ICA による画像圧縮のための雑音除去手法

非会員 吉 岡 理 文 (大阪府立大)
正 員 大 松 繁 (大阪府立大)

Noise Reduction Method for Image Compression Using ICA
Michifumi Yoshioka, Non-member, Sigeru Omatu, Member (Osaka Prefecture University)

In recent years, many methods for image compression have been proposed. Especially, JPEG and MPEG have achieved high compression ratio while these can not recover the original images completely. In these methods, image data are reduced in spatial frequency domain according to a human eye property. In this study, we have developed a new method to reduce image data with noise components in the image using an Independent Component Analysis (ICA). An advantage of this method is to preserve quality of the image by reducing the noise which is independent of the original image data.

キーワード：独立成分分析，画像圧縮，リモートセンシング

1. はじめに

近年，地球規模の環境問題を背景として環境保全のための様々な調査，研究が行われている。その中でもとくに，地球的な規模で定期的な観測が短期間で可能となる人工衛星からのリモートセンシングが注目されている。しかし，リモートセンシングによって得られる画像情報は膨大であるため，その効率的な管理・運用のためには，画像を記録する際の画像圧縮手法の開発が重要な問題となっている。一方，画像圧縮手法に関しては，コンピュータシステムの GUI (Graphical User Interface) 化や，ネットワークシステムの発展による画像情報の効率的な運用を目的として，従来より様々な研究が活発に行われている。本研究では，観測画像として原画像と統計学的独立性が高い雑音を含むリモートセンシング画像を，効率よく圧縮するための雑音除去手法について提案を行う。これは，入力信号を統計学的に独立な成分に分離可能である独立成分分析 (ICA: Independent Component Analysis) を用いて，観測画像に含まれる雑音成分の低減化を行い，これによって抽出されたリモートセンシングデータに対して，画像圧縮手法を適用し，圧縮率の向上を図る手法である。最後に，実際のリモートセンシングデータに提案手法を適用し，その有効性を検証する。

2. ICA を用いた雑音除去フィルタと画像圧縮

〈2・1〉 ICA による独立信号の分離 線形なニューラルネットワークの学習によって主成分分析が可能であり，また，ニューラルネットに非線形性を導入した場合，複数の入力信号から独立な信号成分を分離する特性を示すこと

が経験的に知られていた⁽¹⁾。この独立信号分離特性に対して，ヘルシンキ大学の Oja らは解析的に解明を行った。Oja らは，密度関数が平均に対して対称であり，分散が等しいとき，非線形ニューラルネットの結合重みが，入力信号を統計学的に独立な成分へ分離する行列となることを示し，ICA として定式化を行っている⁽¹⁾⁽²⁾。すなわち，ニューラルネットワークの学習規則として，

$$\left. \begin{aligned} W_{k+1} &= W_k + \mu_k [x_k - W_k g(y_k)] g(y_k)^T \\ y_k &= W_k^T x_k \\ g(y_k) &= [g(y_{k1}), g(y_{k2}), \dots, g(y_{km})]^T \end{aligned} \right\} \dots\dots\dots (1)$$

W_k : ニューラルネットの重み行列 ($n \times m$ 次元), x_k : ニューラルネットへの入力信号 (n 次元), y_k : ニューラルネットの内部状態 (m 次元), g : ニューラルネットの出力関数, μ_k : 学習率, k : 学習回数, T : 転置

を用いた場合，ニューラルネットワークの重み行列 W_k は入力信号 x_k から成分が互いに独立である出力信号 y_k への変換行列へ収束する。詳細な証明は文献(1)，(2)に譲るが，基本的な概念は以下の図1，図2に示される通りである。まず，統計学的に独立な入力信号 x_i, y_i を，各サンプル点ごとに二次元平面上へプロットする。そのとき， x_i, y_i は独立に変動するため，図1に示される長方形の分布が得られる。

次に，信号 x_i, y_i に対して，適当な一次変換 A

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} \dots\dots\dots (2)$$

を施した x'_i, y'_i を二次元平面へプロットすると，図2に示すような分布が得られる。ここで，図2に示されるベクトル W_1, W_2 を求めることが，独立な成分への分離とな

図 1 入力信号が互いに独立な場合
Fig. 1. Independent input signals.

図 2 入力信号が独立な信号の線形結合となっている場合
Fig. 2. Non independent input signals.

り、(1)式の学習規則によってこのベクトル W_1 , W_2 がニューラルネットの重み行列 W として生成されることが基本となっている。

〈2・2〉 ICA を用いた雑音フィルタとして用いた画像圧縮手法の構成 前述の ICA は観測データに含まれる統計学的に独立な信号成分を分離するものである。本研究では、この ICA を雑音フィルタとして用いることにより、画像の情報量を低減化する手法を提案する。JPEG などの従来の画像圧縮手法においては、人間の視覚特性を利用して、画像の高周波成分ほど粗い量子化を行うことによって、情報量の削減を行っていた。これに対して、本研究では、本来の画像情報と独立な雑音を削減の対象とすることで、画像本来の情報をできるだけ損なうことなく圧縮を行うことができる。圧縮する対象として、ここではリモートセンシング画像を取り上げる。その理由としては、

- ・リモートセンシング画像が情報量として膨大であり、圧縮することによって取扱いが容易となる。
- ・現在利用されているリモートセンシング画像は、快晴日の非常に鮮明な画像のみが解析対象であり、曇り日など

図 3 ICA を用いた雑音除去と画像圧縮の概念図
Fig. 3. Noise reduction by ICA, and image compression.

の不鮮明な画像雑音を多く含む画像に対して有効である本手法の評価対象として適している。
などがあげられる。

具体的には、ICA を雑音の除去フィルタとして用い、図 3 に示されるシステムを構築した。ここで、原画像から二種類の入力画像を観測し、ICA への入力としているのは、ICA の理論的な制約から、入力する信号数が出力する独立な成分の数以上でなければならないためである。

3. シミュレーションによる提案手法の評価

本章では前章で述べたように、提案手法を様々な雑音成分を含むリモートセンシング画像に適用し、圧縮率の見地から提案手法の有用性を評価する。前述のように本研究で提案している手法は、画像に含まれる雑音成分の低減によって圧縮率の向上を図ることを目的としている。それゆえ、ここではその効果を定量的に評価するために、次式によって、サンプル画像に一定の割合で、雑音を作為的に加えることによって、圧縮対象の画像を生成している。

$$\begin{pmatrix} s'_i \\ n'_i \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} s_i \\ n_i \end{pmatrix} \dots\dots\dots (3)$$

(3)式において、 s_i , n_i はそれぞれ原画像、雑音を表わし、 2×2 の合成行列 M を用いて、それぞれ異なる比率によって合成された s'_i , n'_i が得られる。これによって得られた画像に対して、ICA フィルタを適用し、雑音を除去した後圧縮を行う。それによって、雑音を除去することなく直接圧縮した場合との差異を評価する。また、以下において使用している圧縮手法はすべてハフマン符号化による可逆圧縮である⁽³⁾。これは本論文では雑音除去による相対的な圧縮率の向上を評価するために、基本的な圧縮手法を採用したものであり、JPEG などの非可逆圧縮手法と組み合わせれば、絶対的な圧縮率は更に向上するものと思われる。使用した画像の諸元は表 1 のとおりである。また、原画像 (雑音付加前)、観測画像 (雑音付加後)、ICA による雑音除去画像の一例を以下の図 4～図 6 に示す。

〈3・1〉 雑音合成行列 M が単純な回転行列である場合
まず第一段階として、雑音合成行列 M が、

表 1 使用画像諸元 Table 1. Specification of used images.	
画像サイズ	256×256×8
画像ソース	Landsat TM band 1 徳島 1994/5/20

図 4 原画像 A (雑音付加前)
Fig. 4. Original image A.

図 5 観測画像 A (s_i)
Fig. 5. Observed image A (s_i).

$$M = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \dots\dots\dots (4)$$

で表わされる単純な回転行列である場合について、 $\theta = 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ$ として評価を行った。2種類の異なる画像について、ICA フィルタによって雑音を除去した後、圧縮したものと、雑音を除去せず、そのまま圧縮した場合の圧縮率の比較を図 7、図 10 に、画像 A について雑音除去前

図 6 雑音除去後の観測画像 A
Fig. 6. Noise reduced image A.

図 7 圧縮率の比較 (画像 A, 学習回数 200 回)
Fig. 7. Comparison of compression ratio (Image A).

図 8 ICA フィルタによる雑音除去効果
Fig. 8. Noise reduction by ICA filter.

後での原画像との平均二乗誤差 E を図 8 に示す。また、比較のために、 3×3 の平均値フィルタを用いて画像の平滑化による雑音除去を行った場合の圧縮率、平均二乗誤差を図 7、図 8 中に示す。なお、以下の評価では、

$$\text{圧縮率} = 1 - \text{圧縮後サイズ} / \text{圧縮前サイズ} \dots\dots\dots (5)$$

図9 原画像 B
Fig. 9. Original image B.

図10 圧縮率の比較 (画像 B, 学習回数 200 回)
Fig. 10. Comparison of compression ratio (Image B).

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{x}_i - x_i)^2 \quad \dots\dots\dots (6)$$

E : 原画像との平均二乗誤差, N : 対象画像の全画素数, $\hat{x}_i$: 雑音除去後の画素値 (0~255), x_i : 原画像の画素値 (0~255)

とし, 参考として, 雑音を付加する前の画像を圧縮したものを原画像として示している。

画像 A では, 図 8 に示されるように画像の雑音が分離されることにより, 図 7 に示されるように 10% 程度圧縮率が向上し, 平均値フィルタを用いた雑音除去に比べて優れた雑音除去特性を示している。また, 雑音合成行列 M のパラメータ θ が增大するほど雑音除去が困難となり圧縮率が低下していることがわかる。一方, 画像 B では 15~20% 圧縮率が向上し, ほとんど原画像の圧縮率と一致している。これは, θ の増大にかかわらず雑音が十分に除去されているためであると考えられる。

また, 学習回数は次図に示すように 200 回程度で収束している。

図11 学習回数と圧縮率 (画像 A の場合)
Fig. 11. Compression ratio and learning counts (Image A).

図12 雑音合成行列 M
Fig. 12. Noise mixing matrix M .

〈3・2〉 ICA に入力する二つの観測画像の相関が高い場合 前節の評価によって雑音が混入されるに従って画像の圧縮率が低下し, それに対して ICA を雑音フィルタとして用いることが有効であることがわかるが, 前述の

ように ICA は理論的に分離する信号数以上の入力信号が必要であるため, 雑音が除去された画像を一枚得るためには, 二枚以上の観測画像が必要となる。この場合, 前節では雑音との合成行列 M を単純な回転行列としたため直交変換であり, 原画像と雑音の情報が損失なく二枚の観測画像上に混在して変換されている。現実には得られるデータでは変換の基底ベクトルが直交しておらず, ある程度情報が失われた状態へ変換されていると考えられる。すなわち, 雑音を混入する前の信号成分を x , 雑音成分を y とし, 合成行列 M で変換される座標系の基底ベクトルを W_1 , W_2 として図示した場合, 以下の図中の θ_2 が小さいと考えられる。そこで, 本節では $\theta_2 = 5^\circ, 10^\circ, 15^\circ$ とした M によって前節と同様に雑音を合成し, ICA によって分離した後の圧縮率評価を行った。 $\theta_1 = 5^\circ$ とした場合の結果を図 13 に示す。

図 13 によると, 基底ベクトル間の角度が大きくなり, 入力信号間の独立性が高くなるに従って圧縮率が向上していることがわかる。また, 基底ベクトル間の角度 $\theta_2 = 5^\circ$ のときでも, 3% 程度の圧縮率向上がみられている。この場

図 13 基底ベクトル間の角度と圧縮率
($\theta_1=5^\circ$, 雑音が少ない場合)

Fig. 13. Compression ratio ($\theta_1=5^\circ$, low noise case).

図 14 観測画像 A (原画像+雑音, ベクトル W_1 に対応) ($\theta_1=5^\circ$, 雑音が少ない場合)

Fig. 14. Observed image corresponding to vector W_1 ($\theta_1=5^\circ$, low noise case).

図 15 観測画像 A (原画像 A+雑音, ベクトル W_2 に対応) ($\theta_1=5^\circ$, 雑音が少ない場合)

Fig. 15. Observed image corresponding to vector W_2 ($\theta_1=5^\circ$, low noise case).

図 16 雑音除去後の観測画像 A ($\theta_1=5^\circ$, 雑音が少ない場合)

Fig. 16. Noise reduced image A ($\theta_1=5^\circ$, low noise case).

図 17 基底ベクトル間の角度と圧縮率 ($\theta_1=35^\circ$, 雑音が多い場合)

Fig. 17. Compression ratio ($\theta_1=35^\circ$, high noise case).

合のサンプル画像として、雑音を含んだ二種類から ICA フィルタを通して雑音を分離した画像を示す。

上述の $\theta_1=5^\circ$ 場合には原画像の情報が多く保存されているが、原画像に対する雑音の割合が大きい $\theta_1=35^\circ$ 場合について以下に考察する。図 17 より、入力された 2 画像間の独立性が低く、なおかつ混入されている雑音が多い場合においても、ICA フィルタによって雑音分離され、圧縮率が向上していることがわかる。以下に、この場合に対する観測画像 A (原画像+雑音) と雑音除去後の画像を示す。

実際には、図 18 に示されるほど雑音の含まれる画像がそのまま用いられるとは考えにくいので、この場合には圧縮率の比較はさほど重要ではないが、ICA による雑音フィルタが原画像が判別不可能なほど、雑音を加えられている場合にも利用できることがわかる。

図 18 観測画像 A (原画像 A+雑音, ベクトル W_1 に対応) ($\theta_1=35^\circ$, 雑音が多い場合)
Fig. 18. Observed image corresponding to vector W_1 ($\theta_1=35^\circ$, high noise case).

図 19 雑音除去後の観測画像 A ($\theta_1=35^\circ$, 雑音が多い場合)
Fig. 19. Noise reduced image ($\theta_1=35^\circ$, high noise case).

4. おわりに

前章におけるシミュレーションの結果から, 本研究によって提案されている ICA フィルタを適用することにより, 画像に含まれる雑音成分が除去され, 10~25%程度の圧縮率向上が見込まれることがわかった。また, 後半のシミュレーションより, 入力される二枚の画像間で独立性が低い, すなわち, 全体として含まれる情報量が少ない場合においても雑音が除去され, 圧縮率が向上していることがわかる。以上のことから, 本研究において提案されている, ICA による雑音フィルタを画像圧縮の前処理として用い

る手法は, リモートセンシング画像のように, 観測によって雑音を含む画像の圧縮において有用であると思われる。

また, ICA では雑音を分離するために, 独立な信号として分離される信号数以上の入力信号が必要である。従って, 本研究において提案されている手法では, この制約から雑音が除去された画像を 1 枚得るためには, 2 枚以上の入力画像が必要である。これに対して, 人工衛星によるリモートセンシングでは周期的に同一地域を観測しているため, 現時点の観測画像, および, その一周期前後に観測される画像を利用することによって, 2 枚の観測画像が入手可能である。ただし, 本論文では, 提案手法による雑音分離, 圧縮性能を定量的に評価するために雑音が付加される以前の本来の原画像が必要であることから, 1 枚のリモートセンシング画像に意図的に雑音を加えた画像を用いて評価を行っている。また, 今後は Kullback 情報量を用いて画像と雑音の独立性を直接的に評価することにより, 一枚の入力画像のみから雑音を抽出できるフィルタの開発を行う予定である。

(平成 9 年 3 月 3 日受付, 同 9 年 7 月 22 日再受付)

文 献

- (1) E.Oja: "The nonlinear PCA learning rule and signal separation-mathematical analysis". Technical Report A26, Aug. (1995) Helsinki University of Technology, Lab. of Computer and Information Science.
- (2) J. Karhunen, E. Oja, L. Wang, R. Vigario & J. Joutsensalo: "A class of neural networks for independent component analysis". Technical Report A 28, Oct. (1995) Helsinki University of Technology, Lab. of Computer and Information Science.
- (3) 田中幸吉: 情報工学, (昭 44) 朝倉書店
- (4) 和達清夫, ほか: リモート・センシング, (昭 56) 朝倉書店

吉 岡 理 文 (非会員) 1968 年 12 月 10 日生。96 年 3 月東京大学大学院工学系研究科博士課程修了。同年大阪府立大学工学部情報工学科助手となり, 現在に至る。画像処理, 地球環境工学などの研究に従事。工学博士。情報処理学会, 計測自動制御学会会員。

大 松 繁 (正員) 1946 年 12 月 16 日生。74 年大阪府立大学大学院工学研究科博士課程修了。同年徳島大学工学部助手, 88 年同知能情報工学科教授。95 年より大阪府立大学工学部情報工学科教授となり, 現在に至る。工学博士。ニューラルネットワークなどの研究に従事。91 年電気学会論文賞, 95 年計測自動制御学会論文賞受賞。IEEE Trans. On Neural Networks の Associate Editor。計測自動制御学会, SIAM, IEEE 会員。