

閾値に一致する累積寄与率を持つ部分色空間記述子の構築

杉本憲治郎† 鎌田清一郎†

† 早稲田大学 大学院情報生産システム研究科

〒 808-0135 福岡県北九州市若松区ひびきの 2-7

E-mail: †sugimoto@asagi.waseda.jp, ††kam@waseda.jp

あらまし 本稿では閾値に一致する累積寄与率を持つ部分色空間記述子を構築する手法を提案する．一般に相互部分空間法などは部分空間の次元数の選択の際，累積寄与率がある閾値をこえる次元を選択する．しかしながら色空間のような低次元空間では選択できる次元数が極めて少ないために，部分空間の持つ累積寄与率と閾値とで大きな差が生じやすい．提案手法では従来の次元選択手法を累積寄与率の線形補間と重みづけによって一般化し，閾値に一致する累積寄与率を持つ部分空間を構築する．薬剤包装識別による実験では，従来の部分色空間記述子の記述量と処理時間を維持しつつ，最大で 1.5% の識別率の向上を確認した．

キーワード 相互部分空間法，部分色空間記述子，低レベル色記述子，薬剤包装識別

1. はじめに

色情報は画像の重要な情報の一つであり，パターン認識や画像検索の分野で広く活用されている．画像の色分布をより効率的に記述しそれらを照合するため，国際標準 MPEG-7 [1], [2] をはじめ多くの色記述子 [3]~[6] がこれまで提案されている．本稿では大局的な色情報を保持する色記述子（低レベル色記述子）を対象に議論する．MPEG-7 では，ヒストグラム記述による scalable color descriptor (SCD) や，クラスタ（代表色）記述による dominant color descriptor (DCD) が低レベル色記述子にあたる．

低レベル記述子の一つとして部分空間記述による手法 [7]~[9] があり，薬剤包装識別において高い有効性が確認されている．本稿ではこれを部分色空間記述子（color subspace descriptor; CSD）と呼ぶ．これは画像の色分布を部分空間として記述し，それら部分空間の照合によってパターン認識や画像検索が実現される．一般に色空間は低次元（例えば RGB 空間は三次元）であることから，固有値分解は高速で記述量も小さい．分布の照合を部分空間の照合に代替するという考え方は，多くの問題で高い識別性能を発揮してきた相互部分空間法 [10] と基本的に一致する．しかし重みつき固有ベクトルと距離ベースの相違度を用いる点が大きく異なる．いずれも色分布照合に特化させる目的で理論的に導かれている．また色分布を構成する代表色数と部分空間の次元数の関係についても議論されている．薬剤包装識別による評価実験では，相互部分空間法よりも高い識別率を示すのに加え，競合手法である SCD や DCD よりも記述量・処理時間・識別率の点での優位性が確認されている．

しかしながら，部分色空間記述子では部分空間の次元数の選択について以下のような問題が残る．相互部分空

間法などの従来手法は部分空間の次元数を累積寄与率をもとに決定する．例えば累積寄与率がある閾値（例えば 95%）をこえる次元数を一律に選択する．一方色分布照合においては，そもそも色空間が低次元であり選択可能な次元数が少なく，閾値と実際に選択された累積寄与率の差が著しい場合が多い．そのため文献 [8], [9] では全試験画像に同一の次元数を適用し全ての次元数について網羅的に試験して性能を評価したが，適切な部分空間の次元数は代表色数で決まり画像毎に代表色数は異なるという事実から考えれば，この点は改善すべきである．

本稿では閾値に一致する累積寄与率を持つ部分色空間記述子を構築する手法を提案する．これは従来の累積寄与率による次元数の選択の一般化の一つであり，累積寄与率の線形補間と重みつき固有ベクトルの再重みづけによって実現される．薬剤包装識別による評価実験でその有効性を確認し，いくつかの画像について実験結果を検証する．

2. 部分色空間記述子

2.1 色部分空間の解析

色空間の次元数を K ，代表色数（クラスタ数）を C とすると，部分色空間記述子は $C \leq K + 1$ を満たす色分布を記述できる [9]．各クラスタは密な点と仮定する．図 1 に $K = 3$ 次元空間中における $C = 1, 2, \dots, 5$ の色分布の例を示す． $C = 1$ (図 1a) ではクラスタはある一点に位置し， $C = 2$ (図 1b) ではクラスタ間に線を引きことができ， $C = 3$ (図 1c) ではクラスタはある平面上に位置し， $C = 4$ (図 1d) ではクラスタはある立体中に存在する．点・線・面・立体はそれぞれ零次元・一次元・二次元・三次元の部分空間である．一方 $C \geq 5$ (図 1e) では，クラスタは $K = 3$ の制限により依然として立体中に存在する．すなわち，線型従属の場合 (図 1f) を除け

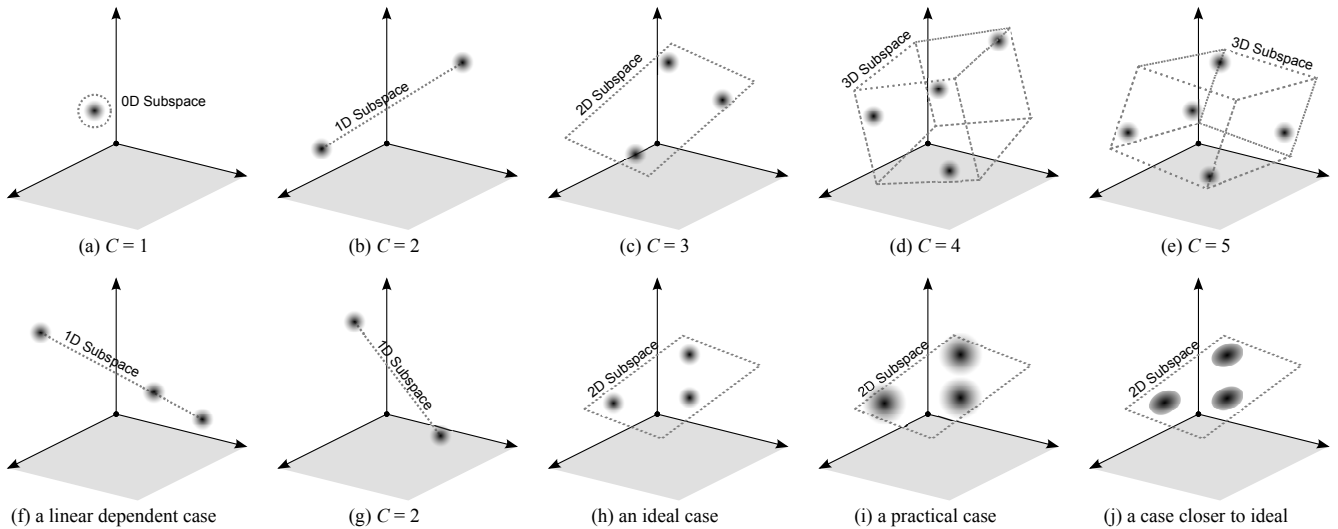


図1 少数の代表色（クラスター）で構成される分布とその部分空間。

ば、 $C \leq K + 1$ を満たすとき代表色は $(C - 1)$ 次元の部分空間上に位置する。 C は等しいが代表色が互いに異なる場合（図 1b と図 1g）、両者は固有ベクトルによって区別でき、また固有値も各代表色間の距離や密度差を反映するため重要な情報である。このように K 次元色空間では $(K + 1)$ 個以下の代表色で構成される色分布の特徴として部分空間が有効である。文献 [9] ではこの関係性を支持する実験結果を確認している。

より実際的な自然画像の色分布においては、部分空間表現は分布中のノイズ除去としても機能する。密な点からなる理想的な分布（図 1h）と、ある程度拡散を伴う代表色から構成される実際的な分布（図 1i）を考える。前者では二つの代表色は正確に部分空間上の位置しその補空間中の分散は 0 であるが、後者ではその補空間中の分散は 0 ではない。分布を部分空間へ射影すれば、実際的な色分布は理想的な分布により近づく（図 1j）。この操作は補空間中の分散をノイズ由来とみなし除去することに相当する。文献 [9] では、全試験画像で同一の次元数を用いつつ全ての次元数について試行することで、その識別率の差異からノイズ削減の効果を評価している。

2.2 重みつき部分空間

部分色空間記述子は固有値で重みづけされた固有ベクトル（便宜上、重みつき部分空間と呼ぶ）を用いて色分布を表現する。分布を構成する N 個の K 次元ベクトル $\mathbf{x}_n (n = 1, 2, \dots, N)$ を考える。この分布の共分散行列は次式で表される。

$$\mathbf{S} = \sum_{n=1}^N (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x}_n - \bar{\mathbf{x}}),$$

ただし T は行列やベクトルの転置記号であり、 $\bar{\mathbf{x}}$ は \mathbf{x}_n の平均ベクトルである。 \mathbf{S} を固有値分解することで固有値 $\lambda_k (k = 1, 2, \dots, K)$ と各固有値に対応する固有ベクトル ϕ_k を得る。ただし $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_K \geq 0$

とする。また $(\phi_i, \phi_j) = \delta_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, K)$ であり、 δ_{ij} は Kronecker のデルタを表す。一般に M 次元部分空間 ($0 \leq M \leq K$) とは上位 M 本の固有ベクトル $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ が張る空間を指す。部分色空間記述子は、 M 次元重みつき部分空間を上位 M 本の重みつき固有ベクトル $\mathbf{p}_k = \lambda_k^{1/2} \phi_k (k = 1, 2, \dots, M)$ で表現する。重み係数は固有ベクトル方向の標準偏差を意味する（なお文献 [7] では寄与率を用いている）。

重みつき部分空間の導入は色分布照合に効果的であり、重みつきでない部分空間を用いる相互部分空間法を大きく上回る識別性能を示す。この設計思想の違いは対象とする問題の性質の違いに起因する。例えば文字識別では、ある文字カテゴリは薄い文字から濃い文字まで様々なコントラストの画像を含む。このコントラスト変化を吸収するために相互部分空間法はパターンベクトルを正規化し、その結果として $\lambda_k = 1$ となる。一方の色分布照合では、2.1 節で述べたように固有値は各代表色間の距離や密度差を反映するため、正規化は情報の損失となる。したがって固有値を一特徴量として活用することが望ましく、重みつき部分空間の導入が有効となる。

2.3 距離ベースの相違度

未知の色分布の識別は部分空間の照合によって実現できる。二つの M 次元重みつき部分空間 $\mathcal{P} = \{\mathbf{p}_k | k = 1, 2, \dots, M\}, \mathcal{Q} = \{\mathbf{q}_k | k = 1, 2, \dots, M\}$ を考える。色分布の照合による識別の場合、 \mathcal{P} を学習により生成した各カテゴリの代表部分空間とし、 \mathcal{Q} を未知の色分布から導出された部分空間とする。各カテゴリの代表部分空間はそのカテゴリに属する全訓練画像の色分布の平均共分散行列から導出する。部分空間間の相違度（あるいは類似度）を適切に定義すれば \mathcal{Q} に最も類似したカテゴリが得られる。

色分布照合では、重みつき固有ベクトル間の距離を基にした相違度が有効である。これまでに単純ペア相違

度 (simple-pairing dissimilarity) [8] と総当たりペア相違度 (round-robin dissimilarity) [9] の二つが提案されている。

$$d_{sp}^2(\mathcal{P}, \mathcal{Q}) = \sum_{k=1}^M l^2(\mathbf{p}_k, \mathbf{q}_k), \quad (1)$$

$$d_{rr}^2(\mathcal{P}, \mathcal{Q}) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M l^2(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j), \quad (2)$$

ただし $l^2(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \min(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|^2, \|\mathbf{p} + \mathbf{q}\|^2)$ であり、固有ベクトルの符号の不定性を吸収するために導入した。計算量はそれぞれ $O(MK), O(M^2K)$ である。式 (1) では対応する固有値の降順にソートされた固有ベクトルのペア毎に距離を求める。しかし本来固有ベクトルは順序を持たず、ノイズの影響で固有値の順位の入れ替わりも起こりうる。その意味では式 (1) はノイズに敏感かもしれない。式 (2) はその順位変化に対する対策の一つであり、全ペア間の距離の総和をとることで、固有値順序が入れ替わりによる変化を吸収できる。

色分布照合においては、これら距離ベースの相違度は相互部分空間法が用いる正準角ベースの類似度よりも識別性能が大幅に高い。相互部分空間法の類似度は次式で表される。

$$s(\mathcal{P}, \mathcal{Q}) = \sup_{\mathbf{u} \in \mathcal{P}, \mathbf{v} \in \mathcal{Q}} \frac{(\mathbf{u}, \mathbf{v})^2}{\|\mathbf{u}\|^2 \|\mathbf{v}\|^2} = \cos^2 \theta_1, \quad (3)$$

ただし $\|\mathbf{u}\| \neq \mathbf{0}, \|\mathbf{v}\| \neq \mathbf{0}$ であり、 $\theta_k (k = 1, 2, \dots, M)$ は $\mathcal{P}\mathcal{Q}$ 間の k 番目に小さな正準角を表す。 \mathcal{P} と \mathcal{Q} の $K \times M$ の正規直交基底行列をそれぞれ Φ と Ψ とすると、 $\cos^2 \theta_k$ は以下の行列の k 番目に大きい固有値に等しい [11]。

$$\mathbf{X} = \Psi^T \Phi \Phi^T \Psi. \quad (4)$$

すなわち正準角による類似度は各照合毎に固有値分解を用いて計算される。また本稿では文献 [12] にならい式 (3) を拡張した次式を用いる。

$$s(\mathcal{P}, \mathcal{Q}) = \sum_{k=1}^M \cos^2 \theta_k. \quad (5)$$

色分布照合における正準角の非効率性は色分布の低次元性に起因する。正準角は基本的に疎な空間を対象にしており、 \mathcal{P} と \mathcal{Q} とで空間の重複が起きやすい密な空間では機能しづらい。例えば文字識別では $K \geq 100$ のような高次元空間を扱うが、それに比べて色空間は極めて低次元であり、マルチスペクトル画像でもせいぜい $K \leq 16$ 程度である。低次元空間は高次元空間に比べて明らかに疎になりづらい。加えて $M = K$ のとき $\mathbf{X} = \mathbf{I}$ 、すなわち常に $s(\mathcal{P}, \mathcal{Q}) = K$ となることも弱点である。 $K = 3$ の RGB 空間では選択できる次元が $M = 1, 2$ のみとなる。文献 [9] ではこれら正準角に対する優位性を実験により確認している。

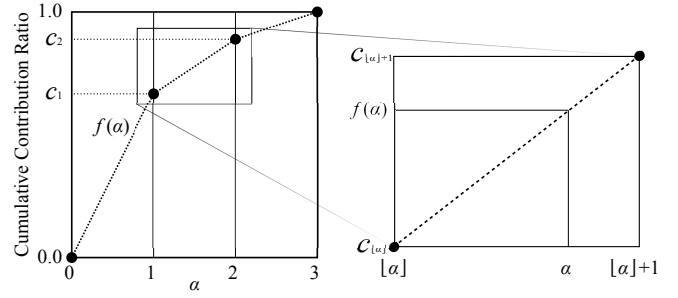


図2 次元間の線型補間。

3. 次元数の選択の問題と提案法

3.1 累積寄与率による次元選択の問題

部分色空間記述子には次元数 M の選択に関する問題が残る。一般に相互部分空間法では、以下のように累積寄与率により次元数を選択することが多い。係数

$$a_k = \begin{cases} 1 & \text{if } k \leq M, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

を導入し、 M 次元重みつき部分空間を $\mathcal{P} = \{a_k \mathbf{p}_k | k = 1, 2, \dots, K\}$ と再表現する。 k 次元目の累積寄与率を c_k とすると、相互部分空間法はある閾値パラメータ $\Theta \in [0, 1]$ (例えば顔識別では $\Theta = 0.95$ など) を超える最小の k を M として選択する。この手法では K 個の選択肢があるが、色空間はそもそも低次元であるため選択肢が少なく、選択された次元の部分空間の累積寄与率が Θ と大きく異なる可能性が高い。これに対し文献 [8], [9] では、全試験画像で同一の次元数を用いつつ全ての次元数について試行している。しかしながら 2.1 節で述べた代表色数と次元数の関係からいえば、画像毎に適切な次元数は異なるはずである。より効率的な識別のためには次元数の選択に関する問題の解決が望まれる。

3.2 提案手法

本稿では閾値に一致する累積寄与率を持つ部分空間の構築手法を提案する。まず非負の整数 k の代わりに非負の実数 $\alpha \in [0, M]$ を導入する。累積寄与率 c_k を線形補間することで、図2に示すような単調増加関数 $f(\alpha)$ を定義できる。 $f(k) = c_k$ に注意されたい。閾値 $\Theta \in [0, 1]$ から $\alpha = f^{-1}(\Theta)$ として対応する α を計算できる。提案手法は、任意の α に対応する部分空間を a_k の重みづけ、すなわち重みつき固有ベクトルの再重みづけによって実現する。これは拘束条件 $\alpha = a_1 + a_2 + \dots + a_K$ を用いれば、従来の次元数選択法の一般化の一つと解釈できる。提案手法は次式で a_k を決定する。

$$a_k = \begin{cases} 1 & \text{if } k < [\alpha], \\ \alpha - [\alpha] & \text{if } k = [\alpha], \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

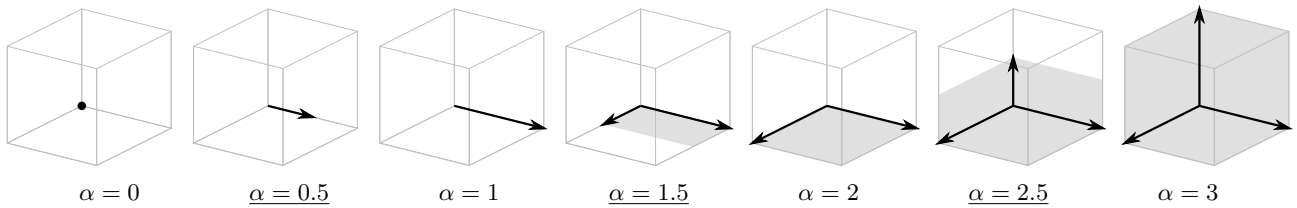


図3 重みつき部分空間の補間による生成.



(a) 表面 (錠剤が見える面)

(b) 裏面 (錠剤が見えない面)

図4 PPress-Through Package (PTP) と称される薬剤包装の例.

表1 性能評価に用いられる三つの試験画像セット.

試験セット	画像数	カテゴリ数	特徴
OBV	900	84	表面: 錠剤が見える面
REV	936	84	裏面: 錠剤が見えない面
ALL	1836	168	OBV と REV の混合

表2 記述量と計算時間 [ms/package].

記述子	記述量	学習時間	照合時間
SCD	256	6.85	7.04
DCD	最小 KC	374.05	245.21
相互部分空間法	最大 K^2	1.70	2.72
部分色空間記述子	最大 K^2	1.70	1.79

図3に提案手法が構築する重みつき部分空間の概念図を示す. 下線を引いた α に対応する図が再重みづけによって構築された部分空間である.

4. 性能評価実験

4.1 薬剤包装識別

本稿では薬剤包装識別によって提案法を評価する. 薬剤包装識別は調剤過誤 (処方薬剤や処方量を誤ること) の防止に期待される技術である. 本実験では錠剤やカプセルの一般的な包装である Press-Through Package (PTP) を対象とする. 例として図4に薬剤包装の錠剤を含む面 (表面) と含まない面 (裏面) を示す. 一般に薬剤包装は錠剤やカプセルを含み, 各面には規則的な印字が施されている. 視覚的な混同を防ぐ目的で各包装は特有の色でデザインされており, 一般に少数の色で塗り分けられている. これらの属性は2.1節で示した仮定を満足する. 色分布照合に比べて印字による識別はより信頼できると考えられるが, 色分布照合は印字識別の前処理として有効な枝刈り手法となりうる. したがって色分布照合は薬剤包装識別における現実的な解決策の一つである.

4.2 実験条件

表1に実験に用いる三つの試験画像セットを列挙する. OBVは表面の画像のみを含み, REVは裏面の画像のみを含み, ALLはそれらの合算である. 全ての画像は24ビットRGBであり, 各画像は一つの完全な (切り取られていない) 包装を撮影している. 画像サイズはおおまか

に320×240画素から640×480画素程度である. 各試験画像セットは学習用と照合用に等分される. 試験環境はIntel Core2 Quad 2.33GHz CPUとメインメモリ2GBで構成される. 比較対象であるMPEG-7記述子の実装としてはLuxとChatzichristofis [13]によるものを使用する.

4.3 記述量・計算量・識別率の比較

表2にSCD・DCD・相互部分空間法・部分色空間記述子の記述量と処理時間を示す. 表中の部分色空間記述子は, 特に提案法の採用による性能低下は見られなかったため, 提案法を採用した場合についてを示した. そのため記述量も処理時間もこれまで通り従来法を上回る結果となった. SCDはHSV色空間を8×8×4の領域の量子化するため256要素を保持するため, 他の手法より大幅に記述サイズが大きい. 相互部分空間法や部分色空間記述子の自由度は, $(\phi_i, \phi_j) = \delta_{ij}$ により実際は K^2 未満であることに注意されたい. 次に計算時間について, DCDは反復計算を伴うクラスタリング処理が原因で他の手法より大幅に遅い. その他の手法はリアルタイムに演算可能な処理時間である. 相互部分空間法は各照合毎に固有値分解により正準角を計算するため, 距離ベースの相違度を用いる部分色空間記述子よりも1[ms/package]ほど遅い. このように記述サイズと計算量については, 部分色空間記述子は従来手法を上回る性能を示す.

図5に提案手法を単純ペア相違度と総当りペア相違

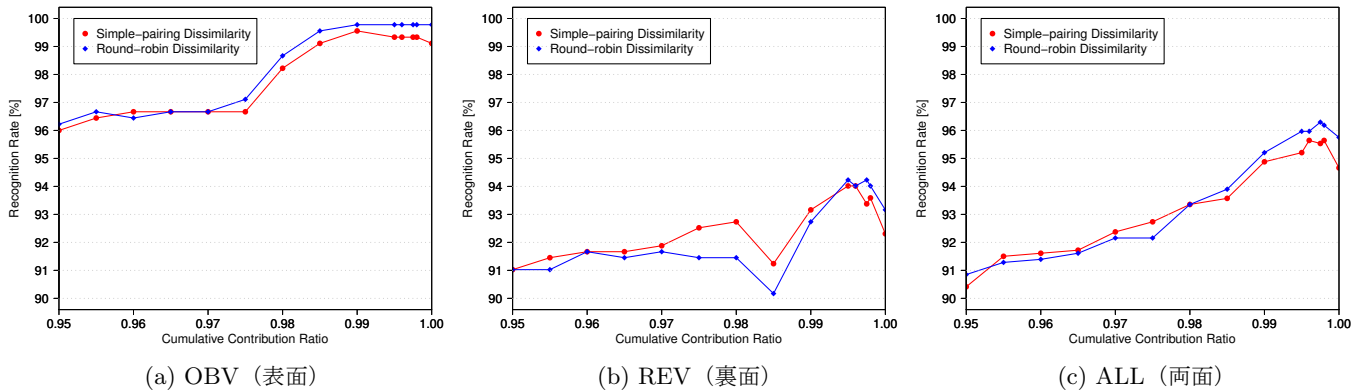


図5 各閾値 Θ における識別率の変化。

表3 識別率 [%] (‘×’ は不適切なパラメータ設定を指す)。

	OBV			REV			ALL		
	$M = 1$	$M = 2$	$M = 3$	$M = 1$	$M = 2$	$M = 3$	$M = 1$	$M = 2$	$M = 3$
相互部分空間法 [10]	82.00	59.78	×	77.78	15.60	×	68.63	29.85	×
単純ペア相違度・式 (1), 非重みづけ	82.00	84.44	83.11	77.78	36.75	35.04	68.63	54.58	53.16
単純ペア相違度・式 (1), [8]	92.89	99.33	99.11	92.31	93.59	92.52	89.00	95.10	94.77
単純ペア相違度・式 (1), $\Theta = 99.60\%$		99.33			94.02			95.64	
総当りペア相違度・式 (2), 非重みづけ	82.00	86.00	85.33	77.99	41.67	41.03	68.74	56.65	56.43
総当りペア相違度・式 (2), [9]	92.89	99.56	99.78	92.31	92.95	93.16	89.00	95.21	95.75
総当りペア相違度・式 (2), $\Theta = 99.75\%$		99.78			94.23			96.30	
SCD [1], [2]		98.67			86.75			92.37	
J-divergence [14]		100.00			89.74			94.77	

度のそれぞれに適用したときの各閾値 Θ による識別率の変化を示す。 $\Theta = 1.0000$ は従来の部分色空間記述子 ($M = 3$) に相当する。各試験セットごとに若干の差は見られるが、単純ペア相違度では $\Theta = 0.9960$ 、総当りペア相違度では $\Theta = 0.9975$ で、それぞれピークに達している。これらの結果から、用いた試験画像セットでは色分布中の分散の 0.25% から 0.40% 程度はノイズ由来であり除去することが望ましいと解釈できる。

表3はSCD・相互部分空間法・部分色空間記述子(従来手法・提案手法)の各識別率を示す。次元数選択を伴う相互部分空間法と部分色空間記述子では、各試験画像セットにおいて最高識別率に下線を引いている。太字で示した提案手法は図5における最良の結果を挙げている。部分色空間記述子では全ての試験セットにおいて、全画像で同一の次元数を用いる従来手法に比べて提案手法のほうが識別率が高いことが確認された。

4.4 閾値から導かれる代表色数の解析

図6に三枚の薬剤包装画像とそれらの $\Theta = 0.9900$ (OBVにおいて最高識別率を示した閾値)における α を示す。画像(a)はほとんどグレースケールの色(白色の錠剤・黒色の印字・灰色のシート)で構成される。 $\alpha = 1.00$ という結果は、グレースケールは一次元色空間であるという事実明らかに符合する。画像(b)はおそらく線型独立な三色(黄色・青色・灰色)で構成される。 $\alpha = 1.91$ という結果もまた、2.1節で述べた三つの代表色は $\alpha = 2$

の部分空間で特徴化できるという事実に近い。画像(c)は、ピンクが赤と白の線型和であるという事実から、その三色が線型独立であるか判断が難しい。実際 $\alpha = 1.36$ という結果は、一次元とも二次元とも言えないという点で、この判断の難しさを表しているとも解釈できる。少なくとも、提案手法は $\alpha - \lfloor \alpha \rfloor = 0.36$ にあたる情報を再重みづけという形で活用できる点で優れている。

5. おわりに

本稿では閾値に一致する累積寄与率を持つ部分色空間記述子の構築法を提案した。本手法は従来の次元選択の手法を、累積寄与率の線形補間と重みつき部分空間の再重みづけにより一般化した手法であり、色空間の低次元性に起因する適切な次元数選択を可能にするために設計された。性能評価実験では、従来の部分色空間記述子と同等の記述量と処理時間であることが確認され、また全ての試験画像セットにおいて従来の部分色空間記述子の最高識別率を上回った。

今後の検討課題として閾値 Θ の設定に関する問題が挙げられる。本実験では全画像において同じ Θ を用いたが、本来はノイズの含有量に応じて Θ を適応的に変えるべきである。複数枚の画像から適切な Θ を推定する手法などについて検討したい。

謝 辞

本研究の一部は日本学術振興会による特別研究員奨励



(a) $\alpha = 1.00$

(b) $\alpha = 1.91$

(c) $\alpha = 1.36$

図 6 薬剤包装画像とその色分布から導かれた α ($\Theta = 0.9900$) .

費 (DC2) の助成を受けた。

文 献

- [1] T. Sikora, “The MPEG-7 visual standard for content description — an overview,” IEEE Trans. on CSVT, vol.11, no.6, pp.696–702, Jun. 2001.
- [2] B.S. Manjunath, J.R. Ohm, V.V. Vasudevan, and A. Yamada, “Color and texture descriptors,” IEEE Trans. on CSVT, vol.11, no.6, pp.703–715, Jun. 2001.
- [3] J. Hafner, H.S. Sawhney, W. Equitz, M. Flickner, and W. Niblack, “Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions,” IEEE Trans. on PAMI, vol.17, no.7, pp.729–736, Jul. 1995.
- [4] Y. Deng, B.S. Manjunath, C. Kenney, M. Moore, and H. Shin, “An efficient color representation for image retrieval,” IEEE Trans. on IP, vol.10, no.1, pp.140–147, Jan. 2001.
- [5] L.V. Tran, and R. Lenz, “PCA-based representation of color distributions for color-based image retrieval,” Proc. of ICIP, vol.2, pp.697–700, Oct. 2001.
- [6] N.C. Yang, W.H. Chang, C.M. Kuo, and T.H. Li, “A fast MPEG-7 dominant color extraction with new similarity,” Journal of Visual Communication and Image Representation, vol.19, pp.92–105, Feb. 2008.
- [7] K. Sugimoto, K. Inoue, Y. Kuroki, and S. Kamata, “A color distribution descriptor for medicine package recognition,” Proc. of CJKPR, pp.64–69, Nov. 2010.
- [8] K. Sugimoto, and S. Kamata, “Fast color matching using weighted subspace on medicine package recognition,” Proc. of IAPR Conf. on Machine Vision Applications, Jun. 2011, in press.
- [9] K. Sugimoto, and S. Kamata, “Color distribution matching using a weighted subspace descriptor,” Proc. of ICIP, Sep. 2011, in press.
- [10] 前田賢一, 渡辺貞一, “局所的構造を導入したパターン・マッチング法,” 信学論 (D-II), vol.J68-D, no.3, pp.345–352, Mar. 1985.
- [11] F. Chatelin, 行列の固有値, シュプリンガー第1版, Aug. 1993.
- [12] 福井和広, 山口修, 鈴木薫, 前田賢一, “制約相互部分空間法を用いた環境変動にロバストな顔画像認識—照明変動の影響を抑える制約部分空間の学習—,” 信学論 (D-II), vol.J82-D-II, no.4, pp.613–620, Apr. 1999.
- [13] M. Lux, and S.A. Chatzichristofis, “LIRe: lucene image retrieval — an extensible java CBIR library,” Proc. of ACM Multimedia, pp.1085–1087, Oct. 2008.
- [14] A. Cichocki, and S. Amari, “Families of alpha- beta- and gamma- divergences: flexible and robust measures of similarities,” Entropy, vol.12, no.6, pp.1532–1568, Jun. 2010.