

2005 年度 修士論文

画像の幾何学的固有パターンに関する研究

A STUDY OF GEOMETRICAL CHARACTERISTIC PATTERN OF THE VISUALIZED IMAGES

指導教授 齋藤 兆古

法政大学大学院
工学研究科
電気工学専攻 修士課程
学籍番号 04R3221
コスギヤマ トオル
氏名 小杉山 格

Abstract

This paper deals with a method of geometrical complexity extraction from Visualized Image. We have proposed the eigen pattern method, which makes it possible to carry out the computer watching, diagnosis, discrimination, inspection etc. on full automatic security system as well as inspection system on factory line. Since our eigen pattern method is based on the color information of own distinct target, then it is possible to cognize when the geometrically deformed the target.

On the other side, our eigen pattern method could not distinct the different targets having the same color information.

To remove this difficulty, we propose here the geometrical eigen pattern method based on the Fourier transform and Fourier cosinusoidal transform. As a result, it is revealed that fairly good cognition rate can be achieved by the geometrical eigen pattern method proposed in this paper.

目次

Abstract.....	i
1. はじめに	1
2. 画像認識手法	2
2.1 画像の不変量抽出	2
2.2 固有パターン的一致性	7
3. 可視化画像の幾何学的複雑さ抽出の試み	9
3.1 静止画像認識	9
3.2 幾何学的複雑さの抽出	10
3.3 考察	13
4. フーリエ余弦変換による幾何学的固有パターン	14
4.1 モノクロ静止画像認識	14
4.2 モノクロ動画像認識	15
4.3 カラー静止画像認識	18
4.4 カラー動画像認識	20
5. 差分画像と幾何学的固有パターン	22
5.1 差分画像による幾何学的固有パターン抽出	22
5.2 色情報固有パターンと幾何学的固有パターンのハイブリット法の試み	25
6. まとめ	26
参考文献	27
研究業績	28
謝辞	29

1. はじめに

マイクロテクノロジーの広汎な普及と製品は全地球を席卷する電子機器を普及させ、ソフトウェア産業と呼ばれる、従来の人類では想像出来ない、電子形態の製品を製造する産業が生まれた。初期の計算機は、いわゆる、職人芸的知識と操作技術を必要としたが、ハードとソフトウェアの進展が従来不可能と考えられていたヒューマンインターフェイスを実装可能とし、家庭の主婦から子供まで老若男女を問わず計算機を計算機と意識せずを使う環境整備は円熟期に入ったと言えるであろう。これは、人間が高度な知識を獲得せずに計算機を駆使できることを意味し、人間は学ばなくても計算機が賢く学んだことに他ならない。当然であるが、機械である計算機が自己学習して人間に近づいたのでは無い。計算機を創造した人間の英知がより高度な計算機を創造した結果である。この意味で計算機を計算機と意識させないで使う時期を計算機の第一世代とすれば、計算機は人間にフレンドリーな機械から人間の友人そのものへ進展するのは自然であろう。すなわち、計算機の第二世代は人間の友人になり得る機械で作られた擬似人間氾濫時代と言えよう。この第二世代の計算機を実現すべく誕生した学術分野の代表として、機械に人間が持つ学習機能を持たせんとするニューラルネット等が上げられるであろう。ニューラルネットの基本的着想は人間の脳が持つ学習機能を計算機へ移植せんとする大きな試みである。

他方、筆者らは、機械には機械に適した学習・判断能力があると考え、その第一段階として静・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。筆者らの画像認識手法は、セキュリティ、工程管理システムなどに於ける機械監視、機械診断、機械識別、機械検査などを可能とする画像の固有パターンを用いるものである。本固有パターン法は画像を構成する画素の濃淡分布情報に基づいている。このため、対象画像が変形しても対応可能な特徴を持つ。逆に、画素の濃淡分布情報が同一で異なる画像を識別不能となる欠点を持つ。

この問題点を克服する一方法として、本論文では画像の幾何学的情報を画像の持つ空間周波数特性を用いて抽出する方法を検討する。すなわち、画像を構成する画素の濃淡分布情報と画素の空間的配置情報の両者を持つ新しい画像の固有パターン法を考察する。本論文では、このハイブリッド型固有パターン法に関する基礎的考察に関して報告する。

2. 画像認識手法

2.1 画像の不変量抽出

2.1.1 固有パターンの構成要素

計算機のスクリーン上へ可視化された画像は 2 次元平面上の画素 (Pixel) で構成されており, 画素の幾何学的配置によって表現される. カラー画像の場合, 各画素は可視光の波長によってそれぞれ赤, 緑, 青 (以下それぞれ R, G, B と略記) 成分の情報をもつ. モノクロ画像の場合, 各画素は白黒の濃淡情報をもつ. そのため, 計算機のスクリーン上の可視化画像は, 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画像の不変量を, 本論文では固有パターン (Eigen Pattern) と呼ぶ[1][2].

固有パターンは, 画像を構成する画素から正規化したヒストグラムを作成することによってハードウェア依存性を削減する. カラー画像の場合, 1 画像を構成する固有パターンは赤成分 (R), 緑成分 (G), 青成分 (B) の量で与えられる. 従って, 1 画像に対して 3 組得られる. モノクロ画像の場合, 固有パターンは各画素の濃淡情報, すなわち反射光強度によって構成される.

2.1.2 色成分ベクトル

色成分ベクトルは, カラー画像における R 成分の量, G 成分の量, B 成分の量によって与えられる. ここではカラー画像における R 成分分布を考える. R 成分分布を $\mathbf{I}_{\text{comp}, R}$ とし, 第 i 番目の画素における R 成分値を $I_{\text{comp}, R, i}$ とすると,

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

で与えられる. 次に, 正規化 R 成分分布を $\mathbf{I}_{\text{comp}, R}^D$ とし, 第 i 番目の画素における正規化 R 成分値を $I_{\text{comp}, R, i}^D$ とすると,

$$I_{\text{comp}, R, i}^D = \text{Round} \left[D \times \frac{R_i}{\text{Max}[\mathbf{I}_{\text{comp}, R}]} \right], \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (2)$$

で与えられる. 正規化 R 成分分布 $\mathbf{I}_{\text{comp}, R}^D$ において出現頻度を求め, R 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{comp}, R}$ を得る. G 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{comp}, G}$ と B 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{comp}, B}$ も R 成分ベクトルと同様の演算処理によって得る.

2.1.3 カラー画像の固有パターン

カラー画像の固有パターンを $\mathbf{E}_{\text{color}}$ とすると, カラー画像の固有パターン $\mathbf{E}_{\text{color}}$ は R 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{comp}, R}$, G 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{comp}, G}$, B 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{comp}, B}$ によって構成され,

$$\mathbf{E}_{\text{color}} = [\mathbf{E}_{\text{comp},R}^T, \mathbf{E}_{\text{comp},G}^T, \mathbf{E}_{\text{comp},B}^T]^T \quad (3)$$

で与えられる．式(3)の上添え字 T は転置を表す．

2.1.4 モノクロ画像の固有パターン

モノクロ画像における濃淡分布を \mathbf{I}_{mono} とし，第 i 番目の画素の濃淡値を $I_{\text{mono},i}$ とすると，

$$\mathbf{I}_{\text{mono}} = [I_{\text{mono},1}, I_{\text{mono},2}, I_{\text{mono},3}, \dots, I_{\text{mono},p}] \quad (4)$$

で与えられる．次に，正規化濃淡分布を $\mathbf{I}_{\text{mono}}^D$ とし，第 i 番目の画素における正規化濃淡値を $I_{\text{mono},i}^D$ とすると，

$$I_{\text{mono},i}^D = \text{Round} \left[D \times \frac{I_{\text{mono},i}}{\text{Max}[\mathbf{I}_{\text{mono}}]} \right], \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (5)$$

で与えられる．正規化濃淡分布 $\mathbf{I}_{\text{mono}}^D$ において出現頻度を求め，モノクロ画像の固有パターン \mathbf{E}_{mono} を得る．

2.1.5 静止画像の固有パターン抽出

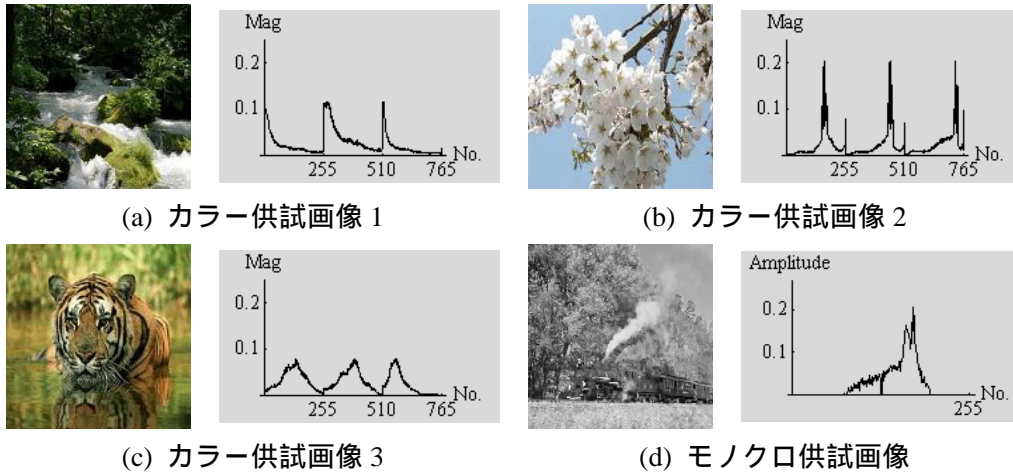


図 1 静止画像の固有パターン 1

左：供試画像，右：固有パターン

ここでは，画像から固有パターンを抽出した例を示す．図 1 及び図 2 に供試画像とその固有パターンを示す．なお，本論文では固有パターンのダイナミックレンジ D をいずれも 0 から 255 とした．カラー画像の場合，式(3)から構成されるカラー画像の固有パターン $\mathbf{E}_{\text{color}}$ は $255 \times 3 = 765$ 次のベクトルとなる．モノクロ画像の場合，モノクロ画像の固有パターン \mathbf{E}_{mono} は 255 次のベクトルとなる．

図 1 より，画像はそれぞれ独自の固有パターンを有していることがわかる．図 2 は，画像中の対象物を表現する画素の位置が変化した例である．図 2(a)の固有パターンと同図(b)～(d)の固有パターン間の相関係数を計算すると，いずれも 0.999 以上となり，抽出された固有パターンは位置・角度や解像度などのハードウェア依存性を削減した不変量であることがわかる．

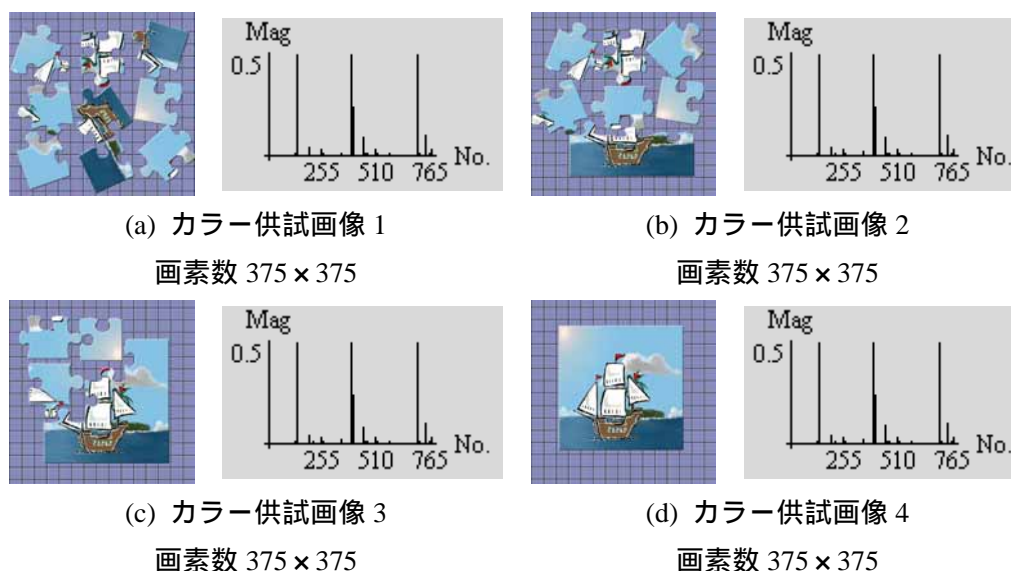


図 2 静止画像の固有パターン 2

左：供試画像，右：固有パターン

2.1.6 動画画像の固有パターン抽出

固有パターン抽出の概念を動画画像へ拡張することを考える．本論文では，対象物の位置や角度のみならず移動方向に依存しない不変量を動画画像の固有パターンとして抽出する．

動画画像は複数のフレーム画像によって構成される．そのため，フレーム画像全体を通じた画素分布から不変量を抽出する必要がある．そこで，動画画像を構成する全フレームを重ねない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画像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，動画画像中のフレーム移動情報を削除することが可能となる．図 3(a)，(b)に同一対象が異なる方向へ移動する動画画像を示す．同図(c)，(e)はそれぞれ同図(a)，(b)から作成した合成静止画像である．同図(d)，(f)はそれぞれ同図(c)，(e)から抽出した固有パターンである．同図(d)，(f)に示す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，フレーム移動情報を削除した不変量であることがわかる．



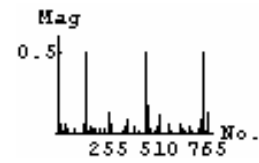
(a) 供試動画像 1



(b) 供試動画像 2



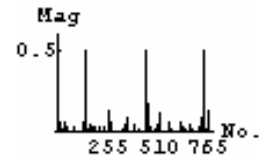
(c) 図 3(a)の合成静止画像



(d) 図 3(c)の固有パターン



(e) 図 3(b)の合成静止画像



(f) 図 3(e)の固有パターン

図 3 動画像の固有パターン

2.1.7 差分動画像の固有パターン抽出

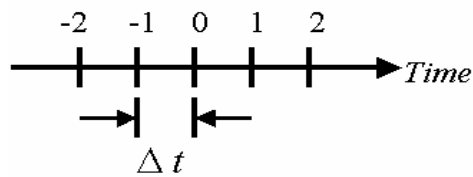


図 4 時間領域有限差分

図 4 で、時間軸方向の偏微分を原点 0 で有限差分に置き換えることを考える。ここで、各点における $f_2 = (f_2 - f_1) / \Delta t$, $f_1 = (f_1 - f_0) / \Delta t$, $f_0 = (f_0 - f_{-1}) / \Delta t$, $f_{-1} = (f_{-1} - f_{-2}) / \Delta t$ はテイラー級数に展開可能とする。 $f_0 = (f_0 - f_{-1}) / \Delta t$ として、 $f_0 / \Delta t^n$ 以上の項が無視できる場合は、 n 個の節点に関する次の一般式

$$\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \cdots & (\Delta t)^{n-1} \\ 1 & 2\Delta t & \cdots & (2\Delta t)^{n-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & n\Delta t & \cdots & (n\Delta t)^{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \frac{\partial \phi}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{1}{(n-1)!} \frac{\partial^{n-1} \phi}{\partial t^{n-1}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

を解き、 $\phi_0, \frac{\partial \phi}{\partial t}, \dots, \frac{1}{(n-1)!} \frac{\partial^{n-1} \phi}{\partial t^{n-1}}$ を求めることに帰する。式(6)右辺の $n \times n$ 正方行列は、ヴァンデルモンデ型の行列であるため、解析的に逆行列を作ることが可能である。このように有限差分法は任意の微係数を近似的に求めることができる。そして、有限差分法が適用可能な条件は、テイラー級数展開可能であることだけである[3]。

2.1.8 一階差分画像による固有パターン抽出

動画画は時系列上に静止画像を並べたものであるから、時間軸方向に対して、動画画もテイラー級数展開可能である。式(6)で示した一般式に対して、 $n=2$ 、すなわち一階差分近似を求めれば

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \frac{-\phi_1 + \phi_2}{\Delta t} \quad (7)$$

と求まり、式(7)の ϕ_1, ϕ_2 に動画画を構成するフレーム画像を対応させて、差分画像を算出する。一階差分では、動画画を構成するフレーム数(=m)より1枚少ない $m-1$ 枚の差分画像が求まる。差分画像では変化のない背景画像は黒となって現れる。黒は画像を表現する数値データでゼロに対応する。したがって、異なる背景画像を持った動画画でも、時間的に変化した対象物の情報が得られる。最後に、得られた差分動画画に対して、2.1.6で示した合成画像法を適用することで、時間差分画像の普遍量が抽出される[4]。

2.1.9 二階差分画像による固有パターン抽出

一階差分と同様に、式(6)から二階差分を求めれば式(8)のようになる。

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial t^2} = \frac{\phi_1 - 2\phi_2 + \phi_3}{(\Delta t)^2} \quad (8)$$

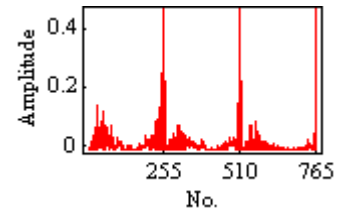
式(8)の ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 にフレーム画像を対応させることで二階差分画像を求めることができる。一階差分画像が時間的に変化した画像ならば、二階差分画像は、さらにその時間的変化分を抽出したことを意味する。このため、一階差分画像は速度、二階差分画像は加速度の意味を持つということが出来る。二階差分画像と、式(8)の演算を全てのフレーム画像に施し、二階の差分動画画から求められた固有パターンを図5へと示す。



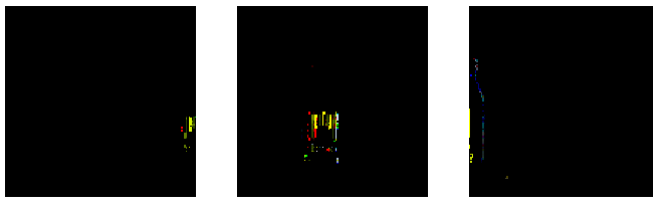
(a) 供試動画像



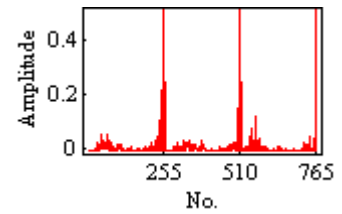
(b) 一階差分動画像



(c) (b)の固有パターン



(d) 二階差分動画像



(e) (d)の固有パターン

図5 差分画像と固有パターン

時間領域において差分を施し，差分画像から固有パターンを抽出することで動画像中の背景削除が可能となり，時間的に変化した対象物のみ抽出が可能となる．この固有パターンを用いることで，背景が異なっても動画像認識では妥当性のある結果が期待される．

2.2 固有パターンの一貫性

本論文における画像認識は，予め複数の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，認識処理対象として与えられる任意の入力画像から固有パターンを抽出し，データベース画像と入力画像間の固有パターンの一貫性を線形システム方程式の解から評価し，入力画像をデータベース画像のいずれかの画像と認識するものである．

データベースに n 個の固有パターンが得られているとすれば，システム行列 C は，

$$C = [E_1, E_2, E_3, \dots, E_n] \quad (9)$$

で与えられる．ここで，任意の入力画像の固有パターンを E_x とすると，式(10)の線形システ

ム方程式が得られる .

$$\mathbf{E}_x = C \cdot \mathbf{X} \quad (10)$$

式(10)における \mathbf{X} は ,データベース画像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 .固有パターンの次数を m とすると , $n = m$ でない限りシステム行列 C は m 行 n 列の長方形列となるので ,式(10)は不適切な線形システム方程式となる .本論文における固有パターンの次数 m は ,2.1 節で述べたようにカラー画像の場合 $m = 765$,モノクロ画像の場合 $m = 255$ となる .従って ,カラー画像の場合はデータベース数 $n < 765$,モノクロ画像の場合はデータベース数 $n < 255$ であれば ,解ベクトル \mathbf{X} の算出に式(11)で示す最小自乗法を適用することができる[5] .

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

図 6 に示すように ,式(11)で得られた解ベクトル \mathbf{X} の第 j 番目の要素が 1 で ,他の要素が全て 0 であった場合を考える .解ベクトル中の横軸はデータベース番号と対応しているので ,入力画像の固有パターン \mathbf{E}_x はデータベース画像の第 j 番目の固有パターン \mathbf{E}_j に等しい .よって入力画像をデータベースの第 j 番目の画像と認識できる .なお ,本論文では得られた解ベクトル中で最大値をとる要素を認識された対象とする .

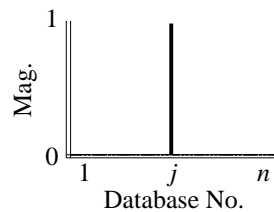


図 6 解ベクトルの例

$n > m$ となる不適切な線形システム方程式の解法として ,最小ノルム解やベクトル型サンプルパターンマッチング法 (GVSPM) 等が知られている .

3. 可視化画像の幾何学的複雑さ抽出の試み

3.1 静止画像認識

ここでは、2.1.2 項で述べたカラー画像の固有パターンでは同定が困難になる例題を取り上げる。その問題を解決するために、2.1.4 項で述べたモノクロ画像の固有パターンを用いて幾何学的複雑さの抽出を試みる。認識手法には、2.2 節で述べた線形システム方程式を用いてモノクロ静止画像認識を行う。幾何学的複雑さ抽出の手順は以下の通りである。

カラー画像から反射光ベクトルの大きさ分布を算出する。

反射光ベクトルの大きさ分布を 2 次元フーリエ変換しスペクトラムを算出する。

パワースペクトラムからモノクロ固有パターンを抽出する。

色情報固有パターンは画像を構成する色分布情報が等価である場合、対象画像を認識するのに困難である。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。ここで、あえて同様な面積をもつ異なる形状の対象物を設計し、暗室下で撮影された画像に対して固有パターンを求める。各画像の解像度は 1280×1024 画素である。図 7 にデータベース画像と各画像に対する色情報固有パターンの例を示す。

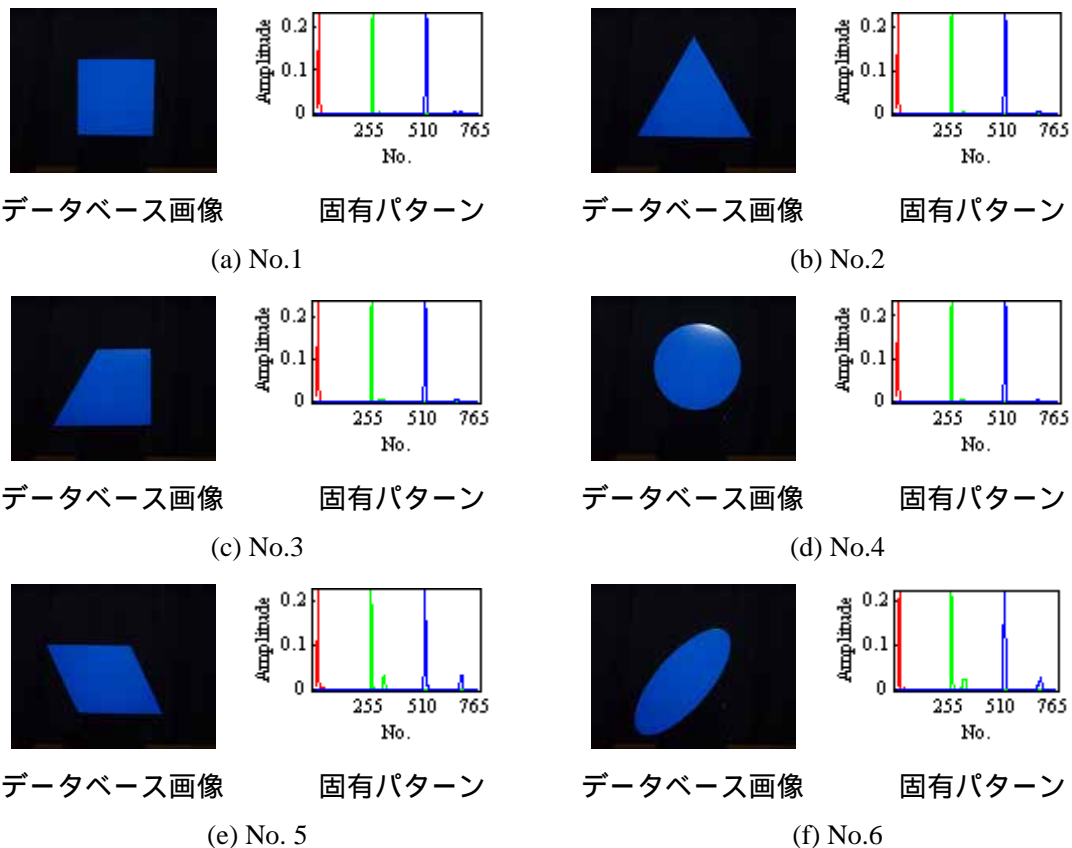


図 7 データベース画像と RGB 固有パターンの例

3.2 幾何学的複雑さの抽出

3.2.1 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。図 7 に示した画像中の対象物について、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[6][7]。求められた反射光ベクトルと、その大きさ分布の例を図 8 へと示す。

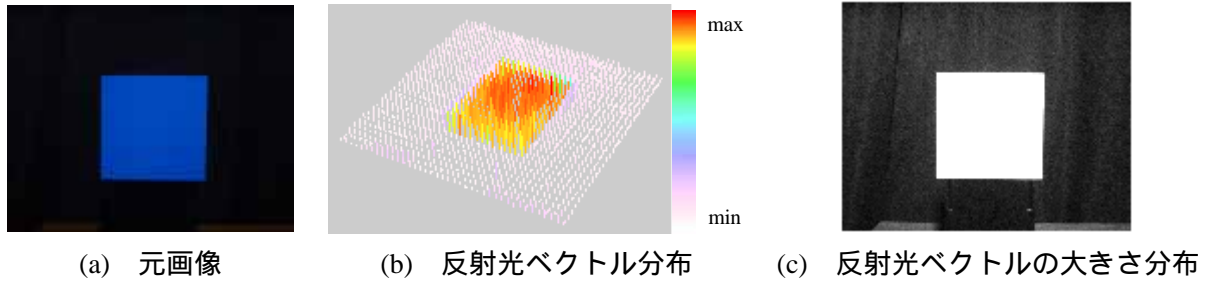


図 8 カラー画像と反射光ベクトル

3.2.2 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(12)で表すことができる[8]。

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

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

式(12)を用いて 2 次元データを複素周波数へ変換する離散値系 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[9]。

$$F = C \cdot \text{vector magnitude} \cdot C^T \quad (13)$$

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(14)である。式(14)中の $Abs[*]$ は絶対値を求める演算を表す。

$$spectrum = Abs[F] \quad (14)$$

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有り、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が幾何学的複雑さを表す周波数として勘案する[10]。

図 9 に図 8 の原画像のスペクトラムとその固有パターンを示す。図 9(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を比較して、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。式(15)においてモノクロ固有パターンに 1 を加算するのは、対数の取り扱いを容易にするためである。

$$Eigen = Log_{10}(E_{mono} + 1) \quad (15)$$

式(15)において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。図 9(c) は単純な固有パターン (図(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。

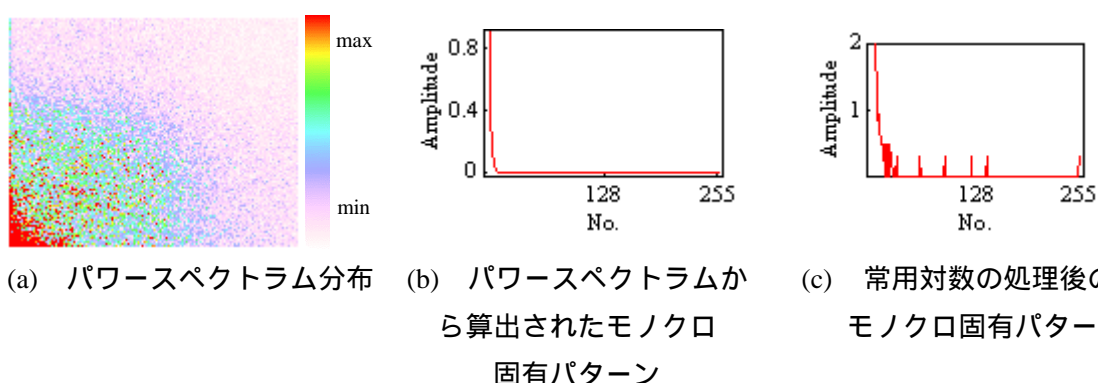


図 9 スペクトラム分布と固有パターン

図 10 に図 9 で示される固有パターンを用いた場合の認識結果を示す。認識には 2.3 に示した線形システム方程式を最小自乗法で解き、その解ベクトルの中で最大値を解とする手法を用いる。

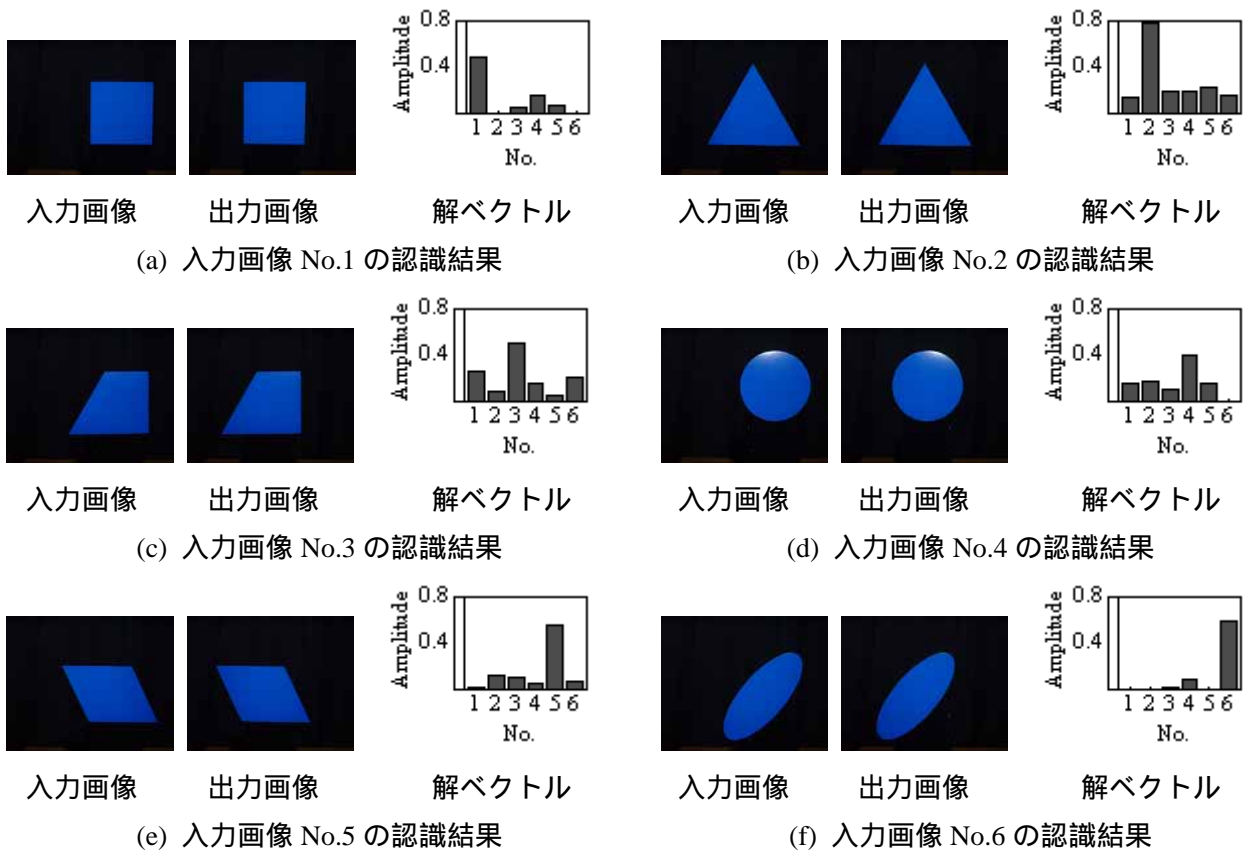


図 10 認識結果の例

3.2.3 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 3.2.2 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(16)で表される．

$$Spectrum[1,1] \rightarrow 0$$

$$Spectrum = \log_{10}(Spectrum + 1) \quad (16)$$

式(16)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．ここで図 8 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図 11 へ，そしてこの場合の認識結果を図 12 へと示す．

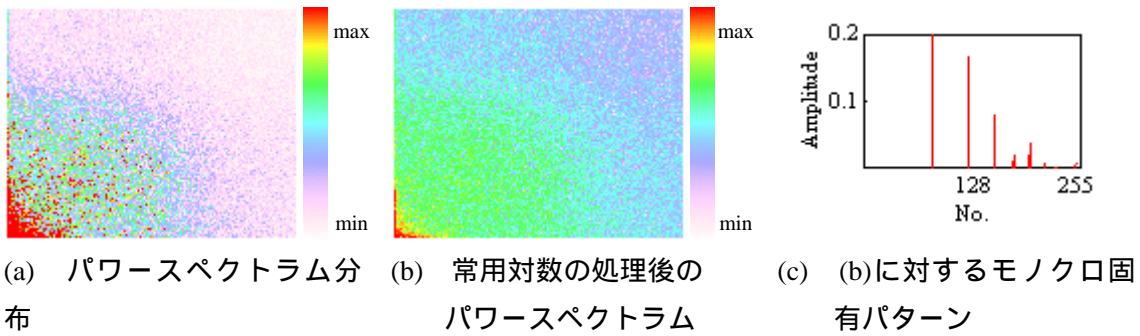


図 11 スペクトラム分布と固有パターン

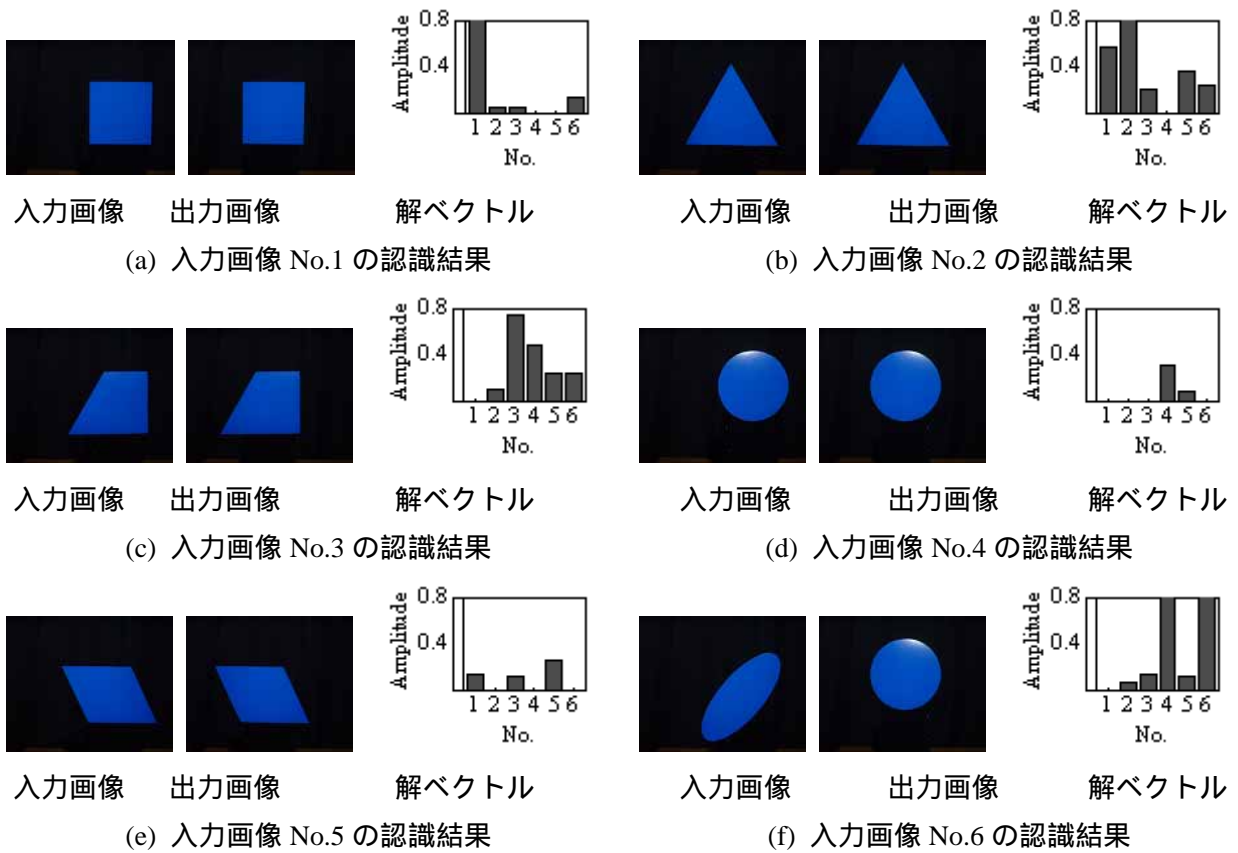


図 12 認識結果

3.3 考察

本章では画像中の周波数成分を抽出する手法として、画像を離散値系 2 次元フーリエ変換し、そのパワースペクトラムをモノクロ画像として濃淡情報での認識を試み、フーリエスペクトラム中に幾何学的情報が含まれていることを明らかにした。しかし、単純な 2 次元フーリエ変換は独立な情報が全サンプル数の 25%の周波数成分である。また、数値の桁落ち問題も喚起した。

図 13 に示したモノクロ画像の幾何学的固有パターンを用いて画像認識を行う．本章で取り扱う幾何学的固有パターンは，フーリエ余弦変換のスペクトラムを切り出して作成されているため，データベースと入力間の再現性を伴うことが原則であり，それを十分に満たすよう撮影された画像を用いる．図 14 に認識結果を示す．

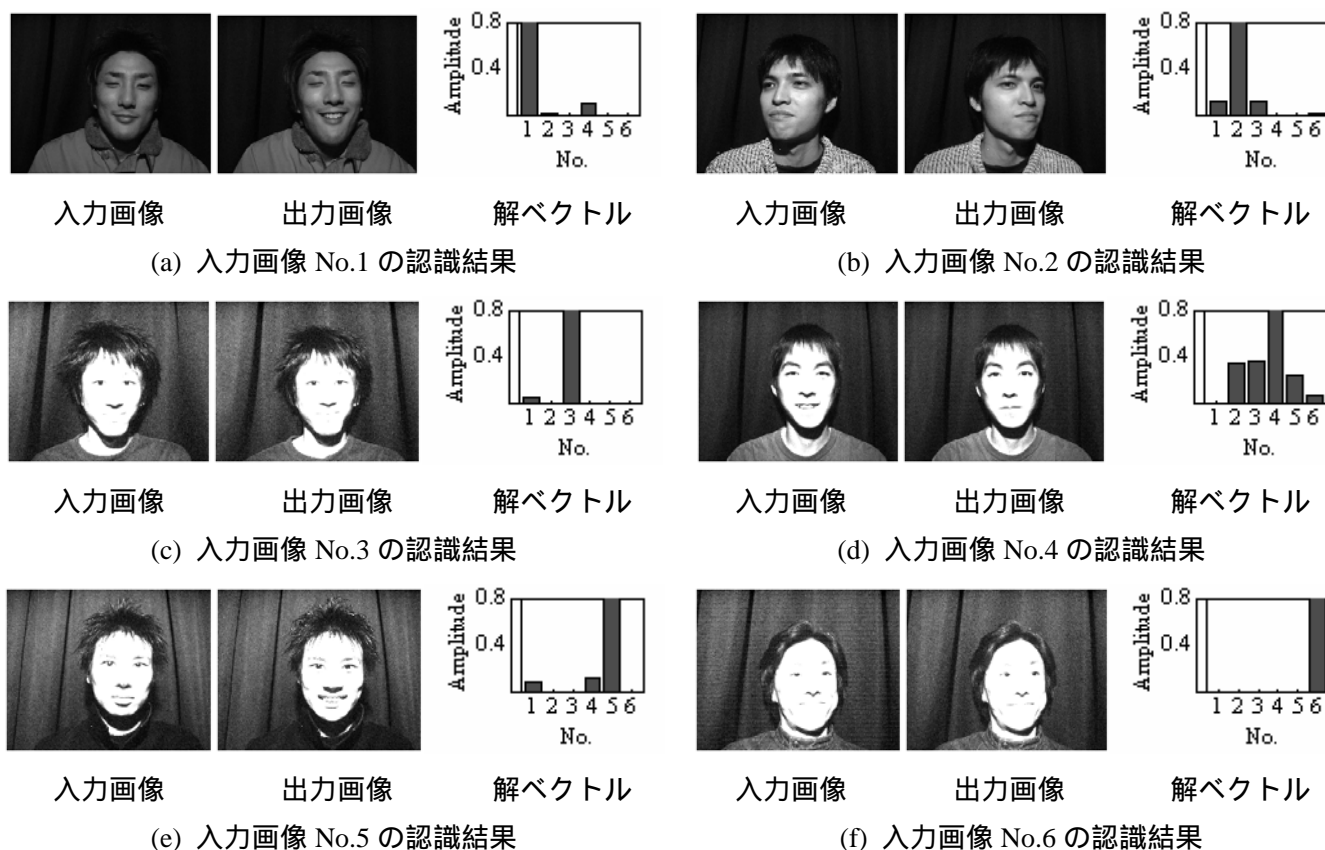


図 14 認識結果の例

4.2 モノクロ動画画像認識

空間周波数成分による固有パターンと線形システム方程式を用いた静止画像認識手法を動画画像認識へ一般化する．動画画像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て固有パターンとなる特徴量が抽出される必要がある．単純なフーリエ変換と異なり，フーリエ余弦変換は画像中の対象物の空間位相情報に依存して異なるスペクトラムを与える性質がある．このため，式(17)に示すように各フレーム画像から空間周波数情報を算出し，全フレームのスペクトラム情報を時系列方向に加算したものを動画画像の固有パターンとして用いる．

$$\mathbf{E}_{\text{geo,mono}} = \sum_{i=1}^n (\text{frame spectrum})_i \quad (17)$$

図 15 にデータベース動画画像とフーリエ余弦スペクトラムと幾何学的固有パターンを示す。ここでは紙面の都合上動画を構成する全フレーム画像の中で 40 枚目のフレームを示している。またスペクトラムは時間軸方向に加算されたものであり、原点の一定値を含む 16×16 領域を切り出したものであり、幾何学的固有パターンはそのスペクトラムを 1 次元にしたものである。

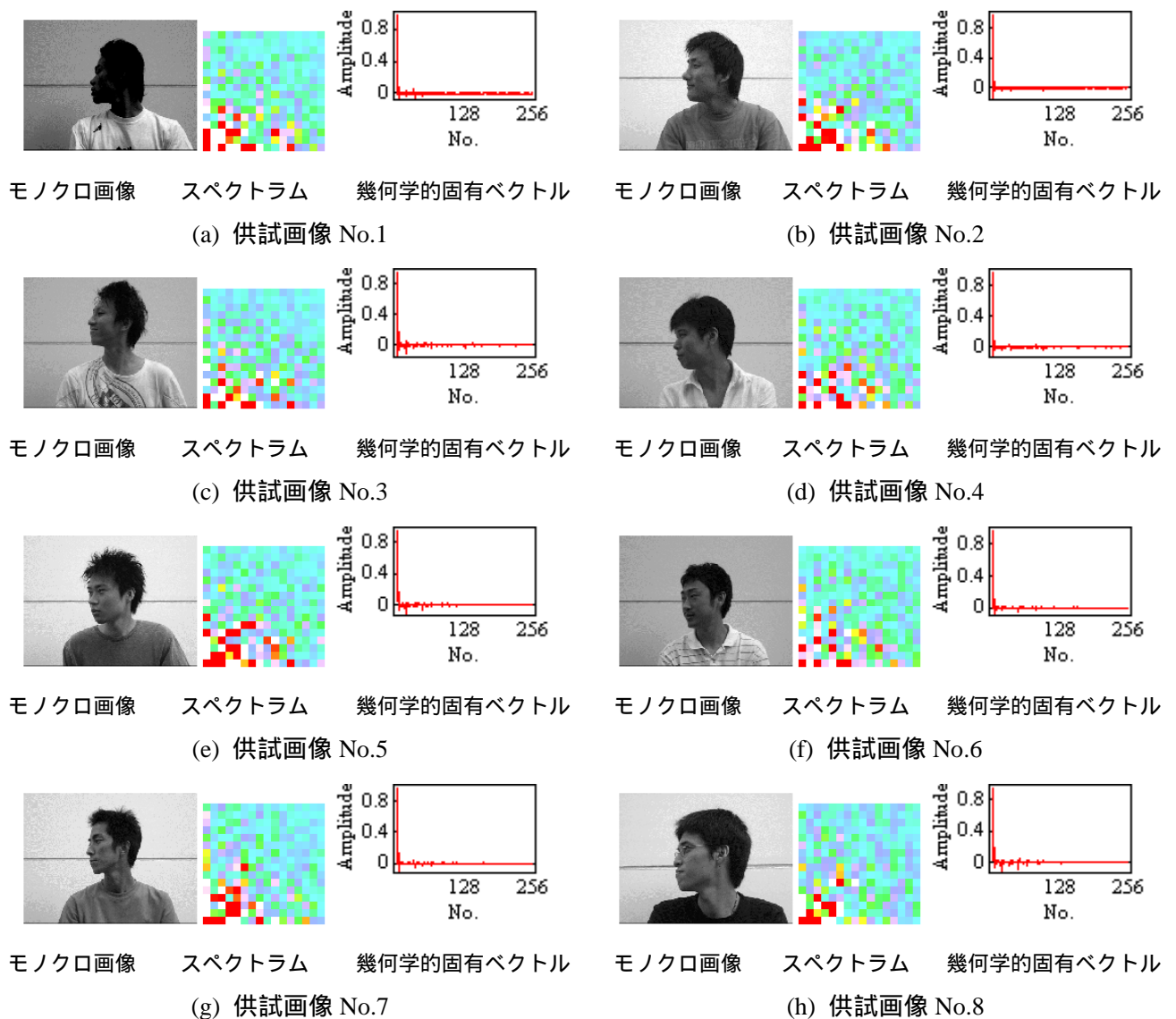


図 15 モノクロ動画画像と幾何学的固有パターン

モノクロ動画から算出された幾何学的固有パターンを用いて、動画認識を行う。ここでは、画像中を人物が大きく移動するような動画ではなく、カメラの前で固定されている動画を用いる。換言すれば、幾何学的固有パターンはフーリエ余弦変換の 16×16 の低周波領域のみを取り扱うため、変化の大きな移動体よりも比較的動きの小さい動画への利用で大きな長所を有し、移動体においては人物のように高周波分で表現されるような画像よりも、形状が単純な物体認識への応用に対してより高い解に対する信頼性を有することとなる。

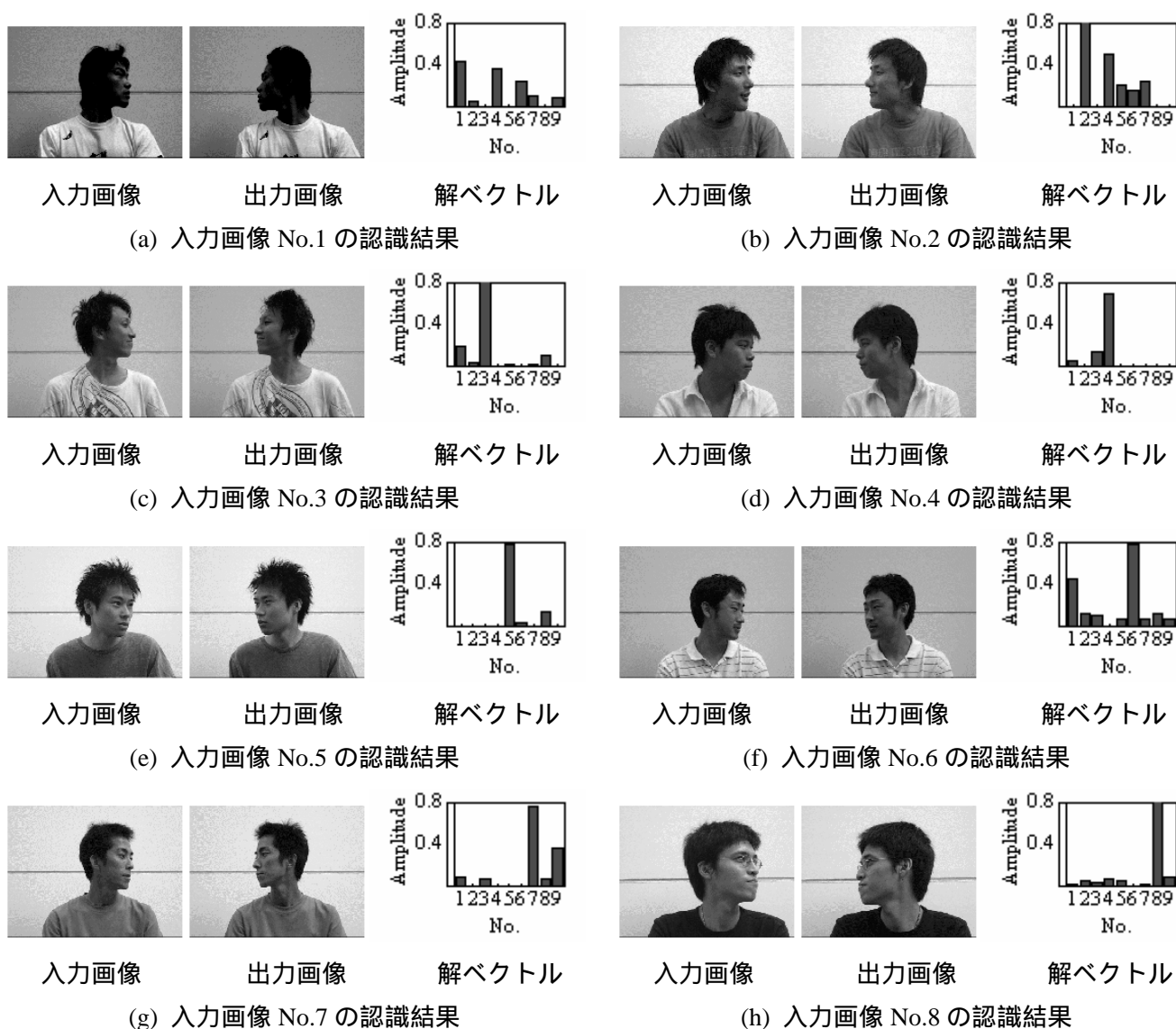


図 16 認識結果の例

4.3 カラー静止画像認識

4.1 節で記したモノクロ静止画像からの幾何学的固有パターンをカラー静止画像へと展開する．2 章で示したようにカラー画像は R, G, B の 3 要素によって構成される．このため，カラー画像の幾何学的固有パターンは各成分をフーリエ余弦変換し，それぞれのスペクトラムから 16×16 領域を 1 次元に結合したものより算出される．カラー画像の幾何学的固有パターン \mathbf{E}_{geo} は R 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{geo},R}$ ， G 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{geo},G}$ ， B 成分ベクトル $\mathbf{E}_{\text{geo},B}$ によって構成され，式(18)で与えられる．式(18)の上添え字 T は転置を表す．

$$\mathbf{E}_{\text{geo,color}} = [\mathbf{E}_{\text{geo},R}^T, \mathbf{E}_{\text{geo},G}^T, \mathbf{E}_{\text{geo},B}^T]^T \quad (18)$$

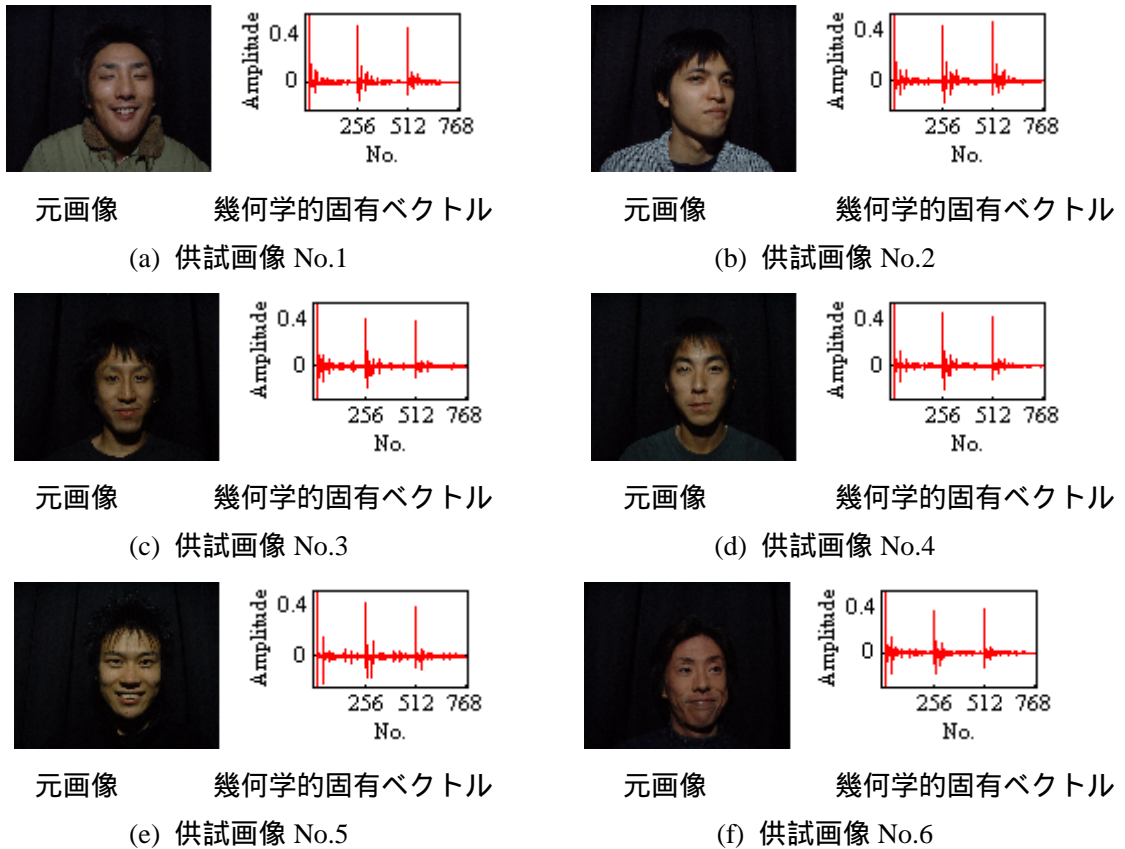


図 17 カラー画像と幾何学的固有パターン

図 17 に示したカラー画像の幾何学的固有パターンを用いて画像認識を行い，図 18 に結果を示す．4.1 節で記した，モノクロ画像も R, G, B 成分の結合によって表現されていることを考慮すると，色情報の意味も含んだ幾何学的固有パターンとして認識が行われる．したがって，モノクロの幾何学的固有パターンよりも精度の高い解を与えられることに繋がる．

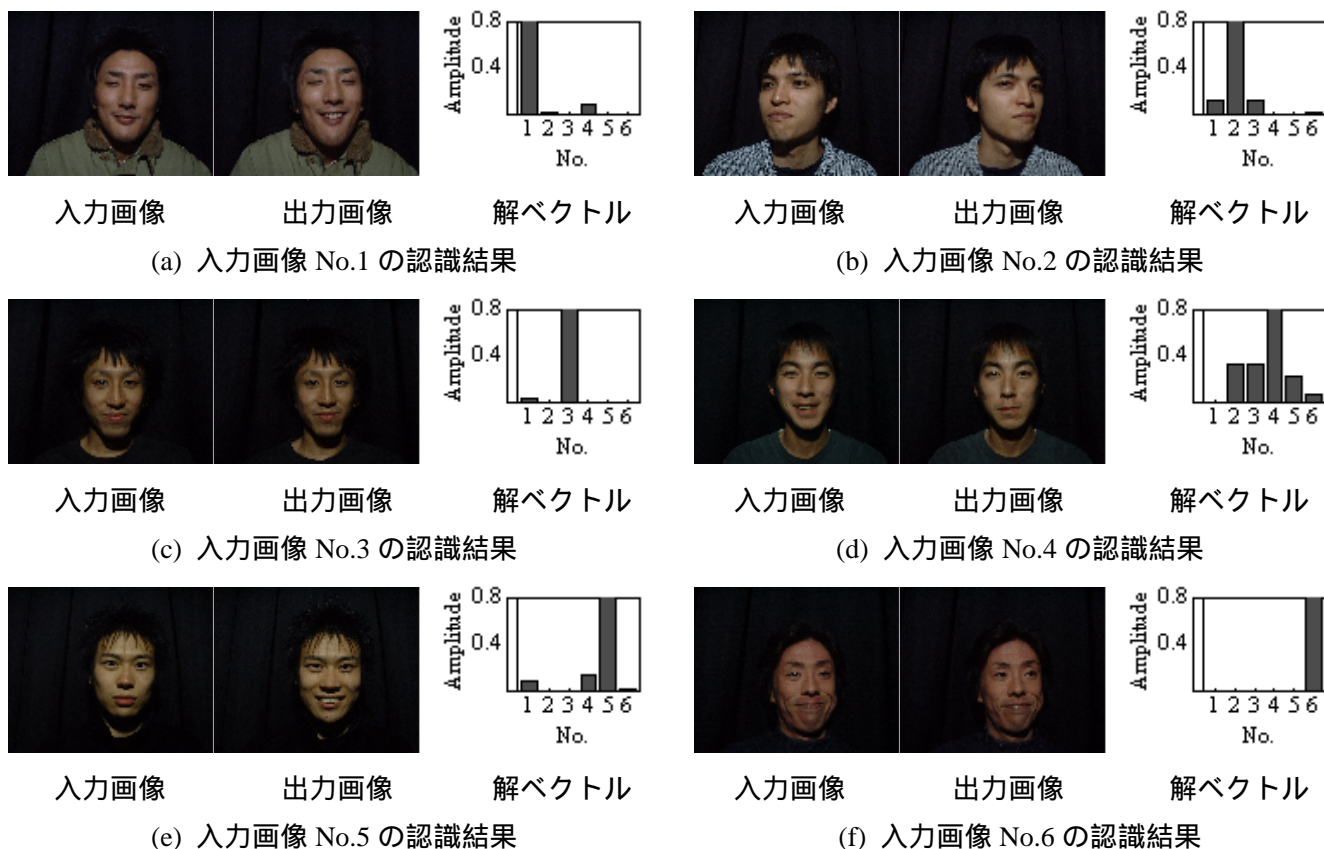


図 18 認識結果の例

4.4 カラー動画像認識

4.3 節で記したカラー静止画像からの幾何学的固有パターンをカラー動画像へと拡張する。カラー動画像は R, G, B 成分で時系列に描かれているものであるから、フレーム画像の各成分でフーリエ余弦変換し、スペクトラムを時間軸方向に加算したものを幾何学的固有パターンとする。したがって、カラー動画像の幾何学的固有パターンはモノクロ動画像の要素の 3 倍となる。図 19 にカラー動画像と幾何学的固有パターンの例を示す。また、図 20 に示されるのが、カラー動画像の幾何学的固有パターンの認識結果の例である。

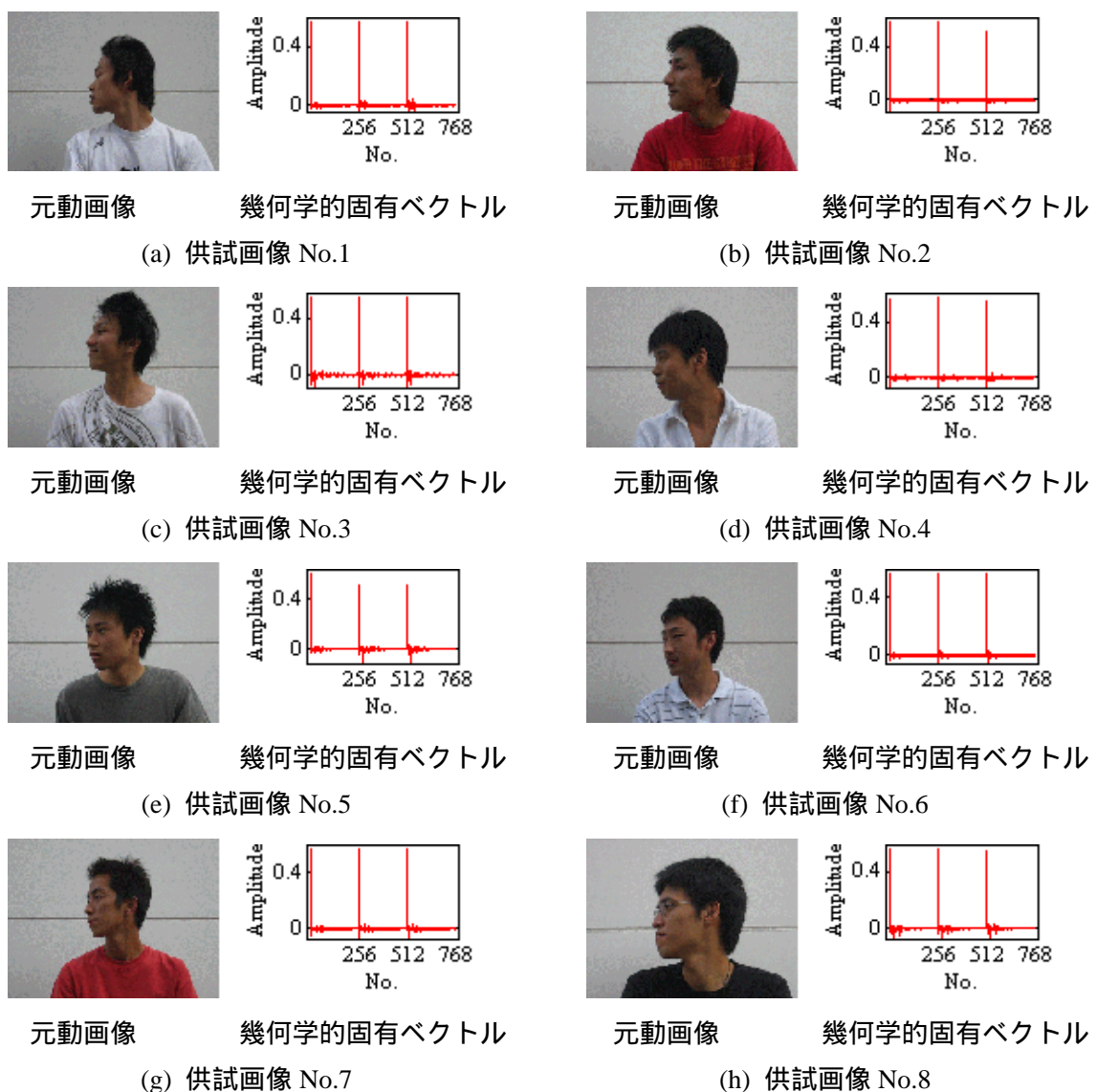


図 19 カラー動画像と幾何学的固有パターン



(a) 入力画像 No.1 の認識結果



(b) 入力画像 No.2 の認識結果



(c) 入力画像 No.3 の認識結果



(d) 入力画像 No.4 の認識結果



(e) 入力画像 No.5 の認識結果



(f) 入力画像 No.6 の認識結果



(g) 入力画像 No.7 の認識結果



(h) 入力画像 No.8 の認識結果

図 20 認識結果の例

5. 差分画像と幾何学的固有パターン

5.1 差分画像による幾何学的固有パターン抽出

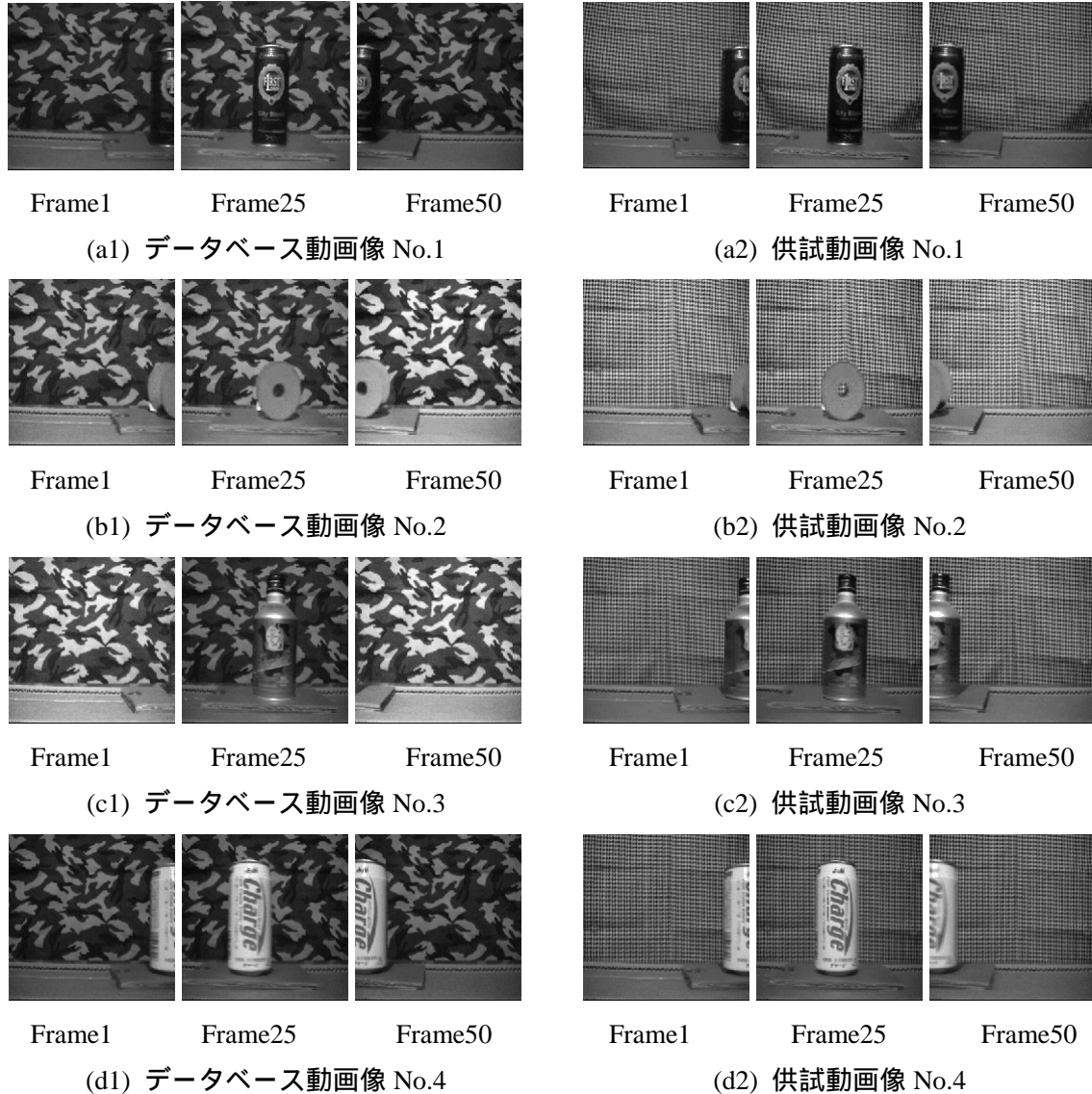


図 21 背景の異なる動画像

図 21 に背景の異なる状況で撮影されたモノクロ動画像の例を示す．2.2 節で示されたように動画像に対しても時間軸方向へ差分演算により背景情報を削除し，時間的に変化する対象物の輪郭情報を抽出することが可能である．元動画像が全フレームにおいて面的に表現されたものとすると，輪郭情報とは線，点情報に対応するものである．4.1 節で記したように，面，線，点情報のスペクトラムの大きさと相違から，幾何学的固有パターンは元動画像では直流成分付近の低周波領域に周波数成分が集中したことと異なり，差分画像からは， 16×16 領域に限定しても，対象物毎に特有の分布をとることになる．本節では

差分画像から幾何学的固有パターンを抽出し認識を試みる．手順は以下の通りである．

カラー動画画像から一階差分動画画像を作成する．

ベクトルの大きさ分布を用いて，差分画像をモノクロ動画画像にする．

モノクロ動画画像の幾何学的固有パターンを抽出し，認識を試みる．

本来ならば手順 (a) は反対の方が好ましいが，現在一般的に普及されている CCD カメラでは R, G, B で表現されるカラー動画画像で撮影されるため，本実験での手順となった．また同様に二階差分も試みる．図 22 に背景の異なる動画画像の一階差分画像と幾何学的固有ベクトルを示す．

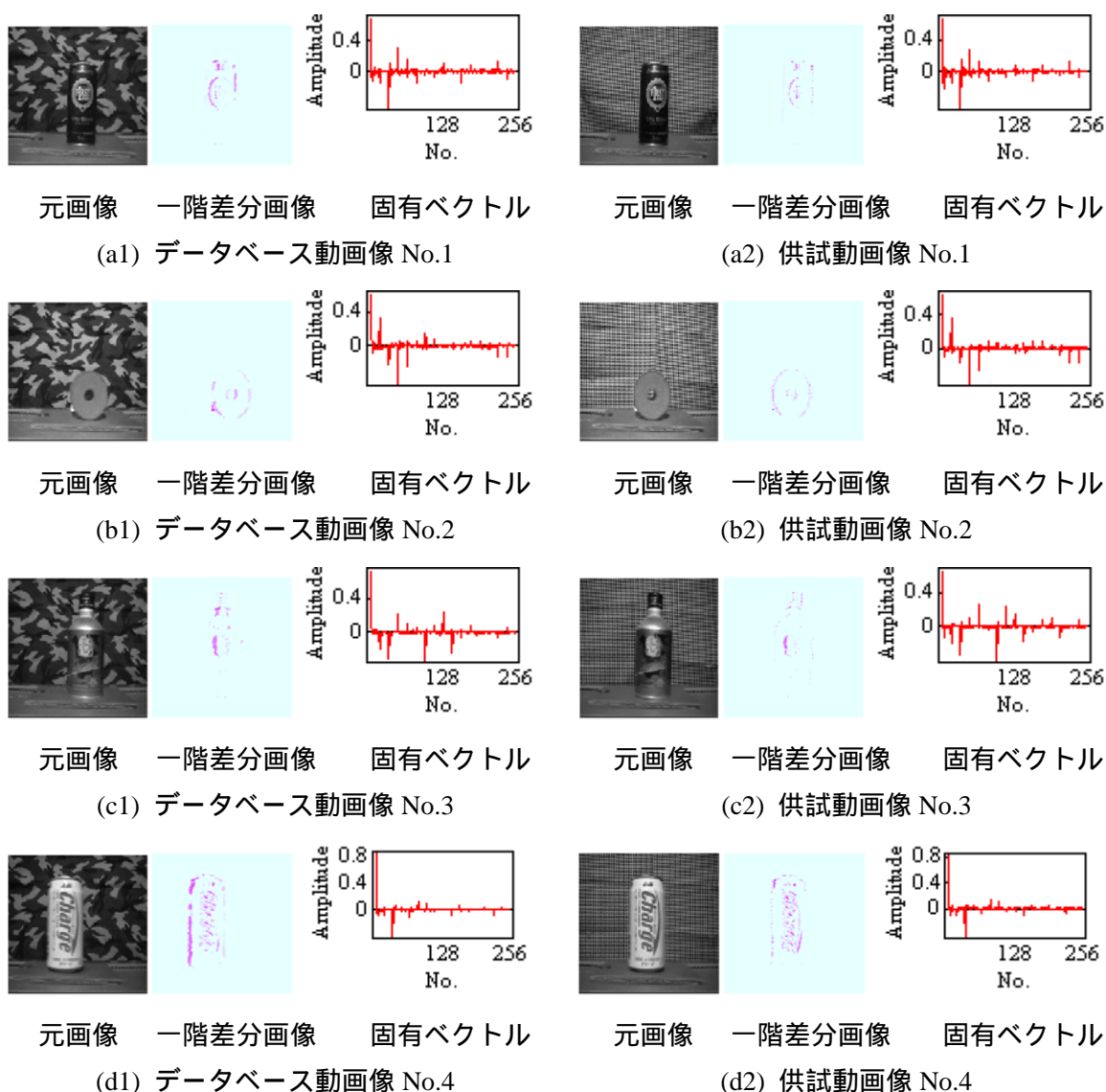


図 22 背景の異なる動画画像の幾何学的固有パターン

表 1, 2 に人物認識, 物認識に対する結果を示す。2 章で記した色情報固有パターンと 4 章で示した幾何学的固有パターンの比較を表している。人物認識では差分をとることで精度向上が図れるため移動体を含めた動画像で試験している。ここで取り扱う認識率とは式 (19) によって定義されるものである。

$$\text{認識率} = \frac{\text{正しく認識された画像数}}{\text{全入力画像数}} \times 100 \quad (19)$$

表 1 人物認識における固有パターンの構成要素と認識率 (Sample 数 : 29)

	構成要素	次数	認識率 [%]
Case 1	RGB Color Eigen Pattern	765	76
Case 2	RGB Color Eigen Pattern (Velocity)	765	76
Case 3	RGB Color Eigen Pattern (Acceleration)	765	66
Case 4	RGB Color Eigen Pattern (Velocity and Acceleration)	1530	90
Case 5	Monochrome Geometrical Eigen Pattern	256	48
Case 6	Monochrome Geometrical Eigen Pattern (Velocity)	256	69
Case 7	Monochrome Geometrical Eigen Pattern (Acceleration)	256	62
Case 8	Geometrical Eigen Pattern (Velocity and Acceleration)	512	66

表 2 物認識における固有パターンの構成要素と認識率 (Sample 数 : 50)

	構成要素	次数	認識率 [%]
Case 1	RGB Color Eigen Pattern (Velocity)	765	78
Case 2	RGB Color Eigen Pattern (Acceleration)	765	72
Case 3	RGB Color Eigen Pattern (Velocity and Acceleration)	1530	94
Case 4	Monochrome Geometrical Eigen Pattern (Velocity)	256	72
Case 5	Monochrome Geometrical Eigen Pattern (Acceleration)	256	74
Case 6	Geometrical Eigen Pattern (Velocity and Acceleration)	512	100

5.2 色情報固有パターンと幾何学的固有パターンのハイブリット法の試み

2章で示した従来の色情報固有パターンと幾何学的固有パターンの併用を考える。本論文で提案する幾何学的固有パターンは画像中で人物が固定されているという条件の下では十分な認識を可能とすることをこれまでに示してきたが、対象人物の移動、変化には依然として色情報固有パターンが有利である。そのため、幾何学的固有パターンを用いて色情報固有パターンで行われた認識結果に対する解の精度向上を本節の目的とする。実験を行う手順は以下の通りである。

色情報固有パターンを従来どおり使用して線形システム方程式(10)を解く。

幾何学的固有パターンを用いて単独でシステム方程式(10)を解く。

各々独立に求められた解を畳み込み演算，式(20)を行い解とする。

$$X = X_{RGB} * X_{Geo} \quad (20)$$

4.3節で記したようにカラー静止画像の幾何学的固有パターンは R, G, B 成分毎に抽出されているため、色情報も含有している。このため本節の演算ではモノクロ画像の幾何学的固有パターンのみを取り扱う。～，および式(20)の手順によって求められた結果を表3, 4に認識率を用いて表す。本節の実験は人物認識，物認識それぞれ行い，表中の次数とは左から色情報固有パターン，幾何学的固有パターンのものである。また，表中の下添え字 RGB は色情報固有パターンを， GEO とは幾何学的固有パターンを， VEL は一階差分， ACC は二階差分を指し，認識率は式(19)を用いて評価した。

表3 人物認識における解ベクトルの畳み込み演算と認識率(Sample数：29)

	構成要素	次数	次数	認識率 [%]
Case 1	$X_{RGB} * X_{GEO}$	765	256	72
Case 2	$X_{RGB, VEL} * X_{GEO, VEL}$	765	256	90
Case 3	$X_{RGB, ACC} * X_{GEO, ACC}$	768	256	93
Case 4	$X_{RGB, VA} * X_{GEO, VA}$	1530	512	97

表4 物認識における解ベクトルの畳み込み演算と認識率(Sample数：50)

	構成要素	次数	次数	認識率 [%]
Case 1	$X_{RGB, VEL} * X_{GEO, VEL}$	765	256	94
Case 2	$X_{RGB, ACC} * X_{GEO, ACC}$	768	256	98
Case 3	$X_{RGB, VA} * X_{GEO, VA}$	1530	512	100

6. まとめ

本論文では、人間の視覚情報処理能力を計算機によって実現する第一段階として、画像の色情報と幾何学的固有情報を用いる画像認識手法について述べた。

第 2 章ではカラー画像の色情報固有パターンと線形システム方程式を用いた画像認識について述べた。画像の不変量を固有パターンとして抽出する方法を提案し、静止画像のみならず動画画像へ拡張する方法について述べた。さらに、動画画像のみが含有する速度、加速度情報の抽出に有限差分法を適用し、固有パターンを抽出する手法を述べた。また、抽出された不変量の一致性を評価する方法として固有パターンを用いた線形システム方程式を導出し、解ベクトルから画像の認識を行った。

第 3 章では、可視化画像の幾何学的複雑さの抽出を試みた。初期実験としてモノクロの静止画像を離散値系 2 次元フーリエ変換し、そのパワースペクトラム中に対象物の幾何学的情報が含まれていることに着目し、モノクロ固有パターンを抽出し認識を行った。また数値の桁落ちの問題点克服に常用対数をとる手法を提案した。

第 4 章では、フーリエ余弦変換による幾何学的固有パターンを提案した。モノクロ静止画像、動画画像から出発し、カラー静止画像、動画画像へ拡張する手法を述べた。スペクトラムを直接 1 次元化して得られる幾何学的固有パターンでは、動画画像の再現性の必須性を伴うものの期待できる結果が得られた。

第 5 章では、幾何学的固有パターンの算出に差分画像を用いる手法を述べた。色情報固有パターンと幾何学的固有パターンを併用するハイブリット法を提案した。これにより計算機の持つ視覚情報処理能力がより人間のそれへと近づいたことが確認された。

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] 丸山和夫, 早野誠治, 齋藤兆古, 堀井清之, "色情報を利用した知的動画像認識", 可視化情報学会誌, Vol.23, No.1(2003) pp.95-98
- [3] 齋藤兆古, "Mathematica による数値シミュレーション", 研究室内部資料, 2003 年.
- [4] 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
- [5] G.Strang, "Linear Algebra and its Applications", Academic Press, 1976 年
- [6] Yoshifuru.SAITO, "APPLIED COMPUTER GRAPHICS", 研究室内部資料, 1999 年
- [7] 小杉山格, 早野誠治, 齋藤兆古, 堀井清之, "可視化画像の幾何学的複雑さ抽出の試み", 可視化情報学会誌, Vol.25, No.1(2005) pp.67-70
- [8] 齋藤兆古, "Mathematica による画像処理入門", 朝倉書店, 1998 年
- [9] 齋藤兆古, "Mathematica によるウェーブレット変換", 朝倉書店, 1996 年
- [10] 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
- [11] 小杉山格, 早野誠治, 齋藤兆古, 堀井清之, "画像の固有パターンに関する一考察", 可視化情報学会誌, Vol.25, No.2(新潟 2005) pp.135-136

研究業績

- [1] 可視化情報学会第 32 回可視化情報シンポジウム
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”
- [2] 法政大学計算科学研究センター研究報告
小杉山格，早野誠治，齋藤兆古，“離散値系テイラー級数展開を用いた動画像認識”
- [3] 可視化情報学会第 33 回可視化情報シンポジウム
小杉山格，早野誠治，齋藤兆古，堀井清之，“可視化画像の幾何学的複雑さ抽出の試み”
- [4] 可視化情報全国講演会(新潟 2005)
小杉山格，早野誠治，齋藤兆古，堀井清之，“画像の固有パターンに関する一考察”
- [5] 法政大学計算科学研究センター研究報告
小杉山格，早野誠治，齋藤兆古，“幾何学的複雑さによる画像認識の一方法”

謝辞

本研究を進めるに当たり、齋藤兆古教授、早野誠治教授には数多くのご指導、ご支援を賜りました。深く感謝致します。

また、齋藤兆古研究室の皆様、早野誠治研究室の皆様には、公私にわたりご助言、ご支援を賜りました。ありがとうございました。