

고속 초기 부호책 설계 알고리즘

심 정보, 조 계 황
동신대학교 전기전자공학부

The fast algorithm to design an initial codebook

JungBo Shim, CheHwang Cho
Dept. of Electrical & Electronic Eng., Dongshin Univ.
sinfgh@shinbiro.com, chcho@white.dongshinu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 초기 부호책을 구하는 방법으로 가장 널리 쓰이는 이분 미소분리 방법의 탐색시간을 줄이기 위한 고속 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 학습벡터가 소속되는 부호벡터를 찾기 위하여 기존의 방법과 같이 모든 부호벡터와의 거리오차를 계산하지 않고, 이전에 소속된 클래스에서 미소분리된 부호벡터와의 거리오차만을 비교하여 학습벡터의 소속 여부를 결정함으로써 계산량을 크게 줄일 수 있다.

제안된 방법으로 생성된 초기 부호책과 기존의 이분 미소분리 방법으로 생성된 초기 부호책을 사용하여 K-means 알고리즘을 수행한 결과 초기 부호책의 성능 차이는 거의 없었지만, 계산량은 현저하게 감소되었다.

1. 서 론

벡터양자화를 이용한 데이터 압축방법은 압축 기법이 단순하고 압축률이 높기 때문에 지난 수십 년간 음성이나 영상의 압축방법으로 많은 관심을 받아왔다. 벡터양자화는 데이터를 블록으로 묶어 이것을 하나의 벡터로 보고 양자화하는 기법으로 부호화와 복호화로 구성된다. 부호화는 입력벡터에 가장 근접한 부호벡터를 찾아 그 색인을 전송하고, 복호화는 전송된 색인에 해당하는 부호벡터를 찾아 복원하는 것으로 부호화시 주어진 학

습벡터를 가장 잘 대표할 수 있는 부호벡터의 집합인 부호책을 구하는 것이 매우 중요한 문제이다[1]-[5].

부호책을 설계하는 알고리즘 중에서 가장 대표적인 방법은 LBG(Linde, Buzo, and Gray) 알고리즘 혹은 GLA(generalised Lloyd algorithm)로도 알려진 K-means 알고리즘으로 이를 개선하기 위한 여러 가지 방법들이 제안되었다[6]-[8]. 이 알고리즘은 최적의 부호책이 되기 위한 두 가지의 필요조건인 최소거리 조건과 중심조건을 만족하면서, 주어진 초기 부호책에 대하여 평균 거리오차가 감소하는 부호책을 생성하는 것이다. 이러한 K-means 알고리즘은 평균 거리오차가 감소하는 부호책을 생성하기 때문에 일반적으로 상당히 좋은 국부 최적 부호책으로 수렴한다. 그러나 전체 최적 부호책으로의 수렴을 보장하지 못하는 것과 부호책의 성능이 초기 부호책에 의해 크게 좌우된다는 단점을 지닌다. 따라서 부호책의 성능을 향상하기 위해 초기 부호책을 결정하는 여러 가지 방법들이 제시되었다. 그러한 방법들 중에서 이분 미소분리 방법이 다른 방법들보다 더 좋은 초기 부호책을 생성하는 것으로 알려져 있다 [2][3].

이분 미소분리 방법은 전체 학습벡터의 중심을 구해 크기가 매우 작은 벡터를 더하고 빼서 두 개의 대표벡터를 구한 다음 K-means 알고리즘을 수행하여, 두 개의 부호벡터를 구하고, 같은 방법으로 네 개의 부호벡터를 만들어 최종적으로 원하는 크기만큼의 초기 부호책을 생성하는 것이다. 그러나 이 방법은 그 자체 내에

K-means 알고리즘을 사용하기 때문에 소속벡터를 결정하기 위하여 모든 부호벡터와의 거리오차를 계산하여야 한다. 본 논문에서는 초기 부호책 설계를 위해 가장 많이 사용되는 이분 미소분리 방법의 탐색시간을 줄이기 위한 고속 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 학습벡터가 소속되는 부호벡터를 찾기 위하여 기존의 방법과 같이 모든 부호벡터와의 거리오차를 계산하지 않고, 이전 단계의 소속 클래스에서 미소분리된 부호벡터와의 거리오차만을 비교하여 학습벡터의 소속 여부를 결정함으로써 계산량을 크게 줄일 수 있다.

II. 제안된 알고리즘

이분 미소분리 방법은 K-means 알고리즘의 초기 부호책을 설계하는 알고리즘으로 가장 널리 쓰이며, 그 자체 내에 K-means 알고리즘을 사용한다. 그 과정은 다음과 같다.

단계 1 : 부호벡터 y 가 해당되는 클래스를 $S(y)$ 라고 정의하고 N 개의 전체 학습벡터를 이 클래스에 등록하고 전체 학습벡터의 중심벡터를 구한다.

$$c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad \text{for } 1 \leq i \leq N$$

단계 2 : 중심벡터에 크기가 매우 작은 벡터를 더하고 해서 두 개의 부호벡터를 구한다.

$$\text{초기값 : } k=1, j=(1, \dots, 2^k), n=1$$

$$y_j^n = c \pm \mu \quad (\text{여기서, } \mu \text{ 는 미소벡터})$$

단계 3 : 각각의 학습벡터 x_i 에 대해 미소분리된 부호벡터를 탐색해 가장 가까운 부호벡터 y_j^n 을 찾는다. 이 학습벡터를 클래스 $S(y^n)$ 에 등록한다.

단계 4 : 중심벡터 m_j^{n+1} 을 새로운 부호벡터 y_j^{n+1} 로 등록한다.

$$y_j^{n+1} = m_j^{n+1}$$

단계 5 : 원하는 부호벡터의 개수와 같으면 종료하고, 아니면 $k=k+1$ 로 하고 단계 2를 수행한다.

제안된 이분 미소분리 방법은 미소분리된 부호벡터에 대하여 K-means 알고리즘을 수행할 때 이전에 소속된

클래스에서 미소분리된 2개의 부호벡터와의 거리오차만을 비교하여 학습벡터의 소속 여부를 결정한다.

제안된 이분 미소분리 방법은 위 과정에서 단계 3을 다음과 같이 수정한다.

단계 3 : 학습벡터 x_i 가 클래스 $S(y^{n-1})$ 의 원소라고 한다면, $S(y^{n-1})$ 에서 미소분리된 2개의 부호벡터를 탐색해 가장 가까운 부호벡터 y_j^n 을 찾는다. 이 학습벡터를 클래스 $S(y^n)$ 에 등록한다.

계산량을 구하기 위해 총 학습벡터를 N 이라 하고, 반복횟수를 T 라 하면, 기존의 이분 미소분리 방법의 거리오차 계산량 S_1 은 다음과 같이 정의된다.

$$S_1 = \sum_{i=1}^T 2^T N = 2N(2^T - 1) \quad (1)$$

제안된 방법의 거리오차 계산량 S_2 는 다음과 같이 정의된다.

$$S_2 = 2NT \quad (2)$$

III. 실험 및 결과

본 실험에서는 256 그레이 레벨을 갖는 512×512 크기의 20개 실험 영상을 사용하여 초기 부호책을 생성한다. 각각의 영상을 4×4 로 블로킹하여 이를 학습벡터로 사용하며, 입력 영상은 LENA와 PEPPERS를 이용한다. 초기 부호책의 평가를 위해서 MSE(mean square error)와 편차를 아래와 같이 사용한다.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_{\min}(x_i, y_i) \quad (3)$$

$$Var = \frac{1}{j-1} \sum_{i=1}^j (m_i - y_i) \quad (4)$$

다음으로 기존의 이분 미소분리 방법과 제안된 방법에 의해 생성된 초기 부호책에 가중치가 1.0과 1.8인 경우의 K-means 알고리즘을 적용한다. 원 영상과 복원된 영상은 PSNR(peak signal to noise ratio)에 의해 비교 평가한다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\frac{1}{512^2} \sum_{i=1}^{512} \sum_{j=1}^{512} (f_{ij} - g_{ij})^2}} \right) \quad (5)$$

여기서 f_{ij} 는 원 영상의 화소값이고, g_{ij} 는 복원된 영상의 화소값이다.

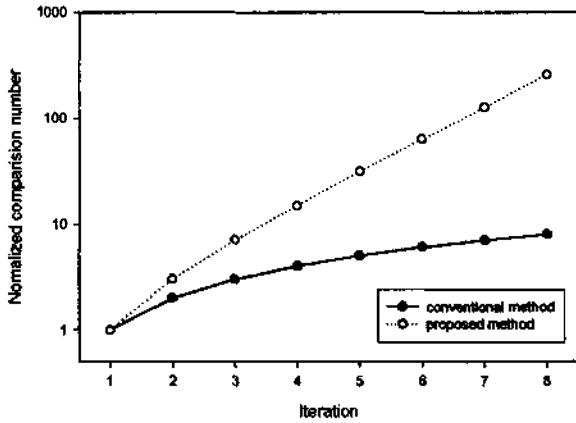


그림 1. 기존 방법과 제안된 방법으로 초기 부호책 생성시의 거리오차 계산량

그림 1은 기존 방법과 제안된 방법으로 초기 부호책 생성시의 거리오차 계산량을 나타낸 것으로 제안된 방법의 계산량이 크게 감소함을 알 수 있다.

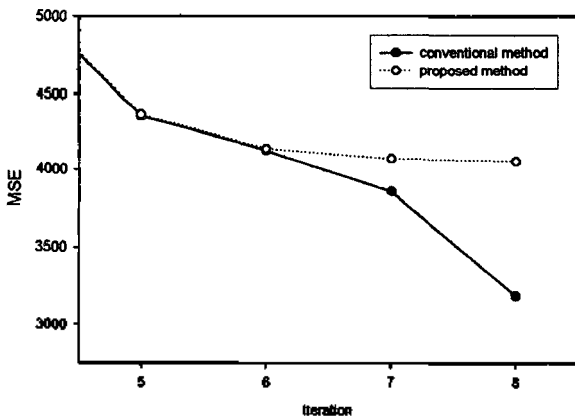


그림 2. 초기 부호책 생성시의 MSE

그림 2는 제안한 방법과 기존의 방법에 의해 생성된 초기 부호책의 MSE로 제안한 방법이 기존의 방법에 비하여 근소한 차를 보인다. 그림 3은 초기 부호책 생성시의 편차로 제안된 방법에서 편차가 더 작게 나타낸다.

그림 4와 5는 기존 방법과 제안된 방법으로 생성된 초기 부호책에 $\delta=1.0$ 과 1.8을 적용했을 때의 PSNR을 나타낸 것으로 LENA 영상에 적용했을 경우이다.

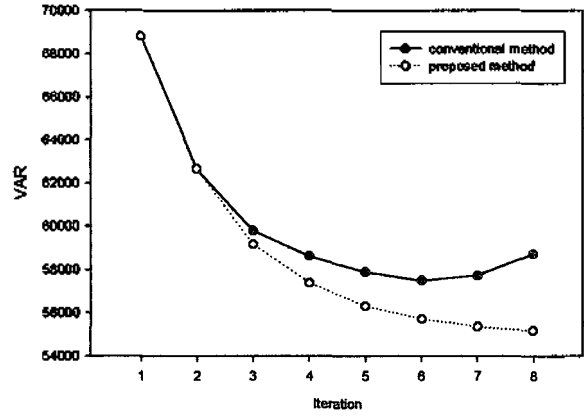


그림 3. 초기 부호책 생성시의 편차

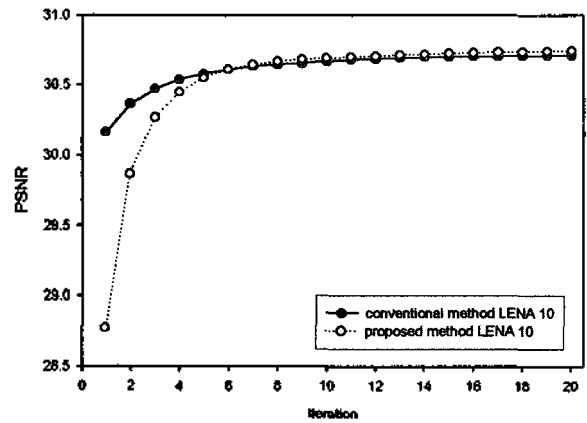


그림 4. 기존 방법과 제안된 방법에 $\delta=1.0$ 을 적용했을 때의 PSNR (LENA 영상)

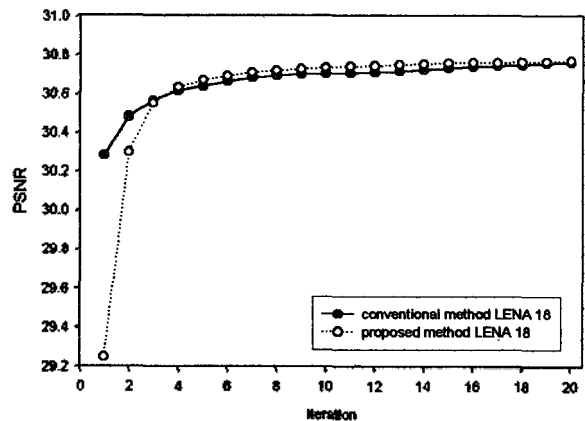


그림 5. 기존 방법과 제안된 방법에 $\delta=1.8$ 을 적용했을 때의 PSNR (LENA 영상)

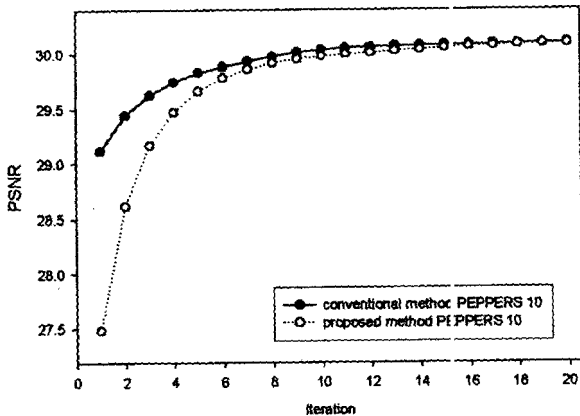


그림 6. 기존 방법과 제안된 방법에 $\delta=1.0$ 을 적용했을 때의 PSNR (PEPPERS 영상)

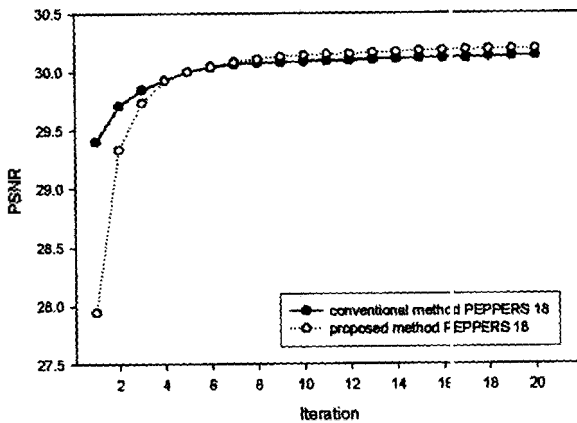


그림 7. 기존 방법과 제안된 방법에 $\delta=1.8$ 을 적용했을 때의 PSNR (PEPPERS 영상)

그림 6과 7은 PEPPERS 영상에 적용했을 때의 PSNR을 나타낸 것으로 기존의 방법과 제안된 방법의 성능차이가 거의 없음을 알 수 있다. 따라서 제안된 방법으로 초기 부호책을 설계하였을 때 계산량은 현저하게 줄이면서 성능 저하가 거의 없음을 알 수 있다.

IV. 결론

초기 부호책 설계시 가장 많이 사용되는 이분 미소분리 알고리즘은 반복횟수가 증가할수록 거리오차의 계산량이 급격히 증가한다. 따라서 본 논문에서는 반복횟수가 증가해도 일정한 탐색시간을 갖는 고속 알고리즘을

제안한다. 제안된 방법은 학습벡터가 소속되는 부호벡터를 찾기 위하여 기존의 방법과 같이 모든 부호벡터와의 거리오차를 계산하지 않고, 이전에 소속된 클래스에서 미소분리된 부호벡터와의 거리오차만을 비교하여 학습벡터의 소속 여부를 결정함으로써 계산량을 크게 줄일 수 있다.

제안된 방법으로 생성된 초기 부호책을 사용하여 K-means 알고리즘을 수행한 결과 기존의 이분 미소분리 방법으로 생성된 초기 부호책을 사용한 경우와 비교하여 성능의 저하 없이 계산량이 현저하게 줄어들었다.

참고문헌

- [1] Y.Linde, A.Buzo, and R.M.Gray, "An algorithm for vector quantizer design", *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-28, pp. 84-95, 1980.
- [2] M.Rabbani and P.W. Jones, *Digital image compression techniques*, SPIE Press, 1991.
- [3] A.Gersho and R.M.Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*, KAP, 1992.
- [4] W.H.Equit, "A new vector quantization clustering algorithm", *IEEE Trans. Acoust. Speech and signal Proc.*, pp. 1568-1575, 1989.
- [5] M.R. Anderberg, *Cluster analysis for applications*, Academic, New York, 1973.
- [6] D.Lee, S.Baek, and K.Sung, "Modified K-means algorithm for vector quantizer design", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 4, pp. 2-4, 1997.
- [7] K.K.Paliwal and V.Ramasubramanian, "Comments on Modified K-means algorithm for vector quantizer design", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 9, no. 11, pp. 1964-1967, Nov. 2000.
- [8] P.Veprek and A. B. Bradley, "An improved algorithm for vector quantizer design", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 7, no.9, pp. 250-252, Sep. 2000.