

基底画像の置き換えによる2値の透かし情報の埋め込み法 Embedding method of binary watermarks by replacing basis images

金森 雷太*
Raita Kanamori

川村 正樹*
Masaki Kawamura

1. はじめに

独立成分分析(ICA)[1]を用いることによって、画像はいくつかの基底と独立な係数の線形結合で近似表現することができる[2]。人間の第1視覚野における単純型細胞の受容野は、ある方向の線にだけ反応する方向選択性を持っており、ICAを用いた基底と類似している。従って、基底の集まりで構成される再構成画像は画像の特徴を残していると考えられる。本研究では基底を置換することによって透かし情報を埋め込み、再構成基底画像から基底を足し合わせることで、透かし情報を抽出する方法を提案する。

2. 基底画像

2.1. 基底

情報ハイディング及びその評価基準(IHC)委員会が定める 3456×4608 画素の評価画像 I からICAを用いて254個の基底を作成する。画像 I の輝度値を平均0、分散1となるように標準化し、 16×16 画素のブロックに分割する。 $B = 62208$ 個のブロックが作られる。 l 番目のブロックを256次元ベクトルの列ベクトルを x_l とすると、規格化された画像は行列

$$X = [x_1 - \bar{\mu}, x_2 - \bar{\mu}, \dots, x_B - \bar{\mu}], \quad (1)$$

で表される。ここで、 $\bar{\mu}$ は x_l の平均ベクトルである。256次元の基底ベクトル a_l からなる基底を $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{254}\}$ とし、独立な係数を 254×62208 次元の係数行列を S とすると、行列 X は、

$$X = AS, \quad (2)$$

と分解することができる。

2.2. 白色化

行列 X を基底 A と係数行列 S に分解するのにICAを用いる。そのためには、行列 X の要素が互いに無相関で分散が1になるように白色化を行う必要がある。行列 X の分散共分散行列の固有値 λ_i を対角成分に持つ行列

$$D = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{254}), \quad (3)$$

とそれに対応する固有ベクトルを列ベクトルとしてもつ行列 Λ より、白色化行列 V は

$$V = D^{-\frac{1}{2}} \Lambda^T, \quad (4)$$

で表される。(2)の両辺に行列 V をかけることにより

$$Z = BS, \quad (5)$$

となる。ただし、 $Z = VX$ 、 $B = VA$ である。

ICAは係数行列 S が独立になるように、行列 B を求めることができる。本研究では、fastICA[3][4]を用いて求めた。

*山口大学大学院理工学研究科, m.kawamura@m.ieice.org

3. 埋め込みと抽出

3.1. 埋め込み

符号反転を検出するために、メッセージ情報 $m = [m_1, m_2, \dots, m_{255}]^T$ の先頭に符号ビットの1を加えて、256ビットの透かし情報 $w = [1 \ m^T]^T$ とする。ここで、 $m_i = \pm 1$ である。

基底ベクトルを寄与率の大きい順に並べ直し、 $\{a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{254}\}$ と表す。寄与率が大きい基底ベクトルを透かし情報 w に置き換えた場合、再構成画像に透かしの特徴が出やすいと考えられる。寄与率が l 番目に大きい基底ベクトル a_l を重み付けした透かし情報 w に置き換える。この透かし入りの基底ベクトルの集合 $A' = \{a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{l-1} \ c w \ a_{l+1} \ a_{254}\}$ を用いて画像を再構成する。

基底 A' と係数行列 S を用いて画像の再構成すると、 256×62208 次元のステゴ画像は、行列 X' として

$$X' = A'S, \quad (6)$$

で表される。画像の規格化の逆過程を経ることで、ステゴ画像 I^{stego} が得られる。

3.2. 抽出

透かし入りの再構成画像 I^{stego} から基底ベクトルを再び構成し、透かし情報を抽出できる必要がある。ICAを用いて基底を求めると、寄与率の大きい複数の基底ベクトルには埋め込んだ透かし情報の特徴が現れる。これらの基底ベクトルを足し合わせることでメッセージを復元できる。抽出された基底ベクトル値は、符号反転している場合がある。そこで、基底ベクトル a_i の符号ビットが負の場合、全体を符号反転させる。

まず、基底ベクトル間の類似度を算するために、基底ベクトルを2値化する。基底ベクトル a_i と a_j の間のオーバーラップは、

$$O_{ij} = \frac{1}{256} \sum_{k=1}^{256} \text{sgn}(a_{ik}) \text{sgn}(a_{jk}), \quad (7)$$

と定義できる。ここで、 a_{ik} は i 番目の基底ベクトルの k 番目の要素である。類似した基底ベクトルの集合に透かし情報が含まれていると考えられる。オーバーラップの値がしきい値 θ を越えている個数 C_i を、

$$C_i = \sum_{j=1}^{256} \Theta(O_{ij} - \theta), \quad (8)$$

と定義する。ただし、 $\Theta(\cdot)$ はステップ関数であり、 $\theta = 0.9$ である。 C_i の値が最大の集合に、透かしが含まれていると考える。この添え字の集合を

$$K = \{j | \Theta(O_{ij} - \theta) = 1\} \quad (9)$$

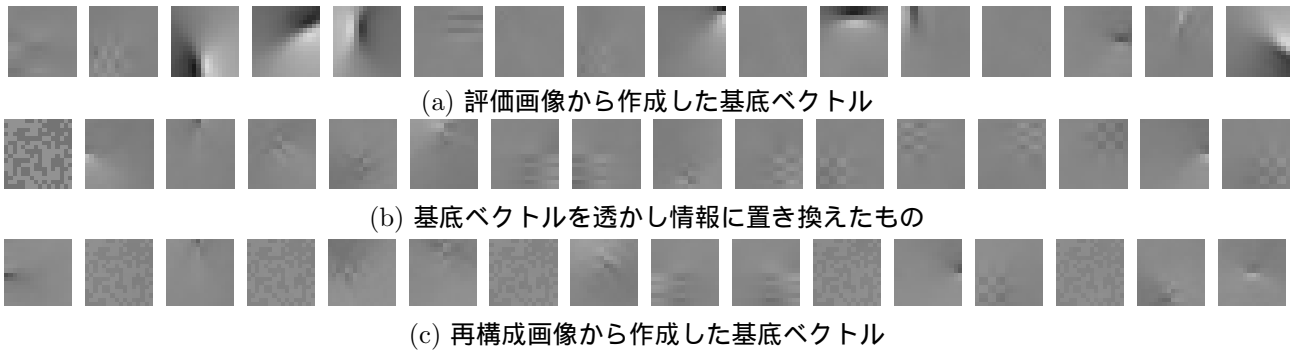


図1: 基底ベクトルのうち, 寄与率が高い16個

とする. これより, 類似の大きい基底ベクトルの和を求め, 抽出透かし情報 f とする. すなわち,

$$f = \sum_{k \in K} \text{sgn}(a_{ik}) a_k, \quad (10)$$

と求めることができる. さらに, 推定メッセージ情報 $\hat{m} = (\hat{m}_1, \hat{m}_2, \dots, \hat{m}_{256})^T$ を

$$\hat{m}_i = \text{sgn}(f_i), \quad (11)$$

と推定できる.

4. 計算機シミュレーション

各評価画像から作成した基底に透かし情報を埋め込み, 再構成画像の基底ベクトルから抽出した透かしのビット誤り率 (BER) を調べた. 透かし情報と置き換える基底画像は寄与率が1番目 ($l=1$) に大きいものとする. 透かし情報の推定誤差であるビット誤り率 BER は,

$$\text{BER} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L m_l \hat{m}_l \right), \quad (12)$$

で表される. 図1に, 評価画像から作成した基底ベクトル, 基底ベクトルを透かし情報に置き換えたもの, 再構成画像から作成した基底ベクトルを示す. 図2に埋め込んだ透かし情報 (左) と推定された透かし情報 (右) を示す.

表1に画質 PSNR とビット誤り率 BER を示す. ここで, $\text{PSNR}(r|o)$ は原画像 (o) に対する透かし無し再構成画像 (r) の画質であり, $\text{PSNR}(s|o)$ は原画像 (o) に対する透かし入り再構成画像 (s) の画質, $\text{PSNR}(s|r)$ は透かし無し再構成画像 (r) に対する透かし入り再構成画像 (s) の画質である.

5. まとめ

基底画像の置き換えによる電子透かしを検証した. 計算機シミュレーションにおける BER は0であり, 高画質なステゴ画像を得ることができた. この結果から, 基底画像の置き換えによる電子透かしの埋め込みは有用であると考えられる.

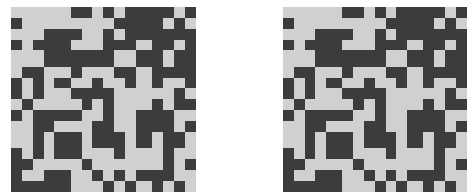


図2: 埋め込んだ透かし情報 (左) と推定された透かし情報 (右)

表1: 画質 PSNR [dB] とビット誤り率 BER

画像	PSNR(r o)	PSNR(s o)	PSNR(s r)	BER
1	50.9	45.3	46.1	0.00
2	42.5	45.1	40.8	0.00
3	53.5	42.0	44.9	0.00
4	50.2	49.1	49.2	0.00
5	50.9	46.1	46.1	0.00
6	51.3	44.5	44.5	0.00
平均	49.9	45.4	45.3	0.00

参考文献

- [1] A. Hyvärinen, E. Oja, J. Karhunen, “詳解 独立成分分析 信号解析の新しい世界,” 東京電機大学出版局, 2005
- [2] E. Oja, A. Hyvärinen, P. Hoyer, “Image feature extraction and denoising by sparse coding,” Pattern Analysis and Applications, vol.2, pp.104-106, 1999
- [3] A. Hyvärinen, E. Oja, “Independent component analysis: algorithms and applications,” Neural Networks, vol.13, no.4-5, pp.411-430, 2000
- [4] A. Hyvärinen, “Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis,” IEEE Trans., Neural Networks, vol.10, no.3, pp.626-634, 1999