

수정된 미소분리 방법에 의한 초기 부호책 설계

Initial Codebook Design by Modified splitting Method

조 제 황*
(Cho Chehwang*)

* 동신대학교 전기전자공학부

(접수일자: 2001년 10월 22일; 채택일자: 2001년 12월 10일)

부호책 설계에 사용되는 초기 부호책을 얻기 위해 수정된 미소분리 방법을 제안한다. 제안된 방법은 다른 클래스에 비해 소속되는 학습벡터가 다수 소속되거나 지승오차가 작은 클래스에 대표벡터를 더 많이 할당한다는 원리를 적용한다. 기존 K-means 알고리즘과 참고문헌 [5]에서 제안한 방법을 적용하여 설계된 부호책의 성능을 평가할 때, 두 경우 모두 제안된 방법에 의해 얻어진 초기 부호책을 사용하는 것이 기존 미소분리 방법에 의한 초기 부호책을 사용하는 것보다 우수한 결과를 나타낸다.

핵심용어: 부호책, 부호벡터, 미소분리 방법, K-means 알고리즘

투고분야: 음향 통신기술 분야 (6.1)

We propose a modified splitting method to obtain an initial codebook, which is used to design a codebook. The principle of the proposed method is that the more representative vectors are assigned to the class, which has the more member training vectors or a lower squared error. The conventional K-means algorithm and the method provided from reference [5] are used to estimate the performance of the designed codebook. In this work, the proposed method shows better results than the conventional splitting method in all experiments.

Keywords: Codebook, Codevector, splitting method, K-means algorithm

ASK subject classification: Acoustic communication (6.1)

I. 서론

영상과 음성 데이터의 실시간 처리를 위한 압축 등에서 사용되는 벡터양자화(VQ; vector quantization)는 미리 설계된 부호책 (codebook)을 구성하는 부호벡터 (codevector) 중에서 입력벡터와 가장 유사한 부호벡터의 주소로 맵핑하는 방법이다. 부호책은 VQ의 성능을 결정하는 가장 중요한 부분으로써 부호책을 설계하는데 가장 널리 사용되는 방법은 LBG (Linde, Buzo, and Gray) 알고리즘으로도 알려져 있는 K-means 알고리즘이다[1].

책임저자: 조제황 (chcho@white.dongshinu.ac.kr)
520-714 전남 나주시 대호동 252번지
동신대학교 전기전자공학부
(전화: 061-330-3204; 팩스: 061-333-2909)

K-means 알고리즘은 국부적으로 최적인 부호책으로 수렴하고, 초기 부호책에 의해 성능이 크게 좌우되는 단점을 갖고 있기 때문에 이러한 점을 고려하여 부호책 성능을 높이려는 시도가 다양하게 이루어져 왔다. 대부분의 연구는 초기 부호책을 구하는 분야와 부호책 설계를 위해 사용되는 개선된 K-means 알고리즘을 제안하는 분야로 크게 나눌 수 있다. 초기 부호책을 구하는 방법으로 미소분리, pruning, PNN (pairwise nearest neighbor), random, 그리고 maximum distance 등이 제안되었는데 [1-3], 이 방법 중 미소분리 (splitting) 방법은 설계 시간이 길다는 문제를 제외하고 가장 우수한 초기 부호책을 설계하는 것으로 알려져 있다. K-means 알고리즘에 의한 부호책 설계 과정에서는 두 가지 조건을 만족하는데, 하나는

학습벡터와 부호벡터 간의 유클리드 거리가 최소일 때 그 학습벡터는 고려된 부호벡터가 대표벡터인 클래스(class)에 속한다는 최단거리 이웃조건 (the nearest neighbor condition)과, 새로운 부호벡터는 클래스를 구성하는 학습벡터의 중심벡터라는 중심조건 (centroid condition)이다. 부호책 성능을 높이기 위해 새로운 부호벡터를 결정하는 중심조건을 수정한 다양한 방법이 제시되었다[4-7]. 이 방법 중 참고문헌 [5]에서 제시된 방법은 기존 K-means 알고리즘과 거의 유사한 방법으로써 수렴 속도를 높일 수 있고, 보다 우수한 부호책을 얻을 수 있다. 이 알고리즘은 현재 부호벡터와 현재 중심벡터의 연장선상에 두 벡터 거리의 1.8배 되는 위치의 벡터를 새로운 부호벡터로 정하는 방법이다. 본 논문에서는 보다 우수한 초기 부호책을 구하기 위해 기존 미소분리 방법을 수정한 새로운 초기 부호책 설계 방법을 제시하고, 기존 K-means 방법과 참고문헌 [5]에서 제시된 방법을 적용하여 설계된 부호책의 성능을 비교 고찰한다.

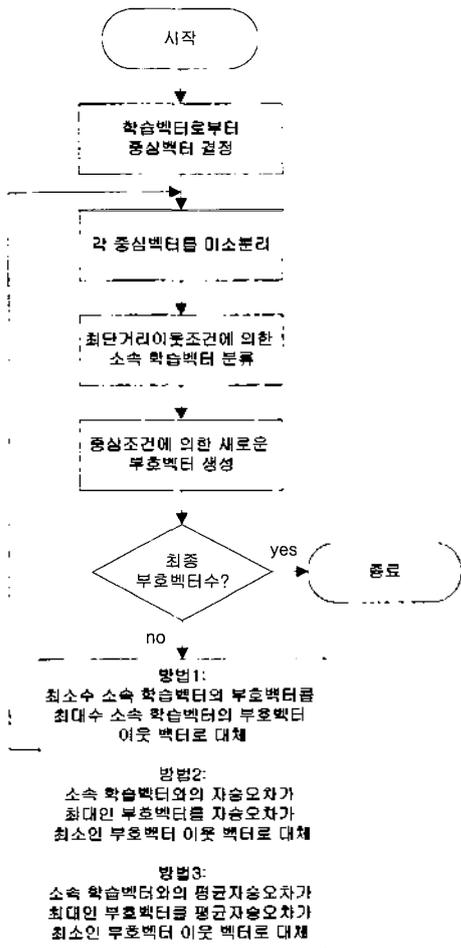


그림 1. 제안된 방법의 블록도
Fig. 1. Block diagram of the proposed method.

II. 본론

그림 1은 초기 부호책 설계를 위해 제안된 방법의 블록도이다. 블록도에서 방법1, 방법2, 그리고 방법3이 기존 미소분리 방법에 새로 추가된 부분이다. 제안된 방법1은 학습과정에서 학습벡터 (training vector)의 소속수가 최소인 클래스의 대표벡터인 중심벡터를 제외시키고 대신 학습벡터의 소속수가 최대인 클래스의 중심벡터를 미소 분리하여 2개의 대표벡터가 있도록 하는 방법이다. 방법 2는 현재 클래스의 중심벡터와 소속된 모든 학습벡터 간의 자승오차 (squared error)가 최대인 클래스의 중심벡터를 제외시키고 대신 자승오차가 최소인 클래스의 중심 벡터를 미소 분리하여 2개의 대표벡터가 있도록 하는 방법이다. 방법3은 방법2에서 평가 기준인 자승오차를 소속 학습벡터수로 나눈 평균자승오차로 한다는 점만 다르다. 세 방법의 기본적인 원리는 타 클래스에 비해 소속되는 학습벡터가 조밀하게 다수 소속되는 클래스에 대표벡터를 더 많이 할당한다는 것으로서 보다 적절한 부호벡터를 기대할 수 있다.

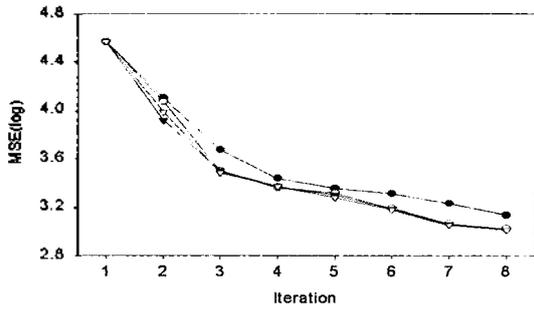
III. 실험 및 고찰

본 논문에서 사용할 시험영상은 512×512 화소(pixel)와 256 그레이레벨(gray level)의 Lena 와 Peppers 흑백 영상이다. 학습벡터는 4×4 화소로 구성되며, 부호책의 크기는 256이다. K-means 알고리즘을 적용할 때의 학습 반복수는 모든 실험에서 20회로 제한한다. 설계된 부호책을 사용하여 재구성된 영상의 화질 정도는 아래에 주어지는 PSNR (peak signal to noise ratio)을 사용하여 평가 된다.

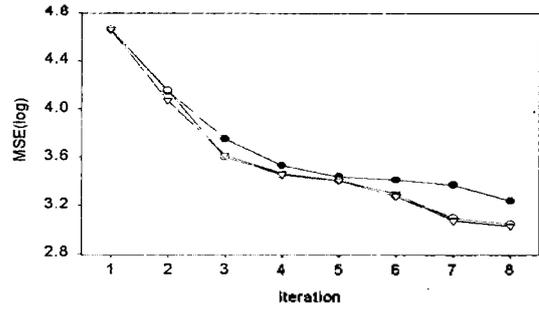
$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{\sqrt{\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2}} \quad (1)$$

여기서 N은 512이며, f_{ij} 와 g_{ij} 는 각각 원영상과 복원된 영상의 i 번째 열과 j 번째 행의 화소값이다.

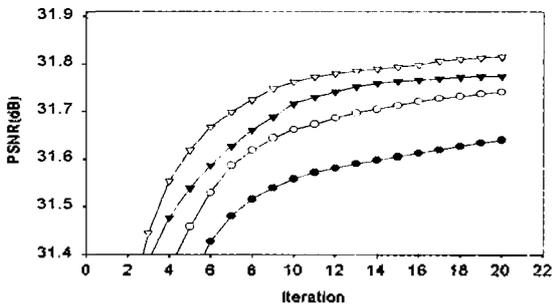
그림 2와 그림 3은 Lena과 Peppers 영상에 대한 실험 결과를 각각 나타낸다. 각 그림에서 (a)는 기존 미소분리 방법과 제안된 방법에 의해 초기 부호책을 생성할 때의 학습 반복수에 대한 MSE (mean square error)를 나타내는 것으로 그 수식은 다음과 같다.



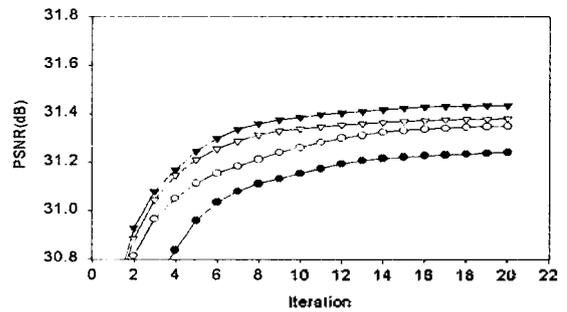
(a)



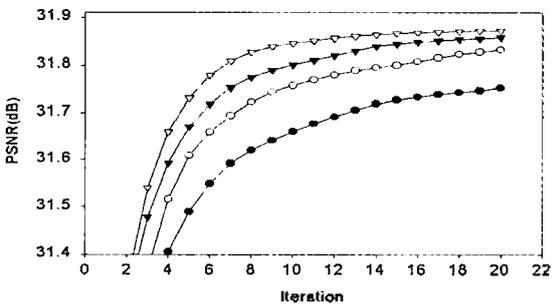
(a)



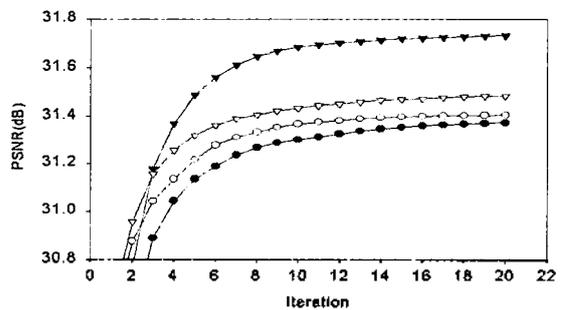
(b)



(b)



(c)



(c)

그림 2. Lena 영상에 대해 학습반복에 대한 (a) 초기 부호책의 MSE(log), (b) 기존 K-means 알고리즘 적용에 의한 부호책의 PSNR(dB), (c) 참고문헌 [5] 방법에 의한 부호책의 PSNR(dB)

- 기존 미소분리 방법에 의한 초기 부호책 사용
- 방법1에 의한 초기 부호책 사용
- ▼ 방법2에 의한 초기 부호책 사용
- ▽ 방법3에 의한 초기 부호책 사용

Fig. 2. (a) MSE(log) of the initial codebook, (b) PSNR(dB) of the codebook by the conventional K-means algorithm, (c) PSNR(dB) of the codebook by the reference [5], versus iterations for Lena image.

- used the initial codebook by the conventional splitting method
- used the initial codebook by method 1
- ▼ used the initial codebook by method 2
- ▽ used the initial codebook by method 3

그림 3. Peppers 영상에 대해 학습반복에 대한 (a) 초기 부호책의 MSE(log), (b) 기존 K-means 알고리즘 적용에 의한 부호책의 PSNR(dB), (c) 참고문헌 [5] 방법에 의한 부호책의 PSNR(dB)

- 기존 미소분리 방법에 의한 초기 부호책 사용
- 방법1에 의한 초기 부호책 사용
- ▼ 방법2에 의한 초기 부호책 사용
- ▽ 방법3에 의한 초기 부호책 사용

Fig. 3. (a) MSE(log) of the initial codebook, (b) PSNR(dB) of the codebook by the conventional K-means algorithm, (c) PSNR(dB) of the codebook by the reference [5], versus iterations for Peppers image.

- used the initial codebook by the conventional splitting method
- used the initial codebook by method 1
- ▼ used the initial codebook by method 2
- ▽ used the initial codebook by method 3

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M d_{\min}(y, x_k) \quad (2)$$

여기서 M 은 학습벡터수로서 16,384 이며, y 와 x_k 은 각각 부호벡터와 학습벡터이다. $d_{\min}(y, x_k)$ 는 학습벡터 x_k 가 모든 부호벡터에 대해 자승오차 $|y - x_k|^2$ 이 최소인 값을 의미한다. 결과 그림에서 알 수 있듯이 제안된 방법이 기존 미소분리 방법보다 각 학습 반복에서 낮은 MSE를 나타냄으로써 보다 우수한 초기 부호책을 얻을 수 있다. 각 그림의 (b)는 기존 K-means 알고리즘에 의해 설계된 부호책을 적용할 때의 결과이고, (c)는 참고문헌 [5]에서 제시된 방법에 의한 결과이다. 이 결과에 의하면 제안된 세가지 방법이 기존 미소분리 방법보다 우수함을 보인다. 특히 부호벡터와 소속 학습벡터 간의 오차를 평가기준으로 한 방법2와 방법3이 소속 학습벡터의 수가 평가기준인 방법1보다 우수함을 나타낸다.

IV. 결론

K-means 알고리즘은 초기 부호책의 영향을 크게 받는 단점에도 불구하고 알고리즘의 단순성 때문에 가장 보편적으로 사용되는 부호책 설계 방법이다. 기존의 다양한 초기 부호책 설계 방법 중에서 미소분리 방법은 계산이 많다는 점을 제외하면 과정이 단순하면서도 가장 우수한 초기 부호책을 설계하는 것으로 알려져 있다. 본 논문에서는 보다 우수한 초기 부호책을 설계하기 위하여 개선된 미소분리 방법을 제안한다. 즉 타 클래스에 비해 소속되는 학습벡터가 조밀하게 다수 소속되는 클래스에 대표벡터를 더 많이 할당한다는 원리를 바탕으로 각 클래스에 속하는 학습벡터의 수나 클래스 대표벡터와 학습벡터 간의 오차를 평가기준으로 하여 학습벡터 수가 최대인 클래스나 오차가 최소인 클래스에 대표벡터를 더 할당함으로써 우수한 성능의 초기 부호책을 설계할 수 있다.

참고 문헌

1. Y. Linde, A. Buzo and R. M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," *IEEE Trans. Commun.*, COM-28, pp. 84-95, 1980.
2. W. H. Equitz, "A new vector quantization clustering algorithm," *IEEE Trans. Acoust. Speech and Signal Proc.*, 7, pp. 1568-1575, 1989.
3. I. Katsavounidis, C. C. Jay Kuo and Z. Zhang, "A new initialization technique for generalized Lloyd iteration," *IEEE Signal Processing Letters*, 1, pp. 144-146, 1994.
4. H. A. Monawer, "Image vector quantization using a modified LBG algorithm with approximated centroids," *Electronics Letters*, 31, pp. 174-175, 1995.
5. D. Lee, S. Baek and K. Sung, "Modified K-means algorithm for vector quantizer design," *IEEE Signal Processing Letters*, 4, pp. 2-4, 1997.
6. S. J. Baek, B. K. Jeon, D. Y. Lee and K. M. Sung, "Fast clustering algorithm for vector quantization," *Electronics Letters*, 34, pp. 151-152, 1998.
7. P. Veprek and A. B. Bradley, "An improved algorithm for vector quantizer design," *IEEE Signal Processing Letters*, 7, pp. 250-252, 2000.

저자 약력

● 조 제 황 (Cho Chehwang)



1984년 2월: 광운대학교 전자공학과 (학사)
 1986년 2월: 광운대학교 대학원 전자공학과 (석사)
 1990년 2월: 광운대학교 대학원 전자공학과 (박사)
 1989년 3월~현재: 동신대학교 전기·전자공학부
 부교수
 ※ 주관심분야: 적응신호처리, 영상처리, 패턴인식,
 MEMS