

1U-9

ELBG アルゴリズムにファジィクラスタリングを用いた画像圧縮 Image Compression Using the ELBG Algorithm and a Fuzzy Clustering

榊田洸夢, 田中良, 鈴木幸司

Hiromu Sakakita, Ryo Tanaka, Yukinori Suzuki

室蘭工業大学

Muroran Institute of Technology

1 はじめに

ベクトル量子化は符号化するベクトルと最も近いコードベクトルを探索するのに計算量を必要とするが、復号化においては受信したインデックスから参照テーブルによってコードベクトルを求めることができるため計算量をほとんど必要としない。このため通信帯域が小さく計算能力の低い通信端末での画像の送受信に適した符号化法であると考えられる。

ベクトル量子化のためのコードブックの生成には様々なクラスタリングアルゴリズムが提案されている。この中でELBG(Enhanced LBG) アルゴリズム [1] はコードベクトルの移動によって各クラスタの歪みを均一化することによって最適なクラスタリングの実現を目指している。

本研究はELBG アルゴリズムのクラスタリングの部分にファジィ学習ベクトル量子化 (FLVQ)[2] を導入することによってより高品質なコードブックを生成することを目的とする。提案手法とELBG アルゴリズムについて実験によって比較評価を行い有効性について考察する。

2 ベクトル量子化

ベクトル量子化を用いた画像圧縮では、元となる画像をブロックに分割し、これを学習ベクトルとする。符号化の際には各学習ベクトルをコードベクトルと比較し、もっとも近いコードベクトルのインデックスを記録する。記録したインデックスからインデックスマップを作成する。受信側がコードブックを持っている必要があるが、送信の際にはこのインデックスマップだけを送信すればよい。復号化の際にはインデックスマップによって受信画像を復号化する。

3 提案手法

ELBG アルゴリズムは、LBG アルゴリズムに Gersho の定理に基づいたコードベクトルの推移によって各クラスタの歪みを均一化するアルゴリズムを付加することによって学習ベクトルが様々な分布を持つ場合に最適なクラスタが

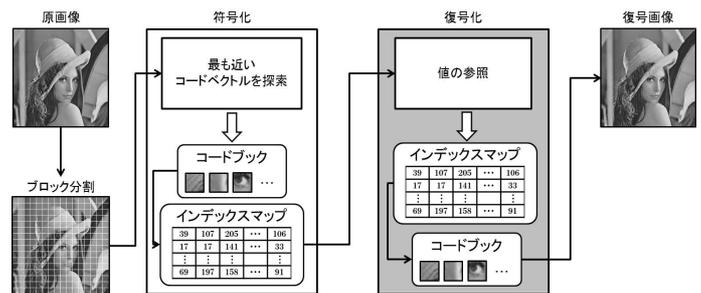


図1: ベクトル量子化の概要図

生成されることを目指している。本研究ではELBG アルゴリズムのクラスタリングにFLVQを導入する。図2に提案アルゴリズムの概要図を示す。

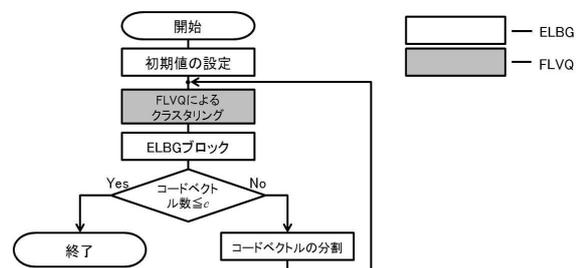


図2: 提案手法の概要図 [1]

始めに、初期コードベクトルを1個として全学習ベクトルの平均ベクトルとしてコードベクトルを設定する。次にクラスタリング、コードベクトルの更新をFLVQによって行う。このコードベクトルにELBG アルゴリズムで提案されているELBGブロックによりコードベクトルを推移し、新たなコードベクトルを求める。その後、LBG アルゴリズムによってコードベクトルを分割し、元の2倍のコードベクトルを生成する。このアルゴリズムを予め定められたコードベクトル数 c になるまで繰り返す。

3.1 ELBG ブロック [1]

ELBG ブロックではコードベクトルの歪みを元に有用性値を求める。歪みは各コードベクトルとそのクラスタに属する学習ベクトルとの二乗距離の合計であり、歪みが大きければ有用性は高くなる。

図3に示されるように有用性の低いコードベクトル y_i をランダムに選ばれた有用性の高いコードベクトル y_p が属するクラスタ S_p 内に移動し、 S_p 内で y_i と y_p のみに着目しクラスタリングを行う。また、 y_i がもともと属していたクラスタ S_i は y_i と最も近いコードベクトル y_l が属するクラスタ S_l と統合させる。上記の処理が歪みを低下させるかを調べ、歪みの低下が確認された場合は実際に移動を行う。以上の処理を有用性が1よりも小さいクラスタ全てに対して行う。

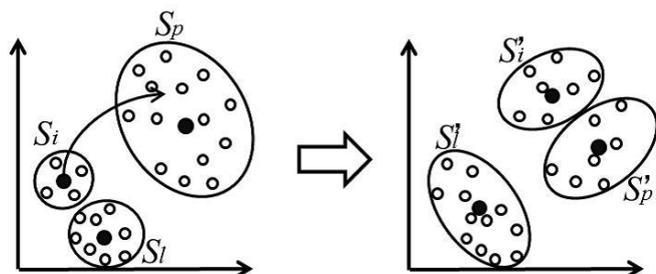


図3：ELBG ブロックの概要図 [1]

3.2 FLVQ[2]

FLVQ はファジィクラスタリング手法の一つであり、LBG 等の属するクラスタが一意に決まるクリस्प分割とは異なり、どの程度属するかという帰属度を用いたファジィ分割を用いたクラスタリング手法である。どのクラスタに属するか一意に定まらない状態からはじめ、競合するようにクラスタリングを行うためクリस्प分割より良い結果が期待できる。

始めに、学習ベクトルからランダムに c 個選択し、これをコードベクトルとする。ファジィネスパラメータ m を元に学習ベクトルの帰属度を求める。求めた帰属度を用いてコードベクトルの更新を行う。以上の処理を m の値を減少させながら 1 に近づけ、更新を t 回行う。

4 実験

実験は 256×256 ピクセル、8ビットグレースケールの lenna 画像を用いて行う。学習画像 lenna を図4に示す。ブロックサイズは 4×4 ピクセル、学習ベクトル数は 4096、コードベクトル数は 256 とする。

FLVQ、ELBG、提案手法については 10 回の試行を行い PSNR、MQE(mean Quantization Error) の平均と分散を求める。MQE は歪みの平均である。ファジィネスパラメータ m の初期値は 1.5、最終的な値は 1.001 とし、更新は 100 回行う。

5 結果と考察

既存の手法と提案手法による結果を図5に示す。



図4：原画像 lenna



(a)ELBG



(b) 提案手法

図5：実験結果

表1：実験結果

	PSNR[dB]	MQE	分散 (PSNR)	分散 (MQE)
LBG	29.77	1095.95	×	×
ELBG	30.38	953.28	4.78×10^{-4}	23.13
FLVQ	30.10	1017.68	1.60×10^{-3}	87.47
提案手法	30.44	939.36	6.61×10^{-4}	29.06

表1より、提案手法は既存の手法と比べ、PSNR、MQEともに若干の向上が見られる。しかし、視覚的には大きな差は生じておらず、計算量の増加に見合った結果は得られなかった。

6 今後の課題

ELBG では有用性の大きいクラスタを探索する際に乱数を用いているが、適切な選択を行うことが出来ればより良い結果が得られると考えられる。また、ELBG ブロックにおいてコードベクトルを移動後、LBG アルゴリズムによるクラスタリングを行っているが、FLVQ を用いることでより良い結果が得られる可能性がある。

参考文献

- [1] Giuseppe Patane, Marco Russo, The enhanced LBG algorithm, Neural Networks, 14 (2001) 1219-1237.
- [2] Gorge E. Tsekouras, Mamalis Antonios, Christos Anagnostopoulos, Damianos Gavalas, Dafne Economou, Improved batch fuzzy learning vector quantization for image compression, Information Sciences, 178 (2008) 3895-3907.