개선된 고속 미소분리 방법에 의한 초기 부호책 설계

박 승 혁 , 조 제 황
동신대학교 전기전자공학부

The design of an initial codebook by an fast enhanced splitting method

SeungHouck Park , CheHwang Cho
Dept. of Electrical & Electronic Eng., Dongshin Univ.
sigipgom@hotmail.com , chcho@white.dongshnu.ac.kr

요 약

본 논문에서는 초기 부호책 설계 방법으로 가장 널리 사용되는 이분 미소분리 방법의 성능 개선과 설계시간을 단축하기 위한 새로운 알고리즘을 제안한다. 성능 개선을 위해 학습벡터의 소속수가 최소인 부호벡터를 제거하고, 최대인 부호벡터를 미소분리하여 대체하는 방법을 적용하고, 모든 부호벡터와의 거리오차를 구하여 학습벡터의 소속 여부를 결정하는 기존 방법과는 달리, 전 단계와 현재 단계의 소속 부호벡터와의 거리오차를 가지고 소속 여부를 결정함으로써 설계시간을 크게 단축할 수 있다.

Ⅰ. 서 론

데이터의 압축에 사용되는 손실 부호화 방법 중의 하나인 벡터양자화는 주어진 부호책에서 입력벡터와 가장 유사한 부호벡터를 찾아내어 그 색인을 전송하는 방법으로 학습벡터의 특성들을 잘 표현할 수 있는 부호책을 생성하는 것이 매우 중요하다. 벡터양자화 방법을 수행시 사용되는 부호책 생성 방법으로서 가장 대표될 수 있는 것은 K-means 방법이다[1]-[5]. K-means 방법의 초기 부호책을 생성하기 위한 방법으로는 이분 미소분리, 랜덤 초기화, 최대거리 초기화 방법 등이 제안되었다. 이 중 이분 미소분리 방법은 전체 학습벡터의 중심벡터를 구한 후 K-means를 수행시켜 처음 두 개의 부호벡터를 형성한다. 최단거리 이웃조건을 적용하여 n차원의 학습벡터들에 대한 부호 벡터와의 거리빈도를 따져서 학습벡터의 부호벡터에 대한 수렴여부를 정하고 수렴된 학습 벡터의 분포에 따라 수렴 영역의 중심부로 K-means를 수행한다. 반복되는 과정으로 수렴의 최적화를 이룰 때까지 부호벡터의 수를 계속적으로 2의 지수 배로 늘려나가는 방법이다.

본 논문에서는 K-means 방법을 최적화 하기 위한 우수한 초기 부호책의 설계를 위하여 개선된 고속 미소분리 방법에 의한 초기 부호책 설계방법을 제안한다. 학습벡터를 수렴하는 부호벡터의 수는 2의 지수 배로 증가하게 되지만 학습벡터의 수렴 수는 영상 데이터의 특성에 따라 수렴되는 수가 각각의 부호벡터에 다르게 나타나게된다. 수렴 수가 가장 작은 부호벡터를 제거하고 수렴 수가 가장 많은 부호벡터만을 이분 미소분리하여 각각의 부호벡터가 보다 균일한 수렴수를 갖도록 한다. 최소 수렴 수를 갖는 부호벡터가 제거됨과 동시에 또 하나의 부호벡터가 미소 분리되어 그에 따른 계산량이 한 단계 더 증가함으로써 소요시간 또한 증가하기 때문에 고속 이분 미소분리 방법을 적용시킨다. 학습벡터들이 미소 분리되어지는 부호벡터에 수렴 여부를 모두 계산하지 않고 수렴했던 부호 벡터의 미소분리된 부호벡터에

만 수렴 여부를 비교하는 방법이다. 제안하는 고속 이분 미소분리 방법은 증가하는 부호벡터에 비례하여 급속하게 증가하는 학습벡터들의 계산량을 일정하게 유지함으로써 소요시간을 줄일 수 있다.

Ⅱ. 개선된 고속 이분 미소분리 방법

잘 설계된 초기 부호책은 K-means 방법의 성능을 향상시킬 수 있다. 따라서 학습 벡터들의 초기 부호책을 생성하기 위한 이분 미소분리 방법을 최적화하고 그 성능 향상을 위한 방법을 제안한다.

n차원으로 표현되는 데이터 값을 가지는 전체 학습벡터들의 중심벡터로부터 이분 미소분리를 수행시킴으로 부호벡터들은 수렴된 학습벡터들의 중심으로 이동하게 된다. 데이터의 특징에 따라 부호벡터에 대한 학습벡터의 수렴수가 각기 다르게 나타나서 수렴영역 또한 다르게 나타나게 된다. 부호벡터가 미소분리 되어 학습벡터가 수렴하게 되면 소속수가 가장 작은 부호벡터를 제거시키고 소속수가 가장 많은 부호벡터를 미소분리하여 대체한다. 학습벡터의 수렴수가 높은 영역에서 생성된 부호벡터로써 수렴영역이 평준화되어 최적화된 초기 부호책을 생성하여 보다 성능이 좋아진 부호책을 생성할 수 있게 된다.

이분 미소분리 방법은 많은 계산량을 필요로 하여 소요시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있다. 계산량을 구하기 위해 총 학습벡터의 수를 N, 반복횟수를 T라 할 때, 기존의 이분 미소분리 방법의 거리오차 계산량 S는 다음과 같다.

$$S=\sum_{i=1}^{T}2^{i}N=S^{T+1}N-2^{1}N=2N(2^{T}-1) \qquad (1)$$

개선된 이분 미소분리 방법의 경우 수렴수를 비교하여 제거되거나, 미소분리되는 부호벡터를 구하는 과정에서 계산량이 증가됨을 볼 수 있다. 계산량의 증가로 초기 부호책 생성시간 또한 증가하게 되는 단점을 보완할 수 있도록 고속 미소분리 방법을 적용하였다. 다음은 제안된 방법의 거리오차 계산량을 나타낸다.

$$S=2N\cdot T \qquad (2)$$

이 방법은 초기 부호책 설계시 중심벡터에서 미소분리된 부호벡터와의 거리관계로 학습벡터들의 수렴 영역을 정하게 된다. 부호벡터가 미소분리 되었을 때 학습벡터는 기존의 모든 부호벡터와의 거리오차를 계산하지 않고 소속되었던 부호벡터와 미소분리된 부호벡터와의 오차값을 계산한다. 기존의 방법에서 모든 부호벡터와의 계산을 수행하였을 때 계산량은 $2N(2^{T}-1)$ 의 크기로 증가하게 된다. 그러나 고속 미소분리 방법은 소속된 부호벡터의 미소분리된 부호벡터와의 오차값만을 계산하기 때문에 계산량은 $2N\cdot T$ 로 일정하게 유지된다. 제안한 개선된 고속 미소분리 방법을 나타내는 블록도는 다음과 같다.

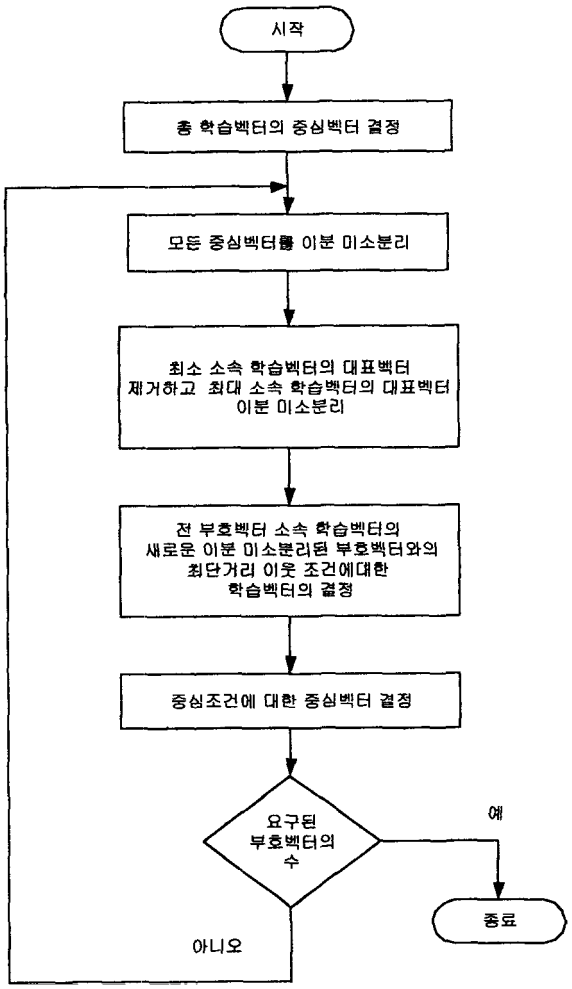

그림 1. 개선된 고속 이분 미소분리 방법

Ⅲ. 실험 및 결과

본 실험에서는 제안한 방법과 기존의 방법을 비교하기 위해 256 그레이 레벨을 갖는 512×512 크기의 Lena, Man, Peppers 영상을 이용하여 개선된 고속 이분 미소분리 방법의 최적화된 초기 부호책의 성능을 기존의 방법과 비교한다.

제안한 방법으로 설계된 초기 부호책의 성능을 비교하기 위하여 MSE(mean square error)와 편차(Variance)를 사용하며, 제안한 개선된 고속 이분 미소분리 방법을 이

용한 초기 부호책의 MSE와 편차를 기존의 방법으로 설계된 초기 부호책의 값과 비교하여 나타내었다.
그림 2는 기존의 방법과 제안한 방법의 MSE를 나타낸 것이다.

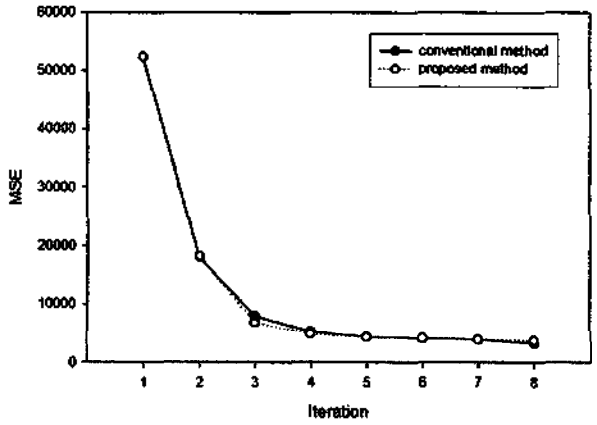

그림 2. 기존의 이분 미소분리 방법과 제안한 방법의 MSE

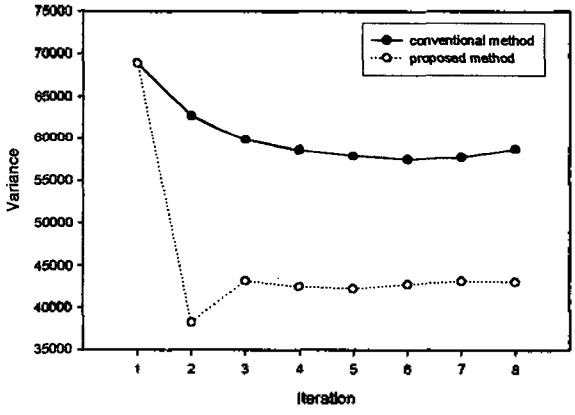

그림 3. 기존의 이분 미소분리 방법과 제안한 방법의 편차

그림 3은 기존의 방법과 제안된 방법에서의 편차를 나타낸 것으로 초기 부호책 생성시 제안된 방법에서 편차가 더 감소함을 알 수 있다.

제안한 방법과 기존의 방법으로 생성된 부호책의 성능을 비교하기 위하여 원 영상과 복원된 영상을 비교 평가한 PSNR(peak signal to noise ratio) 은 다음과 같다.

$$PSNR = 20 \log_{10}\left(\frac{255}{\sqrt{\frac{1}{512^2}\sum_{i=1}^{512}\sum_{i=1}^{512}(f_{ij}-g_{ij})^2}}\right) \quad (3)$$

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

설계된 초기 부호책의 성능을 평가하기 위해 각각의 초기 부호책에 K-means 방법을 적용하여 부호책을 설계한다. 이때 기존의 방법과 제안한 방법 모두 K-means 가중치 δ 를 각각 1.0 과 1.8으로 주었다.

그림 4는 기존의 방법과 제안된 방법으로 생성된 초기 부호책의 성능을 평가하기 위해 기존 K-means 방법에 가중치를 1.0과 1.8로 적용한 것으로 Lena 영상의 경우이다. 기존의 방법보다 제안한 방법에서 PSNR이 더 높게 나타남을 알 수 있다.

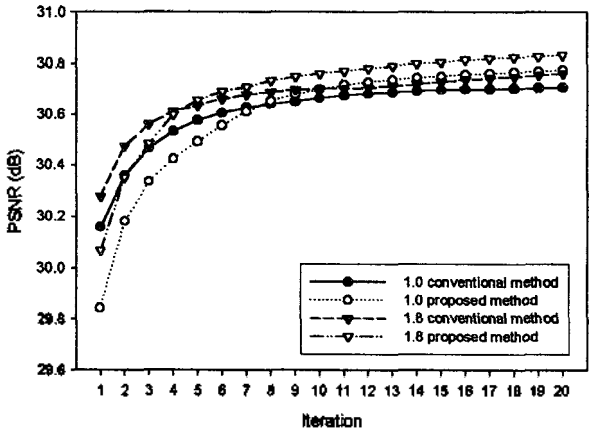

그림 4. 기존의 이분 미소분리 방법과 제안한 방법의 PSNR (Lena 영상)

그림5와 그림 6은 Man영상과 Peppers 영상을 사용했을 때 PSNR을 나타낸 것으로 기존의 방법보다 제안한 방법에서 PSNR이 더 높게 나타났다.

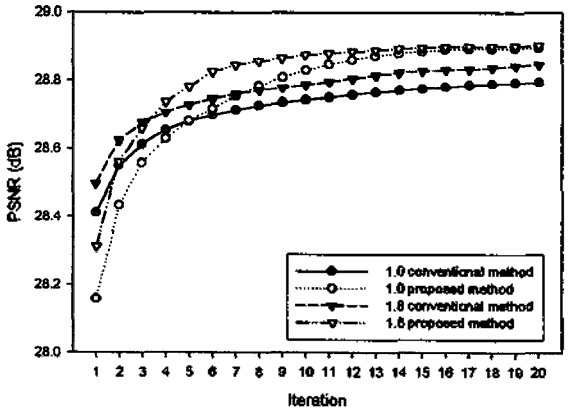

그림 5. 기존의 이분 미소분리 방법과 제안한 방법의 PSNR (Man 영상)

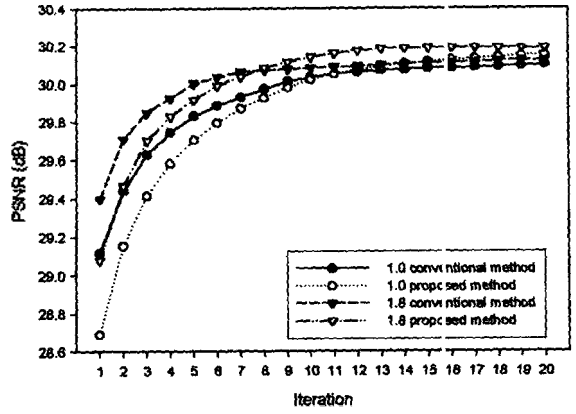

그림 6. 기존의 이분 미소분리 방법과 제안한 방법의 PSNR (Peppers 영상)

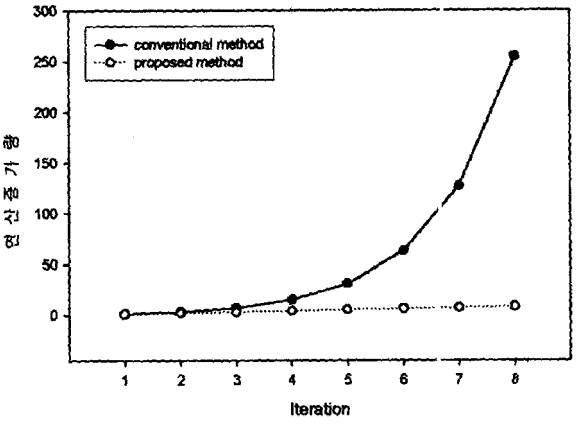

그림 7. 기존의 이분 미소분리시 반복 횟수에 따른 연산량과 제안된 방법의 연산량 증가율 비교

그림 7은 고속 이분 미소분리 방법의 처리속도를 나타내기 위하여 반복 연산 횟수에 따른 거리오차 연산량의 증가율 비교한 것으로 제안된 방법에서는 연산량의 증가율이 일정하게 되어 기존의 방법보다 연산량을 크게 줄일 수 있다.

Ⅳ. 결 론

본 본문에서는 초기 부호책의 성능을 개선하고 설계시간을 단축하기 위해 개선된 고속 미소분리 방법에 의한 초기 부호책 설계 방법을 제안하였다. 학습벡터의 수렴수가 가장 작은 부호벡터를 제거하고 수렴수가 가장 높은 부호벡터를 미소분리하여 대체함으로써 초기 부호책의 성능을 향상시키고 이 과정에서 증가된 계산량을 줄이기 위해 고속 이분 미소분리 방법을 적용하여 초기 부호책을 설계하였다. 실험 결과 MSE와 편차가 기존의 방법보다 더 낮게 나타나 최적화된 초기 부호책이 생성되었음을 알 수 있고, 고속 이분 미소분리 방법으로 연산량을 줄여 초기 부호책 생성에 걸리는 소요시간이 단축되었음을 보였다. 초기 부호책의 성능 평가를 위하여 K-means 방법으로 부호책을 생성하여 기존의 방법과 비교 평가한 결과 제안된 방법으로 설계된 초기 부호책의 성능이 향상되어 보다 우수한 초기 부호책이 설계되었음을 확인할 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] 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.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] S. Z. Selim and M. A. Ismail, " K-means type algorithm : A generalized convergence theorem and characterization of local optimality ", IEEE Tran. pattern Anal. Machine Intell., Vol. PAMI-6, pp. 81-87, Jan. 1984

[7] R. M. Gray, "Vector quantization" , IEEE ASSP Mag., pp. 4-29, 1984

[8] D. Lee, S. Baek, and K. M. Sung, "Modified K-means algorithm for vector quantizer design"' IEEE Signal Processing Letters, Vol. 4, No. 1, pp. 2-4, Jan. 1997