H-014

均等分割型ＥＭＤによるロバスト画像照合

Robust Image Matching By Integrating Balanced EMDs Applied to Segmented Image Features

橋本　陽祐 †　　川上 肇 ‡
Yosuke Hashimoto　　Hajimu KAWAKAMI

1　はじめに

画像照合で解決すべき問題の一つに、画像内容を適切に反映した特徴群を抽出し、その特徴量間に人間の感覚に適合する相違度を定義することがある。この意味で Earth Mover's Distance(EMD)[1] を相違度として画像照合に用いることはロバストな画像処理に有効である。そこで、どのような特徴が外乱に対してロバストな性質を持ち、それらをどのように選択し画像を記述するかが問題である。この問題を解決するために、独立部分空間分析 (ISA)[2] によって抽出した特徴群を情報統合して基底要素群を生成し、これらが張る空間で抽出した成分を符号間でバランスさせて画像を記述することを提案する。このような記述間に定義した EMD を均等分割型 EMD と呼ぶ。この方法に備わるロバスト性を調べた実験結果を報告する。

2　情報統合基底

独立成分分析 (ICA)[3] を用いて画像記述のための基底を生成するとき、独立量は未知のため本来独立でない特徴も独立量として扱われることが問題になる。そこで分析対象に非独立性を導入した ISA により基底要素を生成し、それらが形成する各部分空間内での情報統合により画像記述のための基底 $\{\mathbf{w}_i; |\mathbf{w}_i = 1|\}_{i=0}^{d-1}$ を下記のように生成する。

まず n 画素のサンプル画像から ISA にて生成された ISA 基底 $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_i; |\mathbf{v}_i = 1|\}_{i=0}^{n-1}$ は PCA 白色化空間で k 次元の部分空間に分割されており、その i 番目の部分空間 $\mathbf{S}_i$ を構成する各基底要素を以下のように記述する:$\{\mathbf{v}_{ki}, \mathbf{v}_{ki+1}, \cdots, \mathbf{v}_{k(i+1)-1}\}$。ただし本研究では、全ての部分空間の次元を $k = 2$、部分空間の個数を $d = \frac{n}{k}$ とする。

つぎに、各部分空間 $\mathbf{S}_i$ での下記の情報統合により、スペクトルが拡散した 1 つの基底要素を算出する:

$$\hat{\mathbf{v}}_i = \mathbf{f}_i(\hat{\theta}_i) \tag{1}$$

ここで $\hat{\theta}_i$ 及び $\mathbf{f}_i(\theta)$ は以下のように定める:

$$\hat{\theta}_i = \arg_\theta\{\min_{0\le\theta<360} ||\mathbf{f}_i(\theta)||_\infty\} \tag{2}$$

$$\mathbf{f}_i(\theta) = (\mathbf{v}_{k(i-1)})\cos\theta + (\mathbf{v}_{k(i-1)+1})\sin\theta \tag{3}$$

また $||\bullet||_\infty$ は最大値ノルムである。この情報統合を最大値ノルム最小化法と呼ぶ。上記の処理を全ての部分空間に適応した後、まず各 $\hat{\mathbf{v}}_i$ を PCA 空間から画像空間に逆変換し、つぎにその成分の平均を 0 に正規化した単位ベクトル $\mathbf{w}_i$ により情報統合基底 $\mathbf{W} = \{\mathbf{w_i}\}_{i=0}^{d-1}$ を生成する。

3　均等分割型 EMD

$\mathbf{W}$ を用いて画像記述を下記のように生成する:

(1)j 番目の画像を $\mathbf{P}_j \simeq \sum_{i=0}^{d-1} \mathbf{w}_i\theta_{ji}$ で近似する。

(2)$\mathbf{P}_j$ に対して $|\theta_{ji}|$ を大きさ順にソートし、θ_{ji} の符号に基づいて基底 $\mathbf{W}$ を $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}] = \{\mathbf{w}_i\ s.t.\ \theta_{ji} > 0\}$ と $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}] = \{\mathbf{w}_i\ s.t.\ \theta_{ji} < 0\}$ に分割する。

(3) 基底 $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}]$ 及び $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}]$ に対する $|\theta_{ji}|$ の上位 $\alpha\%$ に対応する基底要素群で構成した基底を $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]'$ 及び $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]'$ とする。

(4) 基底 $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]'$ 及び $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]'$ のそれぞれで要素数あるいは $|\theta_{ji}|$ の最小値が均等になるように組み換えて基底 $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''$ と $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''$ を構成し、前者が張る空間での $\mathbf{P}_j$ の重みを $\mathbf{S}^P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]'' = \{s_{ji}; i = \arg\mathbf{w}_i \in P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''\}$、後者が張る空間での $\mathbf{P}_j$ の重みを $\mathbf{S}^M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]'' = \{|s_{ji}|; i = \arg\mathbf{w}_i \in M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''\}$ とする。

(5)$P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''$ と $\mathbf{S}^P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''$ のペアを Signature とした EMD による画像間の相違度 EMD''_P と、$M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''$ と $\mathbf{S}^M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}, \alpha]''$ のペアを Signature とした EMD による相違度 EMD''_M を導入する。

(6) 下記にて画像 $\mathbf{P}_j$ と画像 $\mathbf{Q}_k$ の画像間相違度 M_{jk} を測る:

$$EMD''_P[\mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_k; \mathbf{W}, \alpha] + EMD''_M[\mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_k; \mathbf{W}, \alpha] \tag{4}$$

4　実験

ロバスト性を測るために、RGB 色空間で変動が混入する画像を変動の無い画像と照合する処理を、変動の大きさを変化させて行うことにより、式 (4) の画像照合法に備わるロバスト性を測る実験を行った。

4.1　方法

(1) 基底の抽出:まず 153×153 画素の画像を 25 枚用意し、画素値の分布が平均 0・分散 1 となるように各画像を

† 龍谷大学大学院 理工学研究科 電子情報学専攻
‡ 龍谷大学 理工学部 電子情報学科

正規化した後、無作為に選んだ400ヶ所の位置で 17×17 画素の部分画像を各画像から切り出す。これら合計 10^4 個の部分画像群をサンプル画像として ISA に基づき ISA 基底を抽出する。そこから最大値ノルム最小化法を用いて情報統合基底 $\mathbf{W}$ を生成する。図 1 は生成した $\mathbf{W}$ の要素である。

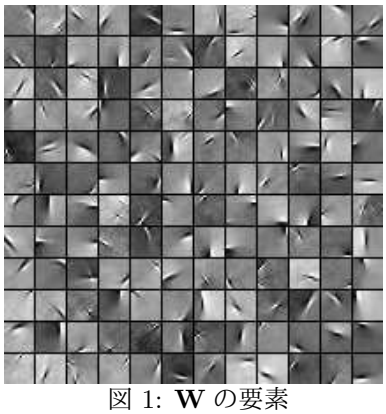

図 1: $\mathbf{W}$ の要素

(2) 参照画像:図 2 に例示する各原画像 (大きさ 51×51 画素で 8bit の明度画像、10 種類) から大きさ 17×17 画素の部分画像 1 枚を切り出し参照画像とした。参照画像の例を図 3 に示す。

(3) 変動が混入する観測画像:最大振幅 z の変動を乱数に基づき生成し、それを原画像群に RGB 色空間で加算して観測画像群を合成した。$z=170$ の明度画像例を図 4 に示す。

図 2: 原画像の例

図 3: 参照画像の例

図 4: 観測画像 (z=170) の例

(4) 照合:参照画像 $\mathbf{P}_j$ と同じ大きさの部分画像 $\mathbf{Q}_k$ を観測画像群の全ての位置で切り出し、式 (4) の相違度を用いて参照画像との相違度 M_{jk} を測る。このとき各基底は $\alpha=70\%$ として生成する。変動の初期値を変えてこの照合を 10 回繰り返した。

(5) 評価:上記の繰り返し毎に識別力

$$C=\frac{\text{異種間での } M_{jk}\text{の最小値}}{\text{同種間での } M_{jk}\text{の最大値}} \tag{5}$$

を算出する。この C は 1 未満のとき単純な閾値処理で誤認識が生じることを表すので、$C-1$ の分布に対する負方向の安定性を測る指標

$$R_M=\frac{m_{C_M}-1}{\sigma_{C_M}} \tag{6}$$

で照合法に備わるロバスト性を評価する。ここで m_{C_M} は C が平均以下である識別力 C の平均値、σ_{C_M} はそれらの標準偏差である。

5 結果

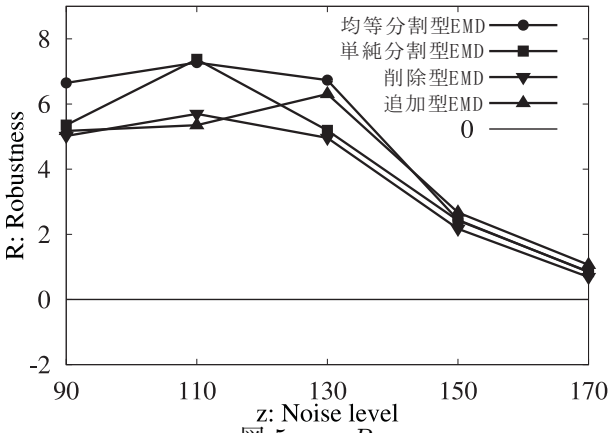

図 5: $z-R_M$

ランダム変動の初期値を変えて照合を 10 回行ったときの $z-R_M$ 特性を図 5 に●で示す。この結果を比較評価するために、3 章の手順 (4) に示した均等化を施さない単純分割型 EMD での結果を■で、3 章の手順 (3) に示した基底 $P[\mathbf{P}_j,\mathbf{W},\alpha]'$ 及び $M[\mathbf{P}_j,\mathbf{W},\alpha]'$ の基底要素数を少ない方に合わせた削除型 EMD の場合の結果を▼、同様に多い方に合わせた追加型 EMD の場合の結果を▲で重ねて同図に示す。同図より均等分割型 EMD に対する R_M は、$z\in\{90,110,130\}$ の範囲において、他の方法を上回る値を示している。z=150 と 170 の場合、追加型 EMD の R_M が約 0.2〜0.5 他より良い値を示した。この方法では基底要素数は均等分割型 EMD より多くなっており、このことは α の最適化が必要であることを意味すると思われる。

6 むすび

提案法がロバスト性を備えている可能性を確認した。今後の課題として、α の最適化の他、さらに高い変動強度でも安定した性能が保てる画像記述方法を確立することがあげられる。

参考文献

[1] Yossi Rubner, Carlo Tomasi “PERCEPTUAL METRICS FOR IMAGE DATABASE NAVIGATION”Kluwer Academic Publishers, 2001.

[2] Aapo Hyvarinen and Urs Koster,“FastISA:A fast fixed-point algorithm for independent subspace analysis”, ESANN,pp371-376,2006.

[3] 甘利俊一・村田昇編著,“独立成分分析” サイエンス社,pp123-130,2002