

새로운 갱신조건을 적용한 부호책 생성 알고리즘

A Codebook Generation Algorithm Using a New Updating Condition

김형철*, 조계황*

Hyeung-Cheol Kim*, Je-Hwang Jo*

요 약

벡터양자화에서 사용되는 부호책 생성 알고리즘들 중에서 가장 널리 사용되는 방법은 K-means 알고리즘이다. 본 논문에서는 부호책의 성능 개선을 위해 새로운 갱신조건을 적용한 부호책 생성 알고리즘을 제안한다. 기존의 K-means 알고리즘은 모든 학습반복 과정 동안 부호벡터 갱신 시 거리의 가중치를 고정하지만, 제안된 방법은 학습반복 과정에서 새로운 부호벡터의 갱신 조건에 따라서 다른 가중치를 적용하여 부호책을 구한다. 따라서, 갱신 조건에 의해 부호벡터에 다른 가중치를 적용할 수 있고, 학습반복 과정마다 가변되는 가중치를 적용하는 효과를 얻을 수 있다. 실험 결과 K-means 알고리즘보다 부호책의 성능이 향상됨을 확인하였다.

Abstract

The K-means algorithm is the most widely used method among the codebook generation algorithms in vector quantization. In this paper, we propose a codebook generation algorithm using a new updating condition to enhance the codebook performance. The conventional K-means algorithm uses a fixed weight of the distance for all training iterations, but the proposed method uses different weights according to the updating condition from the new codevectors for training iterations. Then, different weights can be applied to generate codevectors at each iteration according to this condition, and it can have a similar effect to variable weights. Experimental results show that the proposed algorithm has the better codebook performance than that of K-means algorithm.

Key words : Codebook, K-means, Updating condition

I. 서 론

벡터양자화의 부호화 단계에서는 미리 구해진 부호책에서 입력벡터에 가장 근접한 부호벡터를 찾아 그 색인을 전송하는데, 주어진 학습벡터를 가장 잘 대표할 수 있는 부호벡터의 집합인 부호책을 구하는 것은 매우 중요하며, 부호책을 구하는 알고리즘 중에서 가장 대표적인 방법은 K-means 알고리즘이다[1].

이 알고리즘은 반복감소 성질을 만족하므로 수렴이 비교적 빠르게 이루어지는 장점이 있는 반면에 국부적인 최적 부호책으로 수렴한다는 문제를 가지고 있다. 이러한

문제를 해결하기 위한 많은 연구가 진행되어 왔는데 [2]-[7], 그 중에서 Jancey[5]와 D. Lee[6]는 K-means 알고리즘과 거의 동일하지만 각 반복과정에서 새로운 부호벡터를 구하는 방법으로 다른 알고리즘을 제안하였다. Jancey의 방법은 현재 부호벡터와 새로운 군집의 중심과 일직선상에 있는 반대편의 점, 즉 거리의 가중치(δ)가 2.0인 점을 새로운 부호벡터로 결정하는 것으로, 반대편의 점이 수렴영역의 경계선에 놓여 있어서 임의의 데이터에 대하여 수렴을 보장하지 못할 수 있다는 문제가 제기된다. D. Lee의 방법은 Jancey방법을 보완한 것으로 거리의 가중치가 2.0인 점 대신 수렴 영역 안에서 새로운 중심과 거리의 가중치가 2.0인 점 사이에서 새로운 부호벡터를 결정하는 것으로 거리의 가중치가 1.8일때 가장 좋은 성능을 갖는다. 위의 방법들은 부호벡터 갱신 시 현재 부호벡터와 새로운 중심벡터의 거리에 비례하여 새로

*동신대학교 전기전자공학과

접수 일자 : 2004. 4. 16 수정 완료 : 2004. 7. 10

논문 번호 : 2004-1-16

은 부호벡터가 결정되게 하고, 모든 부호벡터에 대해서 거리의 가중치로서 고정된 값을 사용하였다. 그러나, 현재 부호벡터와 새로운 중심벡터의 거리는 학습반복 과정과 각각의 부호벡터에 따라서 달라지므로 부호벡터 갱신시 동일한 조건을 적용하는 것은 적절하지 않다. 따라서 본 논문에서는 기존 K-means 알고리즘과 Jancey, D. Lee의 방법에서 거리의 가중치를 고정하는 것과는 달리 새로운 부호벡터 갱신 조건에 의하여 부호벡터마다 거리의 가중치를 다르게 적용하고, 학습반복 과정마다 가중치가 가변되면서 부호책을 구하는 방법을 제안한다.

II. K-means 알고리즘

최적의 벡터양자화기가 되기 위한 두 가지 필요조건은 최단거리 조건과 중심조건이다. 최단거리 조건은 하나의 학습벡터가 주어진 부호벡터들 중에서 거리가 가장 가까운 부호벡터에 대응하는 군집에 소속되어야 한다는 것을 의미하고, 중심조건은 분할된 군집 안에서 평균 거리 오차를 최소화 하는 점, 즉 군집안에 소속된 학습벡터들의 중심이 새로운 부호벡터가 된다는 것이다. K-means 알고리즘은 위의 두 가지 필요조건을 만족시키면서 평균 거리오차가 최소가 되도록 부호책을 반복조건에 따라 연속적으로 생성하는 것으로 부호벡터의 갱신은 다음과 같다.

$$y_i^{k+1} = y_i^k + \delta (m_i^{k+1} - y_i^k) \quad (1)$$

여기서, y_i^k 은 k 번째 학습반복에서의 i 번째 부호벡터, y_i^{k+1} 은 $k+1$ 번째 학습반복에서의 i 번째 부호벡터, m_i^{k+1} 은 $k+1$ 번째 학습반복에서의 i 번째 부호벡터에 대응하는 중심벡터이다. $\delta = 1$ 인 경우는 분할된 군집 안에서 학습벡터들의 중심을 새로운 부호벡터로 결정하는 K-means 알고리즘이다.

K-means 알고리즘을 개선하기 위해서 각 학습반복에서 새로운 부호벡터를 결정하는 방법으로 다른 알고리즘을 Jancey와 D. Lee가 제안하였는데, 이 방법들은 현재 부호벡터와 새로운 군집의 중심과 일직선상에 있는 반대편의 점, 즉 식 (2)를 만족하는 영역 안에서 새로운 부호벡터를 결정하기 위해 고정된 거리의 가중치를 주는 것이다.

$$|y_i^{k+1} - m_i^{k+1}| \leq |m_i^{k+1} - y_i^k| \quad (2)$$

위의 식에서 등호에 해당하는 경우는 $\delta = 2.0$ 으로 고정된 Jancey의 방법으로 임의의 데이터에 대하여 수렴을 보장하지 못할 수 있다는 문제가 있다. 부등호의 조건을 만족하는 영역 안에서 새로운 부호벡터를 구하여 수렴속도를

빠르게 한 D. Lee의 방법은 식 (1)에서 $\delta = 1.8$ 을 적용한 것으로 위의 방법들 중에서 가장 우수한 성능의 부호책을 구할 수 있다.

III. 제안한 방법

K-means 알고리즘은 반복감소 성질을 만족하므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$|m_i^{k+1} - y_i^k| \leq |m_i^k - y_i^{k-1}| \quad (3)$$

현재 부호벡터와 새로운 중심벡터의 거리는 학습반복과 각각의 부호벡터에 따라서 달라지므로 각각의 부호벡터에 대해서 이전 학습반복과 현재 학습반복에서의 부호벡터와 새로운 중심벡터의 거리를 비교한다. 구해진 거리의 변화량은 각 부호벡터와 각 학습반복마다 다르게 나타나므로, 식 (3)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$|m_i^{k+1} - y_i^k| = a |m_i^k - y_i^{k-1}| \quad (4)$$

여기서, a 는 $0 < a \leq 1$ 의 범위를 갖는다.

제안한 방법은 평균 거리오차가 최소가 되도록 하는 중심조건에 따라 학습벡터들의 중심을 새로운 부호벡터로 결정한다는 것에 기초한다. 그러나, 위에서 구해진 부호벡터와 새로운 중심벡터간의 거리의 변화량이 큰 경우에 해당하는 부호벡터는 부호벡터를 결정하는 영역이 매우 작아져서 국부 수렴이 이루어질 수 있으므로, 제안한 방법에서는 식 (3)의 반복감소 성질을 만족하는 범위 안에서 새로운 부호벡터를 구하는 영역을 확장함으로써, 즉 δ 를 크게 줌으로써 국부 수렴의 영향을 줄여 부호책의 성능을 개선하고자 한다.

식 (4)에서 구해진 부호벡터와 새로운 중심벡터간의 거리의 변화량을 나타내는 a 는 각 부호벡터와 각 학습반복마다 다르게 나타난다. 따라서, 새로운 갱신조건을 적용하기 위한 부호벡터를 구하는 기준값(a_i)이 필요하며, 그 범위는 a 와 같다.

$$a < a_i \quad (5)$$

식 (5)는 새로운 갱신조건을 적용할 부호벡터들을 찾는 기준으로, 조건을 만족하면 미리 구해진 거리의 가중치를 적용하고, 만족하지 않으면 K-means 알고리즘의 중심조건을 적용한다.

그림 1은 식 (5)를 만족하는 부호벡터에 대한 새로운 부호벡터의 결정 영역을 나타낸 것으로 점 0과 점 1사이의 거리는 d_i^{k-1} 로 $|m_i^k - y_i^{k-1}|$ 을 나타내고, 점 1과 점 2사이의 거리는 d_i^k 로 $|m_i^{k+1} - y_i^k|$ 이다. 점 1과 점 4를 지름으로 하는 원은 식 (3)의 반복감소 성질

을 만족하는 범위 안에서 새로운 부호벡터를 구할 수 있는 확장된 영역을 나타내고, 점 2와 점 4사이의 영역에서 새로운 부호벡터를 구할 수 있다. 거리의 가중치는 현재 부호벡터와 새로운 중심벡터 간의 거리를 나타내는 점 1과 점 2를 기준으로 점 4의 영역 안에 새로운 부호벡터가 위치하도록 결정한다.

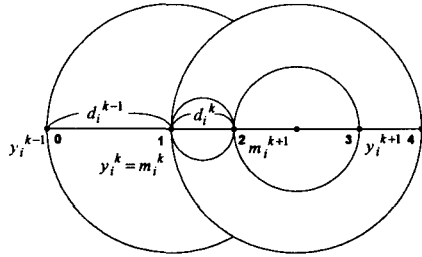


그림 1. 새로운 부호벡터의 결정 영역
Fig. 1. Decision range of a new codevector

IV. 실험 및 결과

제안한 알고리즘과 기존 알고리즘들에 의해 생성된 부호책을 비교 평가하기 위한 RMSE(root mean square error)와 PSNR(peak signal to noise ratio)은 다음과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{512^2} \sum_{i=1}^{512} \sum_{j=1}^{512} (f_{ij} - g_{ij})^2} \quad (6)$$

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{255}{RMSE} \right) \quad (7)$$

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

본 실험에서는 512×512 픽셀 크기를 갖는 256 그레이 레벨의 영상을 16,384개의 4×4 블록 단위로 나누어 이를 학습벡터로 사용한다. Lena, Airplane, Peppers 영상을 입력으로 이용하고, 부호책의 크기는 256을 사용한다.

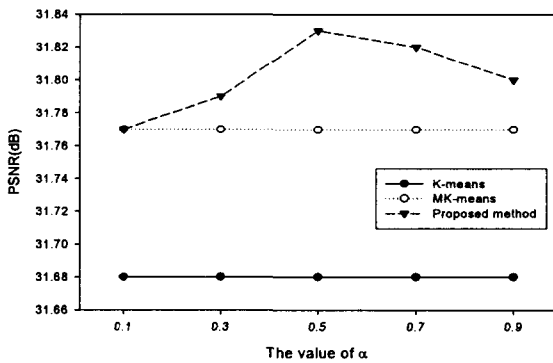


그림 2. α_i 값에 따른 PSNR (Lena 영상)
Fig. 2. PSNR according to the value of α_i (Lena image)

그림 2는 Lena 영상에서 α_i 값에 따른 PSNR을 나타낸

것으로, Proposed method로 표시된 그래프는 제안된 방법으로써 $\alpha_i=0.5$ 일 때 가장 좋은 성능을 보인다. K-means와 MK-means로 표시된 그래프는 기존의 K-means 알고리즘과 D. Lee가 제안한 방법으로 α_i 를 고려하지 않고 모든 부호벡터에 대해 고정된 거리의 가중치를 사용하므로, α_i 에 영향을 받지 않는다.

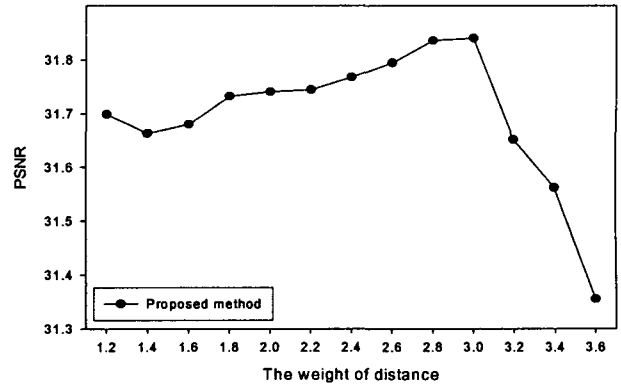


그림 3. 거리의 가중치에 따른 PSNR ($\alpha_i = 0.5$, Lena 영상)
Fig. 3. PSNR according to the distance weights ($\alpha_i = 0.5$, Lena image)

그림 3은 입력영상으로 Lena를 사용하고, $\alpha_i=0.5$ 일 때의 거리의 가중치에 따른 PSNR을 나타낸 것으로 $\delta=3.0$ 에 가까워질수록 높은 값을 보이지만 3.0일 경우 수렴하지 못하고 진동하는 부호벡터가 존재하므로 제한된 최대 값에 가까운 거리의 가중치를 선택하여야 한다. 따라서 제안한 방법에서는 부호벡터의 갱신 조건에 따라 $\delta=2.8$ 로 적용하여 부호책을 생성하였다.

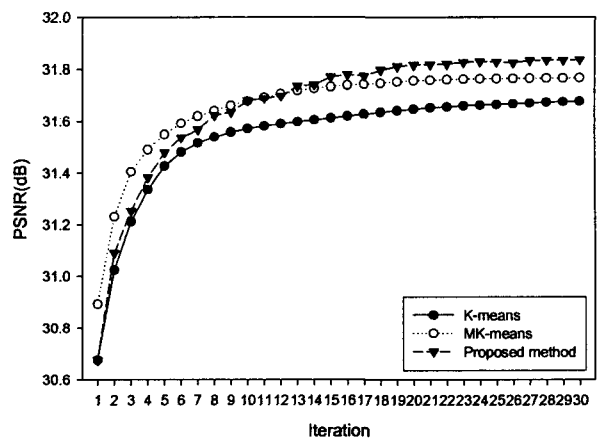


그림 4. 부호책의 PSNR 비교 (Lena 영상)
Fig. 4. PSNR comparison of codebooks (Lena image)

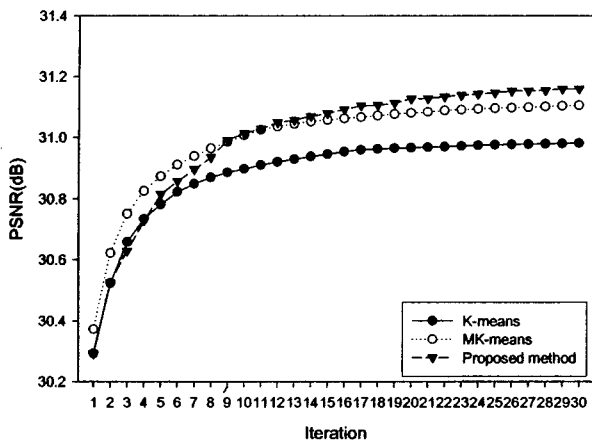


그림 5. 부호책의 PSNR 비교 (Airplane 영상)

Fig. 5. PSNR comparison of codebooks (Airplane image)

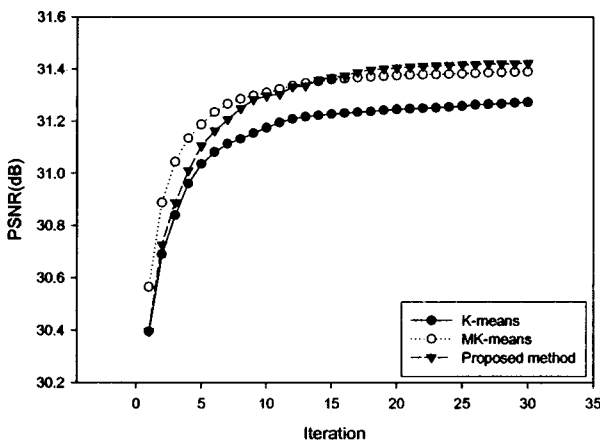


그림 6. 부호책의 PSNR 비교 (Peppers 영상)

Fig. 6. PSNR comparison of codebooks (Peppers image)

그림 4는 Lena 영상에 대해 기존의 알고리즘들과 제안한 알고리즘의 부호책 성능을 비교하기 위해서 학습반복에서의 PSNR 변화를 나타낸 것이고, 그림 5와 그림 6은 Airplane과 Peppers 영상에 대한 결과이다. 그림 6에서 Proposed method로 표시된 그래프는 제안한 방법으로 생성된 부호책을 사용한 경우로써 $\alpha_1 = 0.5$ 로 정하고, 거리의 가중치를 2.8로 적용하여 부호책을 생성하였다. 초기 10회 학습반복까지는 MK-means보다 PSNR이 낮게 나타나지만 이후 학습반복이 진행될수록 기존의 방법들 보다 PSNR이 향상되어 좋은 성능의 부호책을 구할 수 있다.

V. 결 론

벡터양자화에서 부호책을 구하는 알고리즘으로 널리 사용되는 방법은 K-means 알고리즘으로, 수렴이 비교적 빠르게 이루어지는 장점이 있는 반면에 국부적인 최적

부호책으로 수렴한다는 문제를 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하여 K-means 알고리즘의 성능을 개선시키기 위한 많은 연구가 진행되어 왔다. 기존의 K-means 알고리즘은 중심조건에 따라 새로운 부호벡터를 중심벡터로 결정하였고, Jancey의 방법과 D. Lee의 방법에서는 거리의 가중치를 적용하여 현재 부호벡터와 새로운 군집의 중심과 일직선상에 있는 반대편의 점을 새로운 부호벡터로 결정하였다. 그러나 위의 방법들은 새로운 부호벡터를 갱신할 때 모든 부호벡터에 대해서, 그리고 모든 학습반복 과정에 대해 거리의 가중치를 고정하였다.

제안한 방법에서는 각각의 부호벡터에 대해서 갱신기준을 만족하는 부호벡터를 구한 후, 새로운 갱신조건에 따라 구해진 부호벡터들에 다른 가중치를 적용하였고, 이에 따라 각 학습반복과 각 부호벡터들에 가변되는 가중치를 적용하는 효과를 얻을 수 있었다. 실험 결과 Lena, Peppers, Airplane 영상 모두에서 기존의 방법들보다 성능이 우수한 부호책을 구할 수 있었다.

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] A. Gersho and R. M. Gray, Vector Quantization and Signal Compression, (KAP, 1992), Chap.10, pp. 309-339.
- [3] M. Rabbani and P. W. Jones, Digital image compression techniques, (SPIE Press, 1991), Chap.12, pp. 144-169.
- [4] W. H. Equitz, "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, No. 1, pp. 2-4, 1997.
- [7] K. K. Paliwal and V. Ramasubramanian, "Comment on Modified K-means algorithm for vector quantizer design", IEEE Trans. Image Processing, Vol. 9, No. 11, pp. 1964-1967, 2000.



김 형 철(Hyeung-Cheol Kim)

1997년 동신대학교 전자공학과 (학사)

1999년 동신대학교 전기전자공학과 (석사)

1999년~현재 동신대학교 전기전자공학과 박사과정

2004년~현재 (주)디셈 대표이사

관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 임베디드시스템



조 제 황(Je-Hwang Jo)

1984년 광운대학교 전자공학과 (학사)

1986년 광운대학교 전자공학과 (석사)

1990년 광운대학교 전자공학과 (박사)

1989년~현재 동신대학교 전기전자공학과 교수

관심분야 : 적응신호처리, 영상처리, 패턴인식, SoC
