

ICAによる画像の構造的分類に基づく 視覚的妨害の低減を目的とした静止画像符号化方式

川村和也[†] 亀田昌志[†]

[†]岩手県立大学ソフトウェア情報学部

1. はじめに

静止画像符号化における国際標準である JPEG にも採用されている離散コサイン変換(DCT)は、画像の輝度信号を周波数信号に変換し高周波成分を削減することで情報量の削減を実現しているが、圧縮率が高くなるとエッジ周辺に視覚的に妨害となる歪が発生する。これはエッジを構成するために必要な高周波成分が優先的に削減されていることに起因する。

一方、多次元信号解析法である独立成分分析(ICA)は画像の構造に合わせた局所的な基底を抽出することができ、その係数がスパースになる[1]。つまり必要最低限の基底を用いるだけで画像の構造を再構成できる。本研究では ICA を用いて画像の構造に必要な情報を分析し、構造を構成するために必要な最小限の情報を優先的に保存することで、エッジの形状を保ちつつ視覚的に妨害となる歪の発生を低減する静止画像符号化方式を提案する。

2. 独立成分分析

独立成分分析(ICA)は多次元信号解析法の一つであり、独立な信号が重なり合った混合信号をいくつかの異なる条件で観測し、それを基に独立な原信号を分離する問題として定式化される[2]。ICA を用いた画像の特徴抽出では画像 X を基底関数 A とその結合係数 S を用いて式(1)のように表す。

$$X = AS \quad (1)$$

式(1)における画像 X のみから基底関数 A と結合係数 S は ICA を用いて求めることができる。ICA では分離行列 W を用いて、分離信号 Y を計算し、 Y の各成分が独立となる成分 W を求める(式(2))。

$$Y = WX \quad (2)$$

本研究では Y の独立性を評価する基準として、Bell & Senjowsky が考案した、相互情報量の最大化[3, 4]による手法を用いる。その場合、 W の更新則は式(3)のようになる。

$$W^{t+1} = W^t + \mu(I - g(Y)Y^T)W^t \quad (3)$$

ここで、 $g(Y)$ はシグモイド関数、 μ は学習係数であり、 I は単位行列を表している。このとき基底関数 A は互いに独立となり、実際に画像から求められた基底の例を図 1 に示す。また、基底と同時に求められた係数はスパースとなり、これは少数の基底関数を用いるだけで画像を構成することができることを意味している。

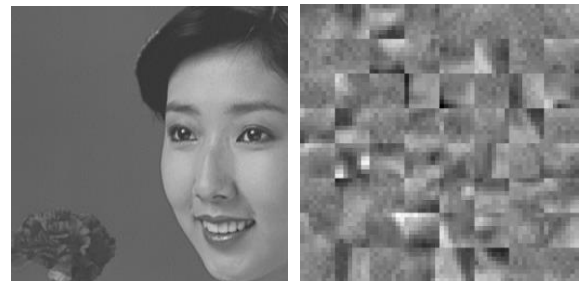


図 1. (左)原画像 : hada (右)基底画像

3. 提案手法

ICA により求められた ICA 係数はスパースであるため少数の基底の係数は大きな値となり、その他の基底の係数は非常に小さい値となる。本研究ではこの性質を利用し、絶対値が小さい係数を 0 に近似することで ICA 係数の情報量を削減することを考える。絶対値が小さい係数は、構造の決定に与える影響が小さいと考えられるため、画像の構造を保ったまま ICA 係数の情報量削減を行うことが可能となる。

しかしここで、ICA 係数が良いスパース性を持つのは構造を持つ領域のみであるため、一様に絶対値の小さな係数の削減を行うと、平坦な領域においてノイズが発生してしまう(図 2)。これは平坦な領域が局所的な基底の微細な重ね合わせにより構成されているため、値の小さな係数であっても、失われると平坦を構成することが困難になってしまうからである。しかし輪郭などのエッジ領域においては、多少の劣化は見られるものの構造が保存できているのが図 2 より分かる。そこで本研究では画像をブロック分割し、その小領域を構造の複雑さで分類し、それぞれ分類したグループで別々の係数削減処理を適用することにする。



図 2. 値の小さな係数を 0 にして再構成 : hada

3.1. 構造の複雑さに基づいた領域分割

構造を持つブロックの ICA 係数は大きい値を持っているため、係数の符号を逆転すると再構成画像の明暗が逆転する特徴がある(図 3).

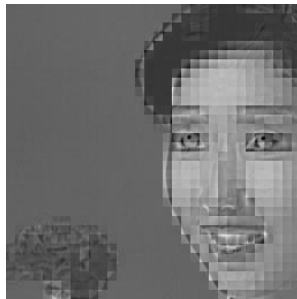


図 3. ICA 係数符号逆転再構成画像 : hada

逆に平坦なブロックは大きな値を持たないため係数の符号を逆転しても再構成画像に大きな影響を与えない。これを利用して、係数の符号を逆転して再構成した画像と原画像でブロック毎の PSNR を計算し、そのヒストグラムからブロックを分類する。構造を持つブロックの PSNR は低く平坦なブロックの PSNR は高い値になるため、ヒストグラムは双峰性を持つ形状になり、谷の値を閾値として用いることで分類が可能となる。閾値の決定には判別分析法を用いた。その結果、画像ブロックを平坦ブロックと構造を持つブロックに分類することができた(図 4)。

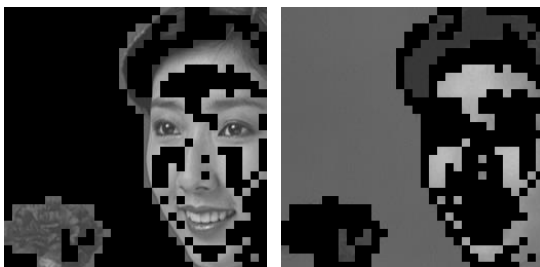


図 4. 構造の複雑さに基づくブロックの分類:hada
(左)構造を持つブロック (右)平坦なブロック
(該当しないブロックは黒で表示している)

3.2. 分類に基づいた ICA 係数削減処理

平坦ブロックは構造を持たないため、ICA 係数を全て 0 にすることで情報量削減を行うことが可能である。構造を持つブロックは構造の決定に影響を与えないような絶対値が小さい係数を優先的に 0 で近似することで情報量削減を行う。

4. 実験結果

図 5 に、ブロック分類に基づいて情報量削減を行った時と全ブロックにおいて一様に情報量削減を行った時の PSNR 対エントロピー特性を示す。一様に情報量を削減するという事は絶対値の小さい係数を優先的に 0 としている。この結果から構造の複雑さに基づいたブロック分類を行った時のほうが、符号化性能が良いことが分かる。

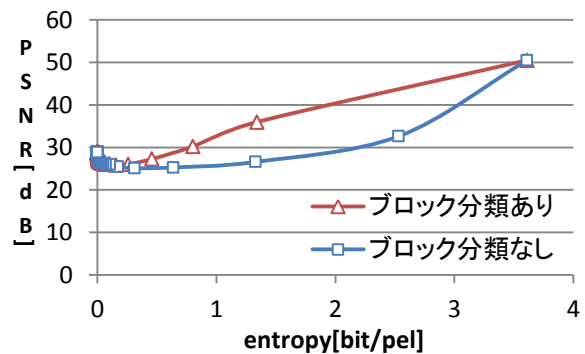


図 5. 符号化性能の比較 (画像 : hada)

5. まとめ

本研究では画像の小領域であるブロックを、ICA 係数符号逆転再構成画像と判別分析法を用いて構造の複雑さに基づいた分類を行い、分類されたグループで削減処理を行うことで符号化性能が向上することを示した。

今後は、値の小さい係数を優先的に削減するのではなく、ブロックの構造に応じて不要な基底と必要な基底を見付けることで優先的に係数の削減処理を行う予定である。

参考文献

- [1] 村田昇, “入門 独立成分分析,” 東京電機大学出版局, 2004.
- [2] 陳延偉, “独立成分分析(2)-ICA 基底による特徴抽出,” MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY Vol.21 No.2, pp.170-174, 2003.
- [3] S. Amari, A. Cichocki, H. Yang, “A new learning algorithm for blind signal separation,” Advances in Neural Information Processing Systems 8, pp.757-763, 1995.
- [4] A. Bell, T. Senjonowski, “The independent components of natural scenes are edge filters,” Vision Research 37, pp.3327-3338, 1997.