

スパース空間における情報統合によるロバスト画像照合

Robust Image Matching Based on Information Integration in Sparse Space

永井 淑朗†
Yoshiro NAGAI

川上 肇‡
Hajimu KAWAKAMI

1 まえがき

線パタンなどを表すスパースな基底ベクトル群が張る空間で生体の視覚系はロバストに画像認識していることが知られており、このようなスパース空間を計算機上に実現し信号処理に応用する研究が盛んである。Independent Component Analysis(ICA)[1]や Non-negative Matrix Factorization(NMF)[2]はそのための一手法として捉えることができる。そこで、訓練用の画像群からこれらによって形成したスパース空間において情報統合することにより画像を記述するためのスパース空間を構成し、その空間での Earth Mover's Distance(EMD)により画像間の相違度を柔軟に測ることを特徴とした画像照合法を提案する。雑音環境下での画像照合実験により提案法に備わるロバスト性を確認したので報告する。

2 スパース基底

独立量は未知のためICAでは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。そこで座標成分群の中に非独立性を導入した独立部分空間分析(ISA)[3]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の情報統合により画像記述のための基底を下記のように生成する。

まず n 次元のサンプル画像から生成されたISA基底 $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_i\}_{i=1}^n$ は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: $\{\mathbf{v}_{r(i-1)+1}, \mathbf{v}_{r(i-1)+2}, \dots, \mathbf{v}_{ri}\}$ 。ただし本研究では、全ての部分空間の次元を r 、部分空間の個数を $d = \frac{n}{r}$ とする。つぎに、各部分空間 \mathbf{S}_i で下記の情報統合により1つの基底要素を算出する:

$$\tilde{\mathbf{v}}_i = \frac{\sum_{j=1}^r J\{\mathbf{v}_{r(i-1)+j}^T \hat{\mathbf{I}}\} \mathbf{v}_{r(i-1)+j}}{\sum_{j=1}^r J\{\mathbf{v}_{r(i-1)+j}^T \hat{\mathbf{I}}\}} \quad (1)$$

ここで J は独立性の期待値を測る評価関数、 $\hat{\mathbf{I}}$ は白色化されたサンプル画像である。上記の処理を全ての部分空間に適応した後、まず各 $\tilde{\mathbf{v}}_i$ を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 により基底 \mathbf{W} を生成する。

3 特徴分割型 EMD

まず、 j 番目の画像を $\mathbf{P}_j \simeq \sum_{i=1}^n \mathbf{w}_i s_{ji}$ で近似する。ここで基底要素 $\mathbf{w}_i \in \mathbf{W}$ に関する \mathbf{P}_j の特徴成分を s_{ji}

とする。つぎに $\{s_{ji}\}$ を大きさ順にソートし、その上位 $\alpha\%$ に対応する基底要素群で基底 \mathbf{W}_j を構成する。さらに特徴成分 s_{ji} の符号に基づいて基底 \mathbf{W}_j を $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j] = \{\mathbf{w}_{ji} \text{ s.t. } s_{ji} > 0\}$ と $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j] = \{\mathbf{w}_{ji} \text{ s.t. } s_{ji} < 0\}$ に分割する。そのうえで、 $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]$ が張る空間での \mathbf{P}_j の特徴量群を $\mathbf{S}^P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j] = \{s_{ji}; i = \arg \mathbf{w}_{ji} \in P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]\}$ で構成し、 $P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]$ と $\mathbf{S}^P[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]$ のペアを Signature とした EMD による画像間の相違度 EMD_P を導入する。同様に、 $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]$ が張る空間での \mathbf{P}_j の特徴量群を $\mathbf{S}^M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j] = \{s_{ji}; i = \arg \mathbf{w}_{ji} \in M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]\}$ で構成し、 $M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]$ と $\mathbf{S}^M[\mathbf{P}_j, \mathbf{W}_j]$ のペアを Signature とした相違度 EMD_M を導入する。最後に、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:

$$EMD_P[\mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_k; \mathbf{W}_j, \mathbf{W}_k] + EMD_M[\mathbf{P}_j, \mathbf{Q}_k; \mathbf{W}_j, \mathbf{W}_k] \quad (2)$$

4 実験

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(2)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モデルに基づき基底 \mathbf{W} を抽出する。その際、 $r = 2$ としたうえで式(1)の J としてロバスト性のある negentropy[1] を使用した。抽出した基底要素を図1に示す。

(2) **参照画像:** 図2に例示する各原画像 (51×51 画素 8bit のモノクロ画像、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。

(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、それを原画像群に加算して観測画像群を合成した。 $z = 170$ の例を図3に示す。

(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(2)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 $\mathbf{W}_j, \mathbf{W}_k$ 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

$$C = \frac{\text{異種間での } M_{jk} \text{ の最小値}}{\text{同種間での } M_{jk} \text{ の最大値}} \quad (3)$$

† 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

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

$$R_M = \frac{m_{C_M} - 1}{\sigma_{C_M}} \quad (4)$$

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。 R_M が正なら照合法にロバスト性が備わることを示す。

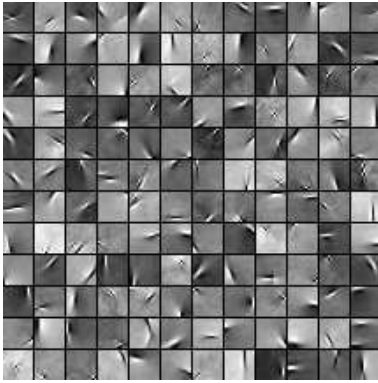


図 1: 抽出した W の要素



図 2: 原画像例

図 3: 観測画像例



図 4: 参照画像群

4.2 照合結果

図 4 に示す参照画像群を用いた照合実験の $z - R_M$ 特性を図 5 に □ で示す。比較評価の為に式 (1) に替えて部分空間を張る基底要素群の単純平均を特徴ベクトルとする場合を △ で、線形 ICA で抽出した基底要素を特徴ベクトルとする場合を ○ で、併せて同図に示す。図 5 において、式 (1) を用いた方法の R_M は $z = 130$ までは他手法より低い値を取っているけれども、 $z = 150$ で順位が逆転し、 $z = 170$ でも 1 以上の値を保持した。一方、線形 ICA 基底を用いた場合は $z = 170$ で負の値に転じる。ここで R_M が減少し $R_M < 0$ に転じると、単純な閾値処理では平均の意味で誤認識が生じることを意味する。これらのグラフより、式 (1) と (2) を用いた照合法がロバストであることがわかる。また同様の実験を図 6 に示す NMF によって抽出した基底についても行った。この場

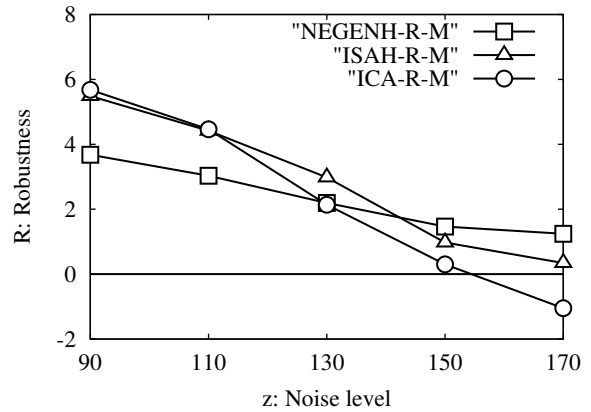


図 5: $z - R_M$

合、ロバスト性指標 R_M は $z = 70$ で負に転じた。この結果から、NMF では基底の特徴を分析してロバスト性を改善するための工夫が必要であると思われる。

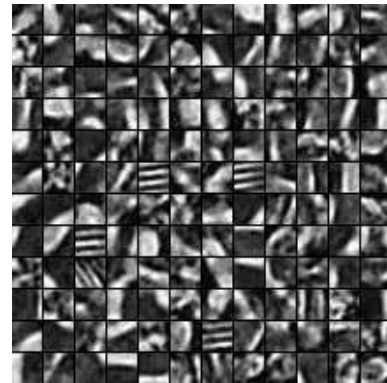


図 6: NMF による基底

5 むすび

式 (1) と (2) を組み合わせた画像照合法はロバスト性を備えている可能性を確認した。今後の課題は情報統合する空間を拡張しロバスト性をさらに改善することである。

参考文献

- [1] A.Hyvarinen, E.Oja, and J.Karhunen; Independent Component Analysis, WILEY-INTER SCIENCE, 2001.
- [2] Patrik O. Hoyer, Non-negative Matrix Factorization with Sparseness Constraints, Journal of Machine Learning Research, Vol.5, pp.1457-1469, 2004.
- [3] Aapo Hyvarinen and Urs Koster, FastISA : A fast fixed-point algorithm for independent subspace analysis, ESANN, pp.371-376, 2006.