

로이드-맥스 알고리즘을 위한 새로운 초기 파라메타의 추정

(Estimation of A New Initial Parameter
for the Lloyd-Max Algorithm)

朱彦暎*

(Eon Kyeong Joo)

要約

로이드-맥스 알고리즘은 최소평균자승오차 양자화기를 설계하기 위한 반복계산 알고리즘이다. 이는 개념상으로 아주 간단하며 컴퓨터 프로그래밍 하기에 용이하다. 그러나 이 알고리즘의 수렴도와 정확도는 초기 파라메타의 정확도에 크게 좌우된다. 따라서 본 논문에서는 양자화 레벨수가 증가하면 특정한 값으로 수렴하는 새로운 초기 파라메타를 선택하고 curve fitting 방식을 이용한 추정식을 제안하였다. 또한 제안된 방식의 성능이 기존 방식들의 성능보다 정확도나 수렴도 면에서 우수함을 보였다.

Abstract

The Lloyd-Max algorithm is an iterative scheme for design of the minimum mean square error quantizer. It is very simple in concept and easy to program into a computer. However, its convergence and accuracy are primarily dependent upon the accuracy of the initial parameter. In this paper, a new initial parameter which converges to a specific value when the number of output levels becomes large is selected. And an estimator using curve fitting technique is suggested. In addition, performance of the proposed method is shown to be superior to that of the existing methods in accuracy and convergence.

1. 서론

Lloyd^[1] 와 Max^[2] 에 의해 제창된 로이드-맥스 알고리즘은 최소평균자승오차를 갖는 최적 양자화기 설계를 위한 반복계산 알고리즘이다. 이 알고리즘은 개념적으로 간단하고 또한 컴퓨터 프로그래밍 하기에 용이하기 때문에 이를 이용하여 여러 종류의 확률변

수에 대한 최적 양자화기 파라메타들이 계산, 발표되어 있다.^{[3], [6]}

그러나 로이드-맥스 알고리즘은 근본적으로 반복계산을 이용하기 때문에 초기 파라메타의 정확한 추정이 전체 계산의 양, 속도 및 정확한 수렴을 위해 매우 중요하다. 특히 양자화 출력 레벨수가 증가하면 할수록 위와 같은 현상이 두드러지는데 예를들면 Bucklew 와 Gallagher^[7] 는 64-레벨 양자화기의 경우 매우 정확한 초기 파라메타의 추정 없이는 최적 해에 수렴하지 않음을 보고하였다. 따라서 그들은 점근 최적 압신함수 (asymptotically optimum

*正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Electronics, Kyungpook Nat'l Univ.)
接受日字 : 1993年 7月 19日

compressor function) 를 이용하여 초기 파라메타를 추정할 수 있는 λ 방식과 g 방식을 제안하고, 그 중 g 방식이 우수함을 보였다.^[7] 그 후 Lu 와 Wise^[8] 는 curve fitting 에 의한 s 방식을 제안하고, 이 방식이 기존의 g 방식 보다 더 정확한 초기 파라메타 추정이 가능함을 보였다. 좀 더 최근에는 Wu^[9] 가 역시 점근 성능을 이용하여 2가지 방식 (방식 I 과 II)을 제안 하였다. 그 중 방식 I 은 g 방식과 거의 일치하며, 방식 II 가 방식 I 및 g 방식 보다 우수함을 보였다.

본 논문에서는 로이드-맥스 알고리즘 및 기존의 초기 파라메타 추정 방식들을 분석하여, 새로운 초기 파라메타를 선택하고 효율적인 추정식을 제안한다. 그리고 제안된 방식의 성능을 일반적으로 양자화 대상 신호의 모델로 가장 광범위하게 사용되고 있는 가우시안 및 라플라스 신호에 대해 기존 방식들의 성과 비교, 검토한다.

II. 로이드-맥스 알고리즘

양자화기 입력 신호의 확률밀도함수가 $p(x)$ 이고 $x_i(i=1,2,\dots,N+1)$ 를 입력 결정 레벨 (input decision level), 그리고 $r_i(i=1,2,\dots,N)$ 를 출력 레벨 (output level) 이라 하면, (즉 입력 신호의 값이 x_i 에서 x_{i+1} 사이에 있으면 r_i 로 표시된다.) 이러한 양자화기의 평균자승오차 (mean square quantization error) 는 다음 식으로 표시된다.

$$D = \sum_{i=1}^N \int_{x_i}^{x_{i+1}} (x - r_i)^2 p(x) dx \quad (1)$$

여기서 N 은 양자화기의 출력 레벨수를 나타낸다.

윗 식을 최소화한 최소평균자승오차 (minimum mean square error : MMSE) 양자화기는 다음의 두 식을 만족시킨다.^[2] 즉,

$$x_i = (r_i + r_{i-1}) / 2, \quad i = 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} (x - r_i) p(x) dx = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

여기에서 두 끝점인 x_1 과 x_{N+1} 은 미리 알려져 있다. 즉 $p(x)$ 가 구간 $[a, b]$ 에서 정의 되어있으면 $x_1 = a$, $x_{N+1} = b$ 이고, 가우시안 함수 같이 $[-\infty, \infty]$ 에서 정의된 경우에는 $x_1 = -\infty$, $x_{N+1} = \infty$ 이다.

로이드-맥스 알고리즘은 우선 초기 파라메타 r_1 을 추정하고 그 값을 식 (3)에 대입하여 x_2 를 구한다. 그리고 r_1 과 x_2 를 식 (2)에 대입하여 r_2 를 구한다. 동

일한 방법으로 $x_3, r_3, x_4, r_4, \dots$ 순으로 x_N 과 r_N 까지 모두 구한 다음, x_N 과 x_{N+1} 사이의 마지막 적분 값인 다음 식이 허용오차 보다 적으면 지금까지 구한 파라메타들을 모두 올바른 값으로 판단한다.

$$\epsilon = \int_{x_N}^{x_{N+1}} (x - r_N)^2 p(x) dx \quad (4)$$

물론 구해진 파라메타들이 전혀 오차가 없는 정확한 것들 이라면 윗 식의 값은 식 (3)의 조건에 의해 0 이 된다. 그러나 만약 식 (4)의 값이 허용오차를 넘어서면 새로운 초기 파라메타의 값을 추정하여 위의 계산과정을 처음부터 다시 반복한다. 이 로이드-맥스 알고리즘을 흐름도로 나타내면 그림 1 과 같다.

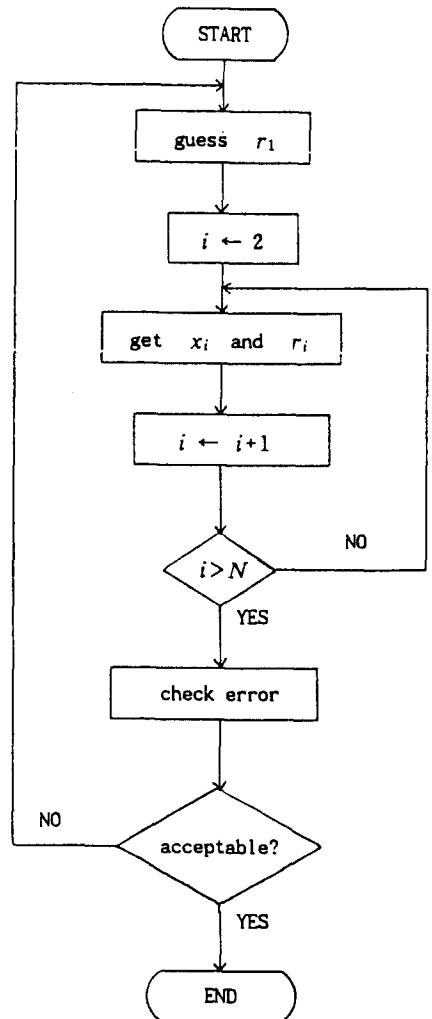


그림 1. 로이드-맥스 알고리즘
Fig. 1. The Lloyd-Max algorithm.

반드시 초기 파라메타를 r_1 으로 정할 필요는 없고 아무 r_1 나 x_1 를 선택하여도 된다. 실제로 Lu 와 Wise의 s 방식은 r_N 을, 그리고 Wu의 방식 II는 x_2 를 초기 파라메타로 이용하였다.

III. 초기 파라메타의 추정

전술한 바와 같이 효율적인 초기 파라메타의 추정 은 로이드-맥스 알고리즘의 빠른 수렴 뿐만 아니라 최적 해를 구함에 있어서도 매우 중요한 문제이다. 본 장에서는 기존의 초기 파라메타 추정방식들에 대한 간단한 소개뒤에 새로운 초기 파라메타의 선택 및 추정을 제안한다.

최소평균자승오차 양자화기의 경우 점근 최적 압신 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$C(x) = \frac{\int_{-\infty}^x [p(t)]^{1/3} dt}{\int_{-\infty}^{\infty} [p(t)]^{1/3} dt} \quad (5)$$

따라서 $C(x)$ 는 $[0, 1]$ 의 구간에서 정의되고, 그와 같은 구간에서 레벨수가 N 인 균등양자화기의 출력 레벨은 다음과 같이 구해진다.

$$r_i = \frac{2i-1}{2N}, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (6)$$

그러므로 최소평균자승오차 양자화기의 i 번째 출력 레벨에 대한 추정값은 다음과 같이 구해질 수 있다.

$$\hat{r}_i \approx C^{-1}(r_i) = C^{-1}\left(\frac{2i-1}{2N}\right) \quad (7)$$

Bucklew 와 Gallagher^[7]는 윗 식을 이용하여 초기 파라메타를 추정 하였고 이를 g 방식이라 하였다.

만약 레벨수 N 이 상대적으로 적은 경우에는 초기 파라메타의 값이 비교적 부정확 하여도 로이드-맥스 알고리즘은 별 어려움 없이 최적해에 수렴한다. 이러한 사실에 근거하여 상대적으로 적은 레벨수에 해당하는 초기 파라메타를 curve fitting 하여 레벨수가 많은 경우의 초기 파라메타를 추정하는 방식이 Lu 와 Wise^[8]가 제안한 s 방식이다. 일반적으로 r_N 과 N 의 자연대수값이 거의 직선적인 관계를 가지는 성질을 이용하여 그들은 가우시안 신호에 대해

$$\hat{r}_N \approx 0.77848 \ln N + 0.54448 \quad (8)$$

그리고 라플라스 신호에 대해

$$\hat{r}_N \approx 1.99303 \ln N - 1.057 \quad (9)$$

의 추정식을 얻었다. 또한 그들은 Newton-Raphson 방식을 이용한 효율적인 초기 파라메타 재조정 과정을 제시하였다.

좀더 최근에 발표된 Wu^[9]의 방식 II는 구간 $[0, 1]$ 에서 정의된 확률밀도함수에 대한 2-레벨 양자화기를 이용한다. 즉 일반적인 확률밀도함수를 구간 $[0, 1]$ 로 정규화 하면, 이 정규화된 확률밀도함수 $p_n(x)$ 에 대한 2-레벨 양자화기의 x_2 는 다음과 같은 근사식에서 계산된다.^[9] 이 때 물론 $x_1 = 0$ 이고 $x_3 = 1$ 이다.

$$x_2 \approx \mu[0, 1] + \lambda \frac{\int_0^{\mu[0, 1]} p_n(x) dx - \frac{1}{2}}{p_n(\mu[0, 1])} \quad (10)$$

여기서 $\mu[0, 1]$ 은 $[0, 1]$ 사이의 $p_n(x)$ 에 대한 local mean을 나타낸다. 그리고 λ 는 상수로서 $p_n(x)$ 에 따라 1.6에서 1.9 사이의 값을 가진다.

이와같은 기존의 초기 파라메타 추정방식을 비교하여 보면 우선 g 방식은 개념상으로는 매우 간단하나 일반적으로 $C(x)$ 가 간단한 함수의 형태로 나타나지 않을 뿐 아니라 식 (5)가 N 이 아주 크다는 가정하에 구해진 것이므로 이러한 가정의 적용이 적절하지 않는 경우에는 여전히 만족할 만한 추정이 불가능하다. 또한 s 방식은 주어진 확률밀도함수에 대해 미리 여러 개의 정확한 초기 파라메타의 값을 계산하여야 하는 단점이 있지만 한번 curve fitting parameter들이 구해지면 가장 간단하고 쉬운 추정이 가능하다. Wu의 방식은 N -레벨 양자화기의 경우, 식 (10)을 적어도 $\log_2 N$ 번 반복 적용하여야만 원하는 초기 파라메타의 추정이 가능하고 따라서 N 이 2의 승수인 경우에만 적용할 수 있는 단점을 가지고 있다. 그리고 실험결과 N 의 값이 커지면 커질수록 추정오류가 축적되는 경향이 나타났다. 그러나 다른 방식에 비해 대상 확률밀도함수에 대한 조건이 상당히 완화된 것이 장점으로 사료된다.

위 세가지 방식들은 모두 그 나름대로 장단점을 가지고 있지만 가장 정확한 추정이 가능하고 간단한 방식은 s 방식으로 보인다. 그러나 Lu 와 Wise는 단지 r_N 과 N 과의 관계만을 이용하였고 다른 가능한 초기 파라메타에 대해서는 언급이 없었다. 출력 레벨중 그 절대값이 가장 큰 r_N 은 N 이 증가할수록 그 값이 증가하여 극단적으로 N 이 ∞ 가 되면 r_N 도 ∞ 가 된다. 따라서 curve fitting에 의해 그 추정치를 구하는 경우, 출력 레벨수가 증가하면 그 추정오류 또한 증가할 가능성이 있다. 그러나 만약 초기 파라메타를 N 이 증가하면 할수록 특정한 값에 수렴하는 레벨값을 이용하면 그 추정오류를 기존의 s 방식보다 훨씬 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

따라서 본 논문에서는 N 의 증가에 따라 특정값에 수렴하는 특성을 가진 새로운 초기 파라메타를 선택하고 그 추정식을 구한다. 만약 양자화기가 0 을 기준으로 대칭(symmetric) 일 경우 다음의 관계식이 성립한다.

$$x_i = -x_{N+2-i} \tag{11}$$

$$r_i = -r_{N+1-i} \tag{12}$$

따라서 최소평균자승오차 양자화기가 대칭인 경우에는 단지 전체 레벨값의 반만 구하면 된다. 만약 입력 신호에 대한 확률밀도함수 $p(x)$ 가 대칭이고 $\ln p(x)$ 의 2차 미분이 존재하고 항상 음의 값을 가지면 그 신호에 대한 최소평균자승오차 양자화기도 역시 대칭이다.^[10] 가우시안 및 라플라스 신호가 바로 위 조건을 만족하는 신호이다. 이 경우 만약 0보다 큰 첫번째 출력 레벨값을 r_m 이라하면 쉽게 확인할 수 있듯이 r_m 은 N값의 증가에 따라 0에 수렴한다. 또한 대칭 양자화기의 경우, N이 짝수이면 $x_{(N/2)+1} = 0$ 이고 $r_m = r_{(N/2)+1}$ 이다. 실제 r_N 과 N, 그리고 r_m 과 N에 대해 여러 개의 곡선을 fitting 시켜본 결과,^[11] r_N 과 N에 대해서는 $r_N \approx a \ln N + b$ 가 최적인 것으로 나타났으나 r_m 과 N에 대해서는 $r_m \approx a/(b+N)$ 이 최적 curve 로 나타났다. 여기서 대칭 curve 는 직선을 포함 모두 two-parameter curve 만을 대상으로 하였으며 N 은 짝수로 가정하였다.

표 1. 가우시안 신호에 대한 curve fitting
Table 1. Curve fitting for Gaussian signal.

curve	a	b	error
$y = a + bx$	0.15380	-0.00142	0.188298
$y = ae^{bx}$	0.15219	-0.01998	0.157585
$y = ax^b$	1.84859	-0.96598	0.001128
$y = a + b \ln x$	0.38967	-0.08336	0.069380
$y = a + b/x$	0.00497	1.86591	0.000933
$y = a/(b+x)$	2.16476	0.81655	0.000012
$y = ax/(b+x)$	0.03942	-4.36478	0.905466

표 2. 라플라스 신호에 대한 curve fitting
Table 2. Curve fitting for Lapiacian signal.

curve	a	b	error
$y = a + bx$	0.14684	-0.00134	0.161821
$y = ae^{bx}$	0.14646	-0.01982	0.133599
$y = ax^b$	1.73261	-0.95673	0.001811
$y = a + b \ln x$	0.36915	-0.07875	0.057419
$y = a + b/x$	0.00616	1.74829	0.001472
$y = a/(b+x)$	2.11910	1.06878	0.000003
$y = ax/(b+x)$	0.03818	-4.37988	0.784344

표 1과 2에 각 신호에 대한 curve fitting 결과를 나타내었다. 즉, 가우시안 신호의 경우에는

$$\hat{r}_m \approx \frac{2.16476}{0.81655 + N} \tag{13}$$

그리고 라플라스 신호에 대해서는

$$\hat{r}_m \approx \frac{2.11910}{1.06878 + N} \tag{14}$$

의 추정식을 얻었다. 이때 식 (13)과 (14)는 보편성의 상실없이 (without loss of generality) 평균은 0, 분산은 1로 정규화된 가우시안 및 라플라스 함수에 대한 추정식이다. 만약 N이 홀수인 경우에는 $r_{(N+1)/2} = 0$ 이고 $r_m = r_{(N+3)/2}$ 이며 $x_{(N+3)/2} = r_m / 2$ 이다. 따라서 N 이 홀수인 경우에도 짝수인 경우와 동일한 방법으로 r_m 을 선택하여 추정식을 구할 수 있다.

IV. 성능 비교

초기 파라메타 추정방식들의 성능 비교는 제안된 방식과 s 방식 및 Wu 의 방식을 대상으로 하였다. s 방식과 그 이전에 발표된 g 방식과의 비교는 Lu 와 Wise^[8] 에 의해 이미 보고되었다. 그리고 Wu 의 방식은 전술한 바와같이 N 이 2 의 승수인 경우에만 해당하므로 그 경우들에 대해 따로 비교하였다.

우선 s 방식과 제안된 방식의 curve fitting error 를 비교하면 표 3 과 같다. 여기서 error 는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{curve fitting error} = \sum_{N=4}^{128} [\hat{r}(N) - r(N)]^2 \tag{15}$$

여기서 $\hat{r}(N)$ 은 N-레벨 양자화기의 초기 파라메타 추정치이고, $r(N)$ 은 실제 값을 나타낸다.

표 3. Curve fitting error
Table 3. Curve fitting error.

Method	Gaussian	Laplacian
s	0.307368	0.218618
proposed	0.000012	0.000003

제안된 방식의 정확도가 s 방식에 비해 우수함은 쉽게 확인할 수 있다. 그러나 이러한 직접적인 비교는 s 방식의 초기 파라메타로 선택된 r_N 의 절대값이 제안된 방식의 r_m 보다 크기 때문에 큰 의미를 가지지

않는 것으로 사료된다. 따라서 좀 더 객관적인 성능 평가 치수로서 추정치의 상대오차^[7-9]를 선택하여 비교하였다. 이 때 추정오차의 정의는 다음과 같다.

$$\text{estimation error} = \left| \frac{\hat{r}(N) - r(N)}{r(N)} \right| \quad (16)$$

s 방식과 제안된 방식의 추정오차를 그림 2 와 그림 3 에 나타내었다.

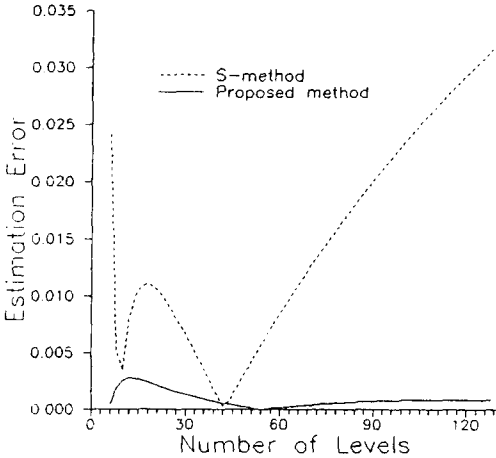


그림 2. 가우시안 신호에 대한 추정오차
Fig. 2. Estimation error for Gaussian signal.

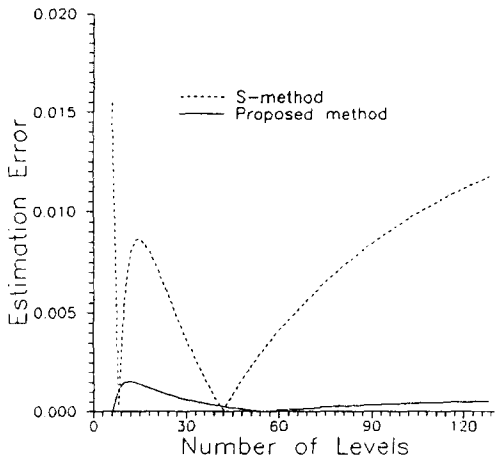


그림 3. 라플라스 신호에 대한 추정오차
Fig. 3. Estimation error for Laplacian signal.

그리고 N 이 2 의 승수인 경우의 추정오차를 Wu 의 방식을 포함하여 표 4 에 나타내었다. 역시 제안된 방식의 추정오차가 s 방식 및 Wu 의 방식보다 거의 모

든 N값에서 훨씬 적음을 확인 할 수 있다. 특히 N 이 증가할 수록 다른 방식들의 추정오차는 증가하는 추세를 보이지만 제안된 방식의 경우는 그 증가추세가 미미함을 알 수 있다.

표 4. 추정오차 비교

(a)가우시안 신호 (b)라플라스 신호

Table 4. Comparison of estimation error.

(a)Gaussian signal

(b)Laplacian signal

N	s-method	Wu's method	proposed method
4	0.07521	0.02366	0.00785
8	0.00527	0.00998	0.00179
16	0.01087	0.03498	0.00259
32	0.00559	0.05308	0.00116
64	0.01019	0.06734	0.00029
128	0.03159	0.07639	0.00082

(a)

N	s-method	Wu's method	proposed method
4	0.06983	0.05566	0.01202
8	0.00023	0.00021	0.00115
16	0.00853	0.04183	0.00133
32	0.00297	0.07229	0.00053
64	0.00482	0.09531	0.00009
128	0.01176	0.11558	0.00052

(b)

끝으로 실제 반복계산 수를 표 5 와 표 6 에 나타내었다. 역시 제안된 방식이 빨리 최적 해에 수렴함을 알 수 있다. 각 그림과 표는 기존의 추정식과 제안된 추정식의 성능을 비교하기위한 것이다. 그러나 그림과 표에서 보면 예상한대로 추정오차와 반복계산의 일반적인 관계를 알 수 있다. 즉 추정오차가 적을수록 반복계산의 수도 줄어든다. 또한 그림과 표에서 보면 N 의 증가에 따라 추정오차나 반복계산의 수가 감소되는 경우가 있다. 이는 기존 및 제안된 추정식이 모두 근사식이나 curve fitting을 이용한 것이기 때문에 나타나는 현상이다.

각 추정식에 대한 성능비교 결과를 정량적으로 살펴보면 다음과 같다. 즉, curve fitting error 는 s 방식에 비해 제안된 추정식이 약 1/10,000까지 줄어들며, 추정오차는 약 1/50 이하로 줄어든다. 또한 추정오차면에서 제안된 방식은 Wu의 방식에 비해 최고 1/1,000 이하로 줄어든다. 마지막으로 제안된 추정식을 이용한 경우의 반복계산의 수는 기존의 경우에 비해 최하 동일하거나 최고 약 1/5 까지 줄어들음을 확인하였다.

표 5. 가우시안 신호에 대한 반복계산의 수
Table 5. Number of iterations for Gaussian signal.

N	s-method	proposed method
2	4	3
4	4	3
8	4	3
16	5	3
32	6	3
64	6	2
128	8	3

표 6. 라플라스 신호에 대한 반복계산의 수
Table 6. Number of iterations for Laplacian signal.

N	s-method	proposed method
2	2	2
4	4	3
8	3	3
16	4	2
32	4	3
64	6	2
128	9	2

V. 결론

본 논문에서는 로이드-맥스 알고리즘의 반복계산에 대하여 검토하여 새로운 초기 파라메타 추정을 제안하고 그 성능을 분석하였다.

로이드-맥스 알고리즘은 개념상으로는나 컴퓨터 프로그래밍화 하기에는 간단, 명료하지만 그 수렴도나 정확도가 초기 파라메타 추정의 정확성에 따라 크게 좌우된다.

따라서 그 대책으로 출력 레벨수가 증가함에 따라 특정한 값에 수렴하는 새로운 초기 파라메타를 선택하였다. 선택된 파라메타에 대하여 curve fitting에 의한 새로운 추정식을 구하였다. 성능 평가 결과, 제안된 방식은 기존의 방식들에 비해 정확도에서는 추정오차가 출력레벨 수에 따라 최고 1/1,000 이하로 감소하였으며, 수렴도에서는 반복계산의 수가 약 1/5 까지 줄어 들었다. 그리고 일반적으로 출력레벨의 수가 증가함에 따라 그 성능향상의 정도가 더욱 커짐을 확인하였다.

參考文獻

[1] S. P. Lloyd, "Least squares quan-tization

in PCM," *IEEE Trans Inform. Theory*, vol. IT-28, pp129-137, Mar. 1982.

[2] J. Max, "Quantizing for minimum distortion," *IRE Trans. Inform Theory*, vol. IT-6, pp7-12, Jan. 1960.

[3] M. D. Paez and T. H. Glisson, "Minimum mean-squared-error quantization in speech PCM and DPCM systems," *IEEE Trans Commun.*, vol. COM-27, pp225-230, Apr. 1972.

[4] W. C. Adams and C. E. Giessler, "Quantizing characteristic for signals having Laplacian amplitude probability density function," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-26, pp1295-1297, Aug. 1978.

[5] P. Noll and R. Zelinski, "Comments on 'Quantizing characteristic for signals having Laplacian amplitude probability density function'," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-27, pp1259-1260, Aug. 1979.

[6] N. C. Gallager, "Optimum quantization in digital holography," *Appl. Opt.*, vol. 17, pp109-115, Jan. 1978.

[7] J. A. Bucklew and N. C. Gallager, "A note on the computation of optimal minimum mean-square error quantizers," *IEEE Trans Commun.*, vol. COM-30, pp298-301, Jan. 1982.

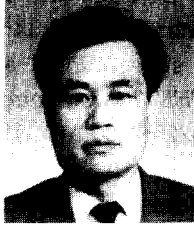
[8] F. Lu and G. L. Wise, "A further investigation of Max's algorithm for optimum quantization," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-33, pp746-750, Jul. 1985.

[9] X. Wu, "On initialization of Max's algorithm for optimum quantization," *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-38, pp1653-1656, Oct. 1990.

[10] P. E. Fleischer, "Sufficient conditions for achieving minimum distortion in a quantizer," *IEEE Int. Conv. Rec.*, pp104-111, 1964.

[11] M. J. Maron, *Numerical Analysis*, chapter 5, Macmillan Publishing Co., New York, 1982.

— 著 者 紹 介 —



朱彦(正會員)

1954年 1月 19日生. 1976年 2月 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1984年 6月 Ohio State University 전기공학과 졸업(M.S.). 1987年 3月 Ohio State University 전기공학과 졸업(Ph. D.). 1976年 3月 ~ 1979年 7月 해군 통신전자 기술장교. 1979年 8月 ~ 1982年 2月 한국과학기술원 연구원. 1987年 4月 ~ 현재 경북대학교 공과대학 전자공학과 재직(부교수). 주관심분야는 디지털통신시스템, 부호화 및 변복조, 디지털신호전송 등임.