

LJ-11

視覚的画質劣化を抑制するベクトル量子化手法

A Vector Quantizer Preventing Image Degradation
by Minimizing Locally-Concentrated Errors Over Macroblocks

三浦 健*
Takeshi Miura
中島 平†
Taira Nakajima

滝沢 寛之‡
Hiroyuki Takizawa
小林 広明§
Hiroaki Kobayashi

佐野 健太郎*
Kentaro Sano
中村 維男*
Tadao Nakamura

1 はじめに

ベクトル量子化は、データ圧縮に非常に有効な技術である。多くの研究者がベクトル量子化を画像データの圧縮に適用しており、JPEGなどの一般的なスカラー量子化技術と比較して、画質劣化の少ない高圧縮が可能であることが報告されている [1]。

ベクトル量子化を用いた画像圧縮では、原画像を重ならない N 個の矩形領域 (ブロック) に分割し、各ブロックを n 次元のベクトル (ソースベクトル) として扱う。これら N 個のソースベクトルを $M \ll N$ である M 個の n 次元代表ベクトルで近似して表現することにより、画像データの圧縮が達成される。このとき、各ブロックはそれぞれ最近傍の代表ベクトルで置き換えられ、符号化される。復号時には、代表ベクトルの集合と各ブロックが置き換えられた代表ベクトルのインデックスから、画像が復元される。ベクトル量子化に用いられる代表ベクトルの集合は、コードブックと呼ばれる。

ベクトル量子化による量子化誤差はソースベクトルとそれを近似する代表ベクトル間のユークリッド距離であり、通常は平均自乗誤差 (Mean Square Error, 以下 MSE とする) により評価される。このため、画像圧縮の研究においても、MSE を最小にするコードブック生成に主眼を置いたベクトル量子化手法が一般的に適用されている [2][3][4]。

MSE やこれに基づいたピーク信号対雑音比 (Peak Signal to Noise Ratio, 以下 PSNR とする) は、復元画像の画像品質の評価にも用いられる。MSE にて評価される量子化誤差を最小にするコードブックを用いることにより、MSE や PSNR で評価される画質劣化が最小の復元画像を得ることが可能である。しかし、MSE や PSNR は人間が視覚的に感じる画質劣化を反映していない場合が多い [5]。これらの評価基準で同一の値となる復元画像でも、人間の目には画質の劣化がほとんど感じられない画像と、逆に顕著に感じられる画像がある。一般的に、誤差が局所的に集中して生じている場合には、誤差が画像全体に広く分布する場合よりも画質の劣化が顕著である。

本稿では、視覚的に顕著な画質劣化を防ぐために、復元画像内の特定のブロックに誤差を局所的に集中させないベクトル量子化手法を提案し、その有効性を実験を通して明らかにする。

2 視覚的画質劣化を抑制するベクトル量子化

2.1 基本アプローチ

一般的なベクトル量子化では、ソースベクトルの分布に比例するように代表ベクトルを配置する。このため、 n 次元空間内

で他と離れて孤立して存在しているソースベクトルの近傍には、代表ベクトルが配置される可能性が低い。このような場合、孤立したソースベクトルが対応するブロック (孤立ブロック) に誤差が集中し、顕著な画質劣化を生じる可能性が高い。復元画像の視覚的劣化を防ぐためには、孤立ブロックにおける誤差、特に誤差が最大となる孤立ブロックの誤差 (最大誤差) を減少させることが重要である。

本稿では、孤立ブロックへの誤差の集中を抑制するベクトル量子化手法を提案する。本手法では、コホネンの競合学習則 [6] に基づいて各代表ベクトルを修正することにより、画像全体に対する量子化誤差を減少させる。これに加えて、孤立ブロックの誤差が減少するように代表ベクトルの再配置を行い、特定のブロックへの誤差集中を回避する。代表ベクトル数は有限であるため、代表ベクトルの再配置により、孤立ブロック以外のブロックに対する誤差が増加する。画像全体に対する誤差を極力増加させないためには、誤差への影響が少ない代表ベクトルを再配置対象として選択する必要がある。本手法では、誤差減少に対する各代表ベクトルの貢献度を表す有効性評価量を定義し、その評価量が最小である代表ベクトルを再配置の対象とする。これにより、画像全体に対する量子化誤差の増加を最小限に抑えながら、孤立ブロックへの誤差の集中を抑制させる。

2.2 コードブック設計アルゴリズム

本手法によるコードブック設計の手順を以下に示す。

1. ソースベクトル \mathbf{x} に対して最近傍となる代表ベクトルを、 \mathbf{x} に関する競合の勝利代表ベクトル \mathbf{w}_{win} として選択する。
2. \mathbf{x} に二番目に近い代表ベクトル \mathbf{w}_{2nd} を求める。
3. \mathbf{x} における \mathbf{w}_{win} の誤差減少に対する貢献度 u を次式で定義する。 u は \mathbf{w}_{win} が再配置された際に増加する量子化誤差を表す。

$$u = d_{2nd} - d_{win} \quad (1)$$

ここで、 d_{win} および d_{2nd} はそれぞれ \mathbf{w}_{win} および \mathbf{w}_{2nd} と \mathbf{x} とのユークリッド距離である。

4. 競合回数 t における代表ベクトル i の有効性評価量 U_i を、過去 L 回の貢献度の和として次式にて計算する。

$$U_i = \sum_{j=t-L+1}^t \delta_{i,win(j)} \cdot u(j) \quad (2)$$

ここで、 $win(j)$ 、および $u(j)$ は j 番目の競合における勝利代表ベクトルのインデックスおよび貢献度を表す。また、 $\delta_{i,win(j)}$ はクロネッカのデルタで、 $i = win(j)$ のとき 1 となり、その他は 0 をとる。

5. 最小有効性評価量 $\min(U_i)$ を持つ代表ベクトルを求める。

* 東北大学大学院情報科学研究科

† 東北大学大学院工学研究科

‡ 新潟大学総合情報処理センター

§ 東北大学情報シナジーセンター

表 1: 実験結果の表

	CL	CSL	提案手法
MSE	7.71×10^2	7.44×10^2	7.46×10^2
最大誤差	2.02×10^4	1.13×10^4	0.68×10^4
量子化誤差の分散	7.69×10^5	5.54×10^5	5.01×10^5

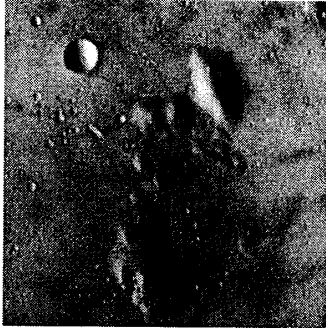


図 1: 原画像

- 距離 d_{win} が閾値 Cr より大きいとき, x を孤立ブロックと判断し, 最小有効性評価量を持つ代表ベクトルをこの位置に再配置する.
- 代表ベクトル w_{win} をコホネン学習により更新する. すなわち,

$$w_{win} := w_{win} - \alpha(x - w_{win}) \quad (3)$$

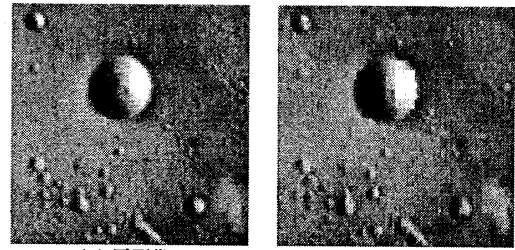
ここで α は学習率係数である.

1. から 7. を代表ベクトルの移動が収束するまで, または十分な計算回数になるまで繰り返す. 本手法は有効性の低い代表ベクトルを選択して再配置するため, 全体の量子化誤差をほとんど増加させることなく, 特定ブロックへの誤差の集中を抑制したベクトル量子化が可能である.

3 評価実験および考察

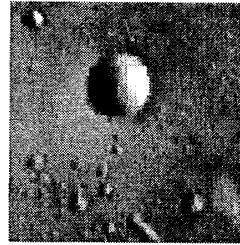
本手法による画質劣化の抑制効果を確認するための実験を行った. 図 1 に示す, 256×256 画素, グレースケール 256 階調の画像を 4×4 の大きさのブロックに分割し, 256 個の代表ベクトルを用いて量子化を行った. 比較対象として, 一般的なベクトル量子化手法の一つであるコホネンの競合学習則 (CL) および MSE を最小にする目的で提案された CSL[2] を用い, 量子化誤差, 最大誤差, および復元画像の視覚的劣化により画質を評価する. MSE, 最大誤差, および各ブロックにおける量子化誤差の分散を表 1 に示す. また, CL, CSL, および提案手法によるベクトル量子化の復元画像を図 2 に示す. 表 1 より, CL, CSL と比較して, 本手法によるベクトル量子化の最大誤差が小さくなっていることが分かる. また, 図 2 からわかるように, CL や CSL の復元画像ではクレーター部分など局所的に画質劣化が著しい領域があるのに対して, 本手法の復元画像では特定部分に劣化が集中する領域がなく, 視覚的に画質劣化が少ない. さらに, 他の手法と比較して, 各ブロックにおける量子化誤差の分散が小さいことから, 各ブロックの量子化誤差は均一化されていることが分かる. したがって, 復元画像内の特定ブロックに誤差を局所的に集中させないベクトル量子化が本手法により可能である.

また本手法では, MSE 最小化を目指す CSL と比較して, 著しい MSE の増加は見られなかった. この結果から, 本手法の再配置アルゴリズムが画像全体に対する量子化誤差を増加させる影響は少ないと考えられる. 他にもいくつかの画像で同様の実験を行ったが, 図 1 に対する結果と同様に, 顕著な MSE の

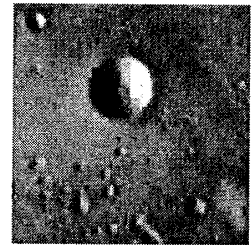


(a) 原画像

(b) CL



(c) CSL



(d) 提案手法

図 2: 原画像および復元画像の拡大図

増加は生じなかった.

4 おわりに

本稿では, 特定のブロックへの誤差の局所的な集中を抑制しつつ適切なコードブックを生成するベクトル量子化手法を提案した. 提案手法は, 各代表ベクトルに対して有効性評価量を定義し, 最も有効性の低い代表ベクトルを再配置することにより, 画像全体への誤差をなるべく増大させずに孤立ブロックに対する誤差を減少させる. 実験の結果, 本手法は特定のブロックへの誤差の集中を回避でき, 最大誤差も小さくできることが明らかになった. この結果から, 孤立ブロックによって引き起こされる視覚的に顕著な画質劣化を, 本手法により回避可能であることが実証された.

様々な符号化システム間の優劣の評価, あるいはシステムの性能の絶対的な評価を行う場合には, 画像を人間が直接目で見て画質を評価するのが最も適切である. このような視覚的評価に基づいて画質と最大誤差の関係を調査し, 最適な再配置の閾値 Cr を動的に調節することが, 今後の課題である.

参考文献

- [1] C. Amerijckx, M. Verleysen, P. Thissen, J. Legat. Image compression by self-organized kohonen map. *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, 9(3):503-507, 1998.
- [2] N. Ueda and R. Nakano. A new competitive learning approach based on an equidistortion principle for designing optimal vector quantizers. *Neural Networks*, 7(8):1211-1227, 1994.
- [3] C. Zhu and L. Po. Minimax partial distortion competitive learning for optimal codebook design. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, 7(10):1400-1409, Oct. 1998.
- [4] G. Patane and M. Russo. The enhanced lbg algorithm. *Neural Networks*, 14(9):1219-1237, Nov. 2001.
- [5] M. Miyahara and K. Kotani. Block distortion in orthogonal transform coding-analysis, minimization, and distortion measure. *IEEE TRANSACTIONS ON COMMUNICATIONS*, COM-33(1):90-96, Jan. 1985.
- [6] T. Kohonen. *Self-Organization and Associative Memory*. Berlin:Springer-Verlag, 1989.