mathbf{E}_{tone,B}$ 、 R 成分固有ベクトル

$E_{comp,R}$, G 成分固有ベクトル $E_{comp,G}$, 及び B 成分固有ベクトル $E_{comp,B}$ によって構成され,

$$E = [E_{int}, E_{tone,R}, E_{tone,B}, E_{comp,R}, E_{comp,G}, E_{comp,B}]^T \quad (8)$$

で与えられる。(8)式における T は行列の転置を表す。

2.6 動的可視化情報への適用

固有パターンを動的可視化情報へ適用することを考える。動的可視化情報は複数のフレーム画像データによって構成されるので、フレーム画像データ全体を通した画素の情報値分布から普遍量を抽出する必要がある。

そこで、動的可視化情報を構成する全フレームを重ねるように合成した全フレームの合成静止画像を作成し、この合成静止画像から固有パターンを抽出する。固有パターンはスクリーン上の可視化情報の位置や角度に依存しない量であるため、合成静止画像から抽出した固有パターンは、動的可視化情報中のフレーム移動情報を削減することが可能となる。Fig. 1 に同一対象が異なる方向へ移動する動的可視化情報から固有パターンを抽出した結果を示す。Fig. 1(c) の固有パターンはいずれも同値であることから、合成静止画像から抽出された固有パターンはスクリーン上の可視化情報の位置や角度のみならず、フレーム移動情報も削減した普遍量であることがわかる。

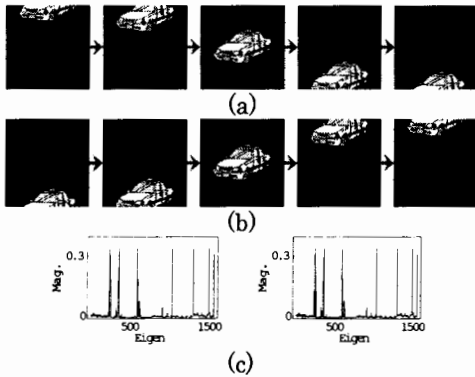


Fig. 1 Eigen Pattern of Dynamic Visualized Information
(a) Test image No. 1, (b) Test image No. 2,
(c) Eigen patterns (left: No. 1, right: No. 2)

3. 磁界分布の可視化

固有パターン抽出の概念を磁界分布解析へ応用するため、磁界分布をカラー画像で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光の R, G, B 成分へ対応させることで磁界分布をカラー画像として表現することができる^{3,4)}。Fig. 2 は平面状コイルに正弦波 (10[kHz]) 励磁を行い、その直上をソレノイド型サーチコイルで測定した磁界の x, y, z 方向成分をそれぞれ R, G, B 成分へ対応させて磁界分布をカラー画像として可視化した映像である。この手法で可視化した磁界分布から固有パターンを抽出する。

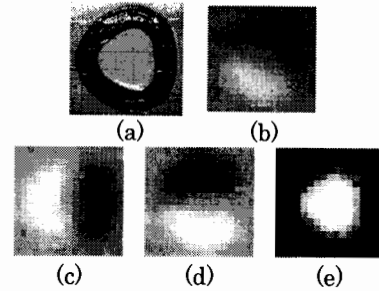


Fig. 2 Visualization of Magnetic Field Distribution by Color Image

(a) Coil element, (b) Visualized magnetic field,
(c) x component, (d) y component, (e) z component

4. 固有パターンの一致性評価

本論文における動画認識とは、予め複数の映像から固有パターンを抽出し、映像データベースを構築しておく。その後、認識処理対象として与えられる未知の入力映像から固有パターンを抽出し、映像データベースと入力映像間の固有パターンの一致性を線形システム方程式で評価し、入力映像を映像データベースのいずれかの画像と同定するものである。

映像データベースに n 個の固有パターンが得られるとすれば、システム行列 C は、

$$C = [E_1, E_2, \dots, E_n] \quad (9)$$

で与えられる。従って、入力映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。

$$E_x = C \cdot X \quad (10)$$

(10)式における X は、映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。固有パターンが第 2 節で述べた 6 要素の固有ベクトルで構成されており、且つ、各固有ベクトルがダイナミックレンジ D で正規化した分布をヒストグラム化したものであることから、固有パターンの次数はダイナミックレンジ D の 6 倍である。この次数を m とすると、次数 m は、映像データベースに登録されている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 C 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⁵⁾。

$$X = [C^T C]^{-1} C^T E_x \quad (11)$$

ここで、(11)式で得られる解ベクトル X の第 j 番目の要素が 1 で、他の要素がすべて 0 であるならば、固有パターン E_x が映像データベースの固有パターン E_j に等しい。よって入力映像を固有パターン E_j の映像と同定できる。

5. 動画認識—非破壊検査への応用—

5.1 映像データベース

ここでは、測定された動磁界分布から第 3 節で述べた方法で可視化情報を生成し、第 2 節で述べた方法でそれ

らの固有パターンを抽出し、第4節で述べた動画像認識手法を用いてコイル素子やDC/DCコンバータ等の磁気素子の同定を試みる。Fig. 3に映像データベースの一例を示す。各映像のフレーム数は50枚であるが、測定点数の違いから解像度はデータベースによって異なる。換言すれば、生成された可視化情報の解像度は動磁界分布の測定点数に対応している。

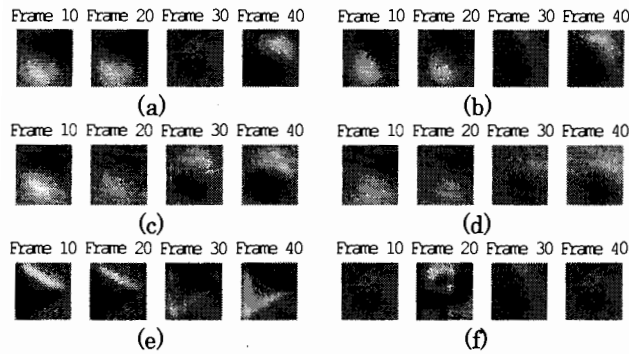


Fig. 3 Database Images

(a)No.1 (17-17pixel), (b)No.2 (17-17pixel),
(c)No.3 (17-17pixel), (d)No.18 (16-16pixel),
(e)No.19 (24-24pixel), (f)No.20 (35-35pixel)

5.2 入力映像

Fig. 4に認識対象となる入力映像の一例を示す。Fig. 4は、Fig. 3の映像データベースを縦・横方向に一定間隔で間引きしたものである。これらは測定間隔の粗い実験で得られる動磁界分布を想定している。

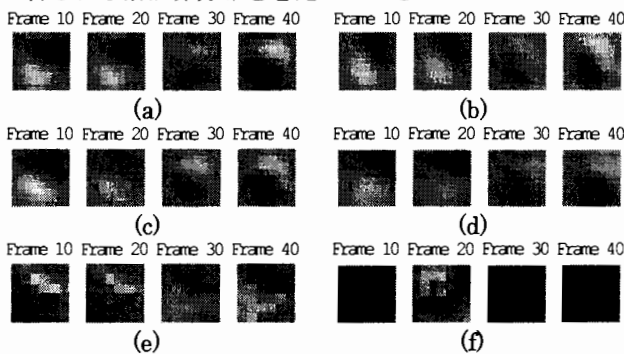


Fig. 4 Test Images

(a)No.1 (9-9pixel), (b)No.2 (9-9pixel),
(c)No.3 (9-9pixel), (d)No.18 (8-8pixel),
(e)No.19 (6-6pixel), (f)No.20 (7-7pixel)

5.3 認識結果

Fig. 3のデータベース及びFig. 4の入力映像からそれぞれ固有パターンを抽出し、(11)式を用いて解ベクトル X を求め、解ベクトル中の最大値をとる要素で同定する。認識結果の一例をFig. 5に示す。また、得られた映像の妥当性を吟味するために、それぞれの解ベクトルの要素をFig. 5(c1)-(c6)に示す。図中の横軸は映像データベースの番号であり、Fig. 3の番号と対応している。Fig. 5の入力映像はそれぞれデータベースのNo.1,2,3,18,19,20を縦・横方向に一定間隔で間引きしたものであるが、解ベクトルは正解を示す要素が支配的となり、いずれも正しい認識結果が得られた。

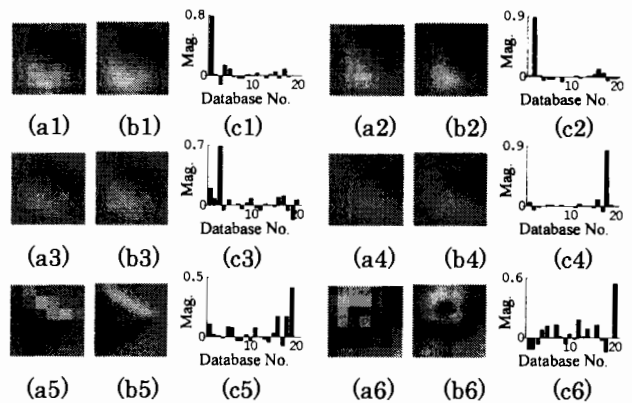


Fig. 5 Cognized Results

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

6. まとめ

本論文では、可視化情報の普遍量を、反射光強度、色相、及び色成分固有ベクトルの3要素によって構成される固有パターンとして抽出する方法を提案した。本来静的可視化情報に適用してきた固有パターンを動的可視化情報に適用するため、動的可視化情報を構成する全フレームを重ねるように合成した全フレームの合成静止画像を作成し、この合成静止画像から固有パターンを抽出することで、フレーム移動情報を削減可能であることが判明した。

固有パターンの概念を磁界分布解析へ応用するため、磁界分布の x, y, z 方向成分をそれぞれ光の R, G, B 成分に対応させることで磁界分布をカラー画像として表現し、本手法を用いた磁気素子の同定を行った。その結果、少ない測定で得られる磁界分布からデータベース中の磁気素子が認識可能であることを示した。このことは測定されたフィールド分布から特定の素子や物理的状態が探索可能であることを示唆し、電子・電磁機器の非破壊検査の一方法として期待できることを意味する。

参考文献

- 1) 若林健一, 早野誠治, 齋藤兆古, 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 (1999) pp. 91-94.
- 2) 佐藤隆紀, 早野誠治, 齋藤兆古: 動画像認識手法の提案と電子・電磁機器の非破壊検査への応用, 電気学会マグネティックス研究会資料, MAG-01-222 (2001).
- 3) 遠藤久, 早野誠治, 齋藤兆古, 國井利泰: 画像の支配方程式とベクトル場への応用, 電学論, Vol. 120-A, No. 10 (2000) pp. 902-912.
- 4) 遠藤久, 早野誠治, 齋藤兆古: 電磁界の可視化手法に関する考察, 電気学会マグネティックス研究会資料, MAG-01-069 (2001).
- 5) G. Strang: Linear Algebra and its Applications, Academic Press, Inc (1976).