

# 画像の顕著性に基づくベクトル量子化

中易 洋介<sup>†</sup> 鈴木 幸司<sup>†</sup> 前田 純治<sup>†</sup>  
<sup>†</sup>室蘭工業大学

## 1 はじめに

近年、インターネットの普及により大量の情報を送受信することが増加している。ネットワークを効率的に利用するためにも、データ圧縮技術は必要不可欠である。データの中でも特に画像データは情報量が大きいため、画像の品質を保ちつつ、データサイズを小さくする画像圧縮技術が求められている。

現在、画像圧縮手法として一般的に使われているのはJPEG(Joint Photographic Experts Group)であるが、本研究ではベクトル量子化(Vector Quantization, VQ)[1]を用いている。VQは2つの利点がある。1つは圧縮率を高めても、画質が下がりにくいことである。もう1つはコードブック(Code Book, CB)を一度作成してしまえば、CBをもとに復号化を行うことで、簡単に画像圧縮を行うことができる点である。

本研究は、このVQを用いて画像の顕著性に基づいた画像圧縮を行った。画像内の顕著な領域はその画像内で重要度が高いということに着目し、画像内の顕著領域とそれ以外の部分とで分けて圧縮するという手法を提案している。本研究のVQでは画像全体のCBと各顕著領域のCBをそれぞれ作成している。似たブロック同士で集合している領域内でCBを作成するため、より画質を高めることが可能となる。

## 2 本研究のアルゴリズム

### 2.1 ベクトル量子化

VQの概要図を図1に示す。VQは、まず $n \times n$ 個の画素を1つのブロックとみなして、原画像全体を分割し学習ベクトルを作成する。次に、得られた学習ベクトルからCBとインデックスマップを作成する。最後にCBとインデックスマップをもとに、対応したコードベクトルを用いて復号化し再構成することで、画像を圧縮する手法である。

ここで、CBとは復号化する際に用いるベクトルデータ群のことであり、そのベクトルデータのことをコードベクトルと呼ぶ。CBの作成方法は、学習ベクトルから代表となるベクトルをランダムにいくつか選び出し、初期CBを作成する。次にCBの更新として、クラスタリングを行い、各クラスタ中のコードベクトルの平均値を算出し、この平均値を新たなコードベクトルとみなす。更新後に得られたコードベクトル群によりCBが構築される。

また、インデックスマップは分割したブロック毎に最近傍のコードベクトルのインデックスから構成されている。

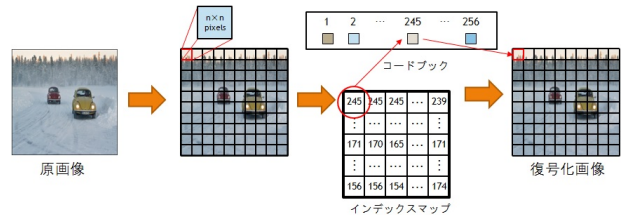


図 1: ベクトル量子化の概要図

### 2.2 提案手法

本手法の流れを図2に示す。まず原画像から顕著領域を検出し、得られた各顕著領域に対してVQを行った画像を作成する。次に原画像全体に対してVQを行った画像を作成する。最後に各顕著領域に対してVQを行った画像と原画像全体に対してVQを行った画像を統合することで復号化画像が得られる。本研究で用いた顕著領域の検出方法については次節で述べる。

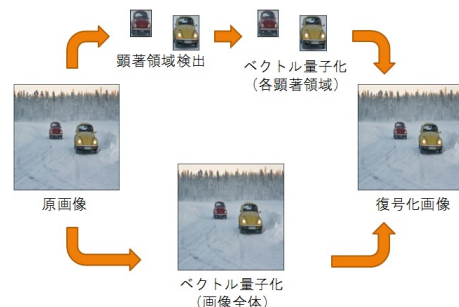


図 2: 本手法の流れ

Vector Quantization Based on Salient Regions in an Image  
 Yosuke Nakayasu<sup>†</sup>, Yukinori Suzuki<sup>†</sup>, and Junji Maeda<sup>†</sup>  
<sup>†</sup>Muroran Institute of Technology

### 3 顕著領域の検出

画像内の顕著領域を検出するために、Achanta らによる手法 [2] を用いた。

この手法について簡単に説明する。全画素に対して  $5 \times 5$  のマスクでガウシアンフィルタリングを施した画像を作成する。次に  $X, Y$  方向それぞれに対して、注目画素と近い側の端との距離を 2 倍してできた四角領域内の平均階調値を求めた画像を作成する (図 3)。これらの画像の各画素におけるユークリッド距離を求めることで、図 4 のような顕著性マップが生成できる。白いほど周囲とのカラー特徴値の差が大きいうことで知覚的に顕著だとみなされている。

また、得られた顕著性マップを 2 値化し、ROI (Region of Interest) 決定した画像を図 5 に示す。黄色い枠で囲まれた部分が顕著領域となる。

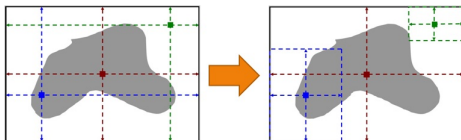


図 3: 注目画素を中心にした四角形領域



図 4: 顕著性マップ



図 5: ROI 決定画像

## 4 実験

### 4.1 実験方法

画像全体に VQ を行う従来手法と画像全体の他に各顕著領域に対しても VQ を行う本手法とを比較する。

従来手法のブロックサイズは  $4 \times 4$  [pixels] であり、提案手法の画像全体および各顕著領域もブロックサイズ  $4 \times 4$  [pixels] である。コードベクトル数は従来手法、提案手法ともに 256 個とし、クラスタリングには k-means 法を用いて、更新回数は 5 回とした。これらの条件のもとで実験を行った。

### 4.2 評価方法

評価方法として、画像圧縮による画質の尺度として一般的に使用される PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) を用いた。単位はデシベルで、35dB ~ 40dB 以上のものが高画質とされている。また 0.2dB 変わると主観的に見ても画像に変化があることがわかるとされる。PSNR

の式を (1) に示す。PS は最大階調値を表し、8bpp のグレースケール画像では  $PS=2^8-1=255$  である。また MSE は平均二乗誤差であり、式を (2) に示す。H は画像の縦の画素数、W は画像の横の画素数を表す。 $g_c(x, y)$  は原画像、 $\tilde{g}_c(x, y)$  は復号化画像の座標  $(x, y)$  における階調値をそれぞれ表している。また  $c=1$  のとき R 画像、 $c=2$  のとき G 画像、 $c=3$  のとき B 画像の各 MSE を求め、最後に 3 で割ることで MSE を求めている。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{PS^2}{MSE} \right) \quad (1)$$

$$MSE = \frac{1}{3 \times H \times W} \sum_{c=1}^3 \sum_{y=1}^H \sum_{x=1}^W (g_c(x, y) - \tilde{g}_c(x, y))^2 \quad (2)$$

### 4.3 実験結果

従来手法と提案手法を PSNR で比較した結果について発表する。

### 参考文献

- [1] Allen Gersho, Robert M. Gray (古井 貞熙, 田崎 三郎, 小寺 博, 渡辺 裕 共訳) 『ベクトル量子化と情報圧縮』, コロナ社, 1998.
- [2] R. Achanta and S. Ssstrunk, "Saliency Detection Using Maximum Symmetric Surround," Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, pp. 2653-2656, 2010.