

# 바코드 신호의 강인한 복원

## Robust Restoration of Barcode Signals

李韓娥\* · 金廷泰†  
(Hana Lee · Jeongtae Kim)

**Abstract** - Existing barcode signal restoration algorithms are not robust to unmodeled outliers that may exist in scanned barcode images due to scratches, dirt, etc. In this paper, we describe a robust barcode signal restoration algorithm that uses the hybrid  $L_1$ - $L_2$  norm as a similarity measure. To optimize the similarity measure, we propose a modified iterative reweighted least squares algorithm based on the one step minimization of a quadratic surrogate function. In the simulations and experiments with barcode images, the proposed method showed better robustness than the conventional MSE based method. In addition, the proposed method converged quickly during optimization process.

**Key Words** : UPC, Bar Code, Iterative Re-weighted Least Squares, Blind Deconvolution

### 1. 서 론

1차원 바코드는 바 (bar) 와 스페이스 (space) 의 연속적인 패턴으로 이루어져 있으며, 바와 스페이스 사이의 상대적인 길이 비율로 정보가 부호화 되어있다. 따라서 정보를 정확히 복원하기 위해서는 바와 스페이스들의 길이의 정확한 추정이 필수적이다. 이를 위한 기존 방법들은 크게 지역적인 방법과 전역적인 방법으로 나눌 수 있다. 지역적인 방법으로는 에지 검출기를 사용하여 바와 스페이스 패턴의 에지를 검출한 후 에지 간격을 측정하는 방법[1], 신호의 피크 위치들을 검출하여 피크 간의 간격으로 바와 스페이스의 길이를 추정하는 방법 등이 있다[2]. 이러한 지역적 방법들은 바코드 신호가 영상 획득 장치의 PSF (Point Spread Function) 에 의해서 블러링 되는 경우 ISI (Inter Symbol Interference) 에 의하여 검출된 에지의 위치가 스페이스와 바의 정확한 시작 위치가 아니게 되어 복호시 오차가 발생한다는 단점이 있다[3]. 이러한 문제점을 극복하기 위하여 측정된 신호와 신호모델 사이의 오차를 최소화하는 전역적인 신호복원 방법들이 연구되어 왔다[3-4]. 바코드 신호복원의 문제는 ill-posed 역문제 (inverse problem) 이므로 총변량 (total variation) 최소화를 이용한 정규화 방법[3], 바코드 신호를 공간상에 균일하게 분포하는  $M$  개의 모듈로 모델링하여 well-posed 역문제로 전환하여 신호를 복원하는 방법등이 제안되었다[4]. 특히, 바코드 모듈의 개수가 알려진 경우, 후자의 방법은 정규화가 필요 없

고 연산 시간이 상대적으로 빠르다는 장점을 가지고 있다[4].

상기와 같은 기존의 바코드 신호복원 방법들은 모두 측정된 바코드 신호에 백색 Gaussian 가산 잡음만 존재한다는 가정하에 MSE (Mean Square Error) [3], Kullback-Leibler distance [4] 등의 유사지수를 사용하고 있어서 바코드 스캐너로 획득한 영상에 모델링되지 않은 outlier 가 존재하는 경우에는 그 복원 성능이 저하된다는 문제점을 가지고 있다. 실제 획득한 바코드 영상에는 흠집, 오물 등으로 인하여 outlier 신호가 존재하여 정확한 복원이 되지 않는 경우들이 발생한다. 뿐만 아니라 모듈의 개수를 이용하는 기존의 전역적 신호복원 알고리즘은 일반적으로 수렴성이 느리다고 알려져 있는 EM (Expectation Maximization) 최적화 방법을 사용하고 있어 [4], 최적화 과정에 많은 시간이 필요하여 실시간 복호가 필수적인 바코드 스캐너에 효과적으로 적용하는 데에도 난점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 모듈 기반 방법에서 outlier 에 강인하면서도 빠른 수렴속도를 가지는 새로운 바코드 신호복원 방법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 hybrid  $L_1$ - $L_2$  norm 을 유사지수로 설계하여 outlier 에 강인한 신호복원을 가능하게 한다. 이 유사지수를 최대화하기 위하여서는 비이차 목적함수의 최적화에 효과적인 IRWLS (Iterative Re-Weighted Least Squares) 방법을 사용한다 [5-7]. 기존 IRWLS 방법은 outlier 에 강인하지만, 목적함수를 최소화하기 위하여 반복적으로 대체 목적함수 (surrogate objective function) 들을 최소화하기 때문에 연산 시간이 많이 걸리게 된다는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 대체 목적함수를 인수의 이차함수로 근사화하여 Gauss-Newton 방법으로 한번만 업데이트 하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 근사화 오차가 적은 경우 super-linear 수렴성을 가질 수 있다는 장점이 있어 빠른 최적화를 가능하게 한다.

\* 學生會員 : 梨花女子大學 電子情報通信學科 博士課程

† 교신저자, 正會員 : 梨花女子大學 電子情報通信學科 助教授 · 工博

E-mail : jtkim@ewha.ac.kr

接受日字 : 2007年 7月 13日

最終完了 : 2007年 9月 5日

## 2. 제안하는 방법

바코드 원신호는 모듈의 개수  $M$  과 시작점  $t_b$ , 끝점  $t_f$  를 이용하여, 식 (1)과 같이 폭이  $T$  인 펄스 함수  $p_T(t)$  들의 합으로 나타낼 수 있다 [4].

$$s(t; \alpha_i, t_b, t_f) = \sum_{i=1}^M \alpha_i p_T(t - t_i) = \sum_{i=1}^M \alpha_i p_T(t - \frac{M+i-1}{M} t_b - \frac{i-1}{M} t_f) \quad (1)$$

여기서,  $\alpha_i, i=1, 2, \dots, M$ 는 각 모듈의 밝기값이고,  $T = (t_f - t_b)/M$ 는 모듈의 폭,  $t_i = t_b + (i-1)T$ 는 각 모듈을 나타내는 펄스함수들의 시작위치를 나타낸다. 영상 획득 장치로 획득한 바코드 신호  $y(t)$ 는 바코드 원신호  $s(t)$ 가 알려져 있지 않은 표준편차  $\sigma$ 를 가지는 Gaussian 함수  $G(t; \sigma)$ 에 의해 블러링 되어 있고, outlier와 잡음이 더해진 형태로 식 (2)와 같이 모델링 된다.

$$y(t) = G(t; \sigma) * s(t; \alpha_i, t_b, t_f, \sigma) + n(t) + o(t) \quad (2)$$

여기서,  $n(t)$ 는 백색 가산 잡음이고,  $o(t)$ 는 outlier 신호를 나타낸다. 바코드 신호복원의 목표는 관측된 바코드 신호  $y(t)$ 로부터 원신호  $s(t)$ 를 복원해 내는 것으로, 식 (2)와 같이 인수화된 모델을 사용하는 경우, 이는  $y(t)$ 로부터 인수  $\theta = [\alpha_i, t_b, t_f, \sigma]$ 를 추정하는 문제로 볼 수 있다. 이를 위하여 관측된 신호와 신호모델을 기반으로 생성되는 신호 사이의 유사지수를 최대화하는 인수들을 발견하여 원신호를 복원한다. 널리 사용되는  $L_2$  norm 최소화, 즉 MSE (Mean Square Error) 최소화 방법은 식 (3)과 같이 관측신호  $y(t)$ 와 모델신호  $x(t; \alpha_i, \sigma, t_b, t_f) = G(t; \sigma) * s(t; \alpha_i, t_b, t_f)$  사이의 MSE를 최소화하는 인수  $\theta = [\alpha_i, t_b, t_f, \sigma]$ 를 찾는 방법이다<sup>1)</sup>.

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^M (y_i - x_i(\theta))^2 \quad (3)$$

여기서,  $y_i = y(t_i), x_i(\theta) = x(t_i; \theta)$ 이다. 식 (3)과 같은  $L_2$  norm 형태의 유사지수를 사용하는 추정기는 outlier가 존재하는 경우, 이에 강인하지 않음이 알려져 있다 [8]. 이러한 문제점을 극복하기 위하여  $L_1$  norm과 같은 outlier에 보다 강인한 유사지수들을 사용할 수 있으나, 이 경우 이차 함수형태의 목적함수가 아니므로 효과적인 최적화 기법의 설계가 어렵다.

이를 해결하기 위하여, 초기 추정치로부터 반복적으로 비이차 목적함수를 최소화하는 해를 구해 나가는 각 단계에서, 비이차 목적함수보다 항상 큰 값을 가지는 이차 대체함수<sup>2)</sup>

(quadratic surrogate function)를 설계하고 이차 대체함수를 최소화하는 인수를 발견하여 이를 다음 단계의 인수값 추정치로 사용하는 IRWLS 방법이 연구되어 왔다 [5-7, 9]. 이차 대체함수가 비이차 목적함수보다 항상 큰 경우에는 반복적인 이차 대체함수의 최소화를 통하여 원 비이차 함수를 최소화하는 인수를 구할 수 있음이 증명되어 있다 [10]. 예를 들면, 식 (4)의 부등식의 우변항은 좌변항의  $L_1$  norm보다 항상 큰 값을 가지는  $L_2$  norm 함수이다 [10].

$$\sum_{i=1}^m |r_i(\theta)| = \sum_{i=1}^m \sqrt{r_i^2(\theta)} \leq \sum_{i=1}^m \sqrt{r_i^2(\theta^n)} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \frac{r_i^2(\theta) - r_i^2(\theta^n)}{\sqrt{r_i^2(\theta^n)}} \quad (4)$$

여기서,  $r_i(\theta) = y_i - x_i(\theta)$ 로서 오차를 나타낸다. 식 (4)의 우변항의 대체 목적함수는 각 반복 단계  $n$ 에서 결정된 파라미터  $\theta^n$ 을 사용하여 발견할 수 있다. 따라서, 식 (4)의 우변을 최소화하는 인수를 발견하여 다음 단계의 파라미터  $\theta^{n+1}$ 로 정의하고, 이에 대한 이차 대체함수를 다시 정의하여 최소화하는 과정을 반복하면  $L_1$  norm을 최소화하는 인수를 발견할 수 있게 된다. 이때, 부등식 (4)의 우변항을 최소화하는 것은  $\sum_{i=1}^m r_i^2(\theta) / \sqrt{r_i^2(\theta^n)}$ 을 최소화하는 것과 동일하므로  $1/\sqrt{r_i^2(\theta^n)}$ 과 같은 가중치가 곱해져 있는  $L_2$  norm의 최소화로 볼 수 있다. 가중치 값은 오차가 큰 부분에는 작아져서, 오차가 큰 신호들은 outlier로 판단되어 신호복원에 상대적으로 적게 반영된다. IRWLS를 사용하는 최적화과정은 식 (5)와 같이 정리된다.

$$\theta^{n+1} = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^m \frac{r_i^2(\theta)}{\sqrt{r_i^2(\theta^n)}} = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^m w_i(\theta^n) r_i^2(\theta) \quad (5)$$

여기서,  $w_i(\theta^n)$ 은 가중치  $1/\sqrt{r_i^2(\theta^n)}$ 을 나타낸다. 식 (5)의 각 단계에서의 최소화 문제는, 식 (6)으로 나타나는 대체 목적함수인 가중치 적용 MSE를 최소화하는 것으로 볼 수 있다.

$$\Phi(\theta; \theta^n) = \sum_{i=1}^m w_i(\theta^n) (y_i - x_i(\theta))^2 \quad (6)$$

식 (5), (6)에서 볼 수 있듯이, IRWLS 방법은 가중치 적용 이차 대체 함수들의 연속적인 최소화를 통하여 원 목적함수인 비이차 목적함수의 최소화를 달성한다.

상기와 같은 IRWLS 방법은 반복적으로 해를 찾아나가는 과정에서 다음 단계의 파라미터를 결정하기 위하여 매 단계마다 비선형 최소 자승 최적화 과정을 수행하여야 하므로 일반적으로 연산시간이 많이 걸린다는 단점이 있어, 특히 바코드 신호와 같이 실시간 복호가 필요한 경우에는 적용이 힘들게 된다. 또한  $L_1$  norm을 사용하는 경우에는 outlier에는 강인하나 백색 잡음에 대하여 효율성 (efficiency)이 떨어지는 문제가 존재하게 된다 [11]. 이러한 단점들을 극복하기 위하여

로 단계마다 달라진다.

1) 실제로는 샘플링된 관측신호와 모델신호를 사용하므로 샘플링된 형태로 나타낸다.  
2) 일반적으로 이차대체함수는 각 단계의 추정치의 함수이므로

본 논문에서는 hyperbola 형태의 가중치를 사용하고 대체 목적함수의 quadratic 근사화를 통하여 빠른 수렴성을 가지는 방법을 제안한다.

본 논문에서 사용하는 가중치는 식 (7)과 같은 hyperbola 형태의 hybrid L<sub>1</sub>-L<sub>2</sub> norm 에 기반을 둔 것이다 [6].

$$w_i(\theta^n; \rho) = 1 / \sqrt{1 + \frac{r_i^2(\theta^n)}{\rho}} \quad (7)$$

여기서 ρ 값은 L<sub>1</sub> norm과 L<sub>2</sub> norm 특성 사이를 조절해주는 인자로서 ρ 가 클수록 가중치가 상수인 1에 가깝게 되어 L<sub>2</sub> norm의 성질을, 작을수록  $\sqrt{\rho} / \sqrt{r_i^2(\theta^n)}$  에 가깝게 되어 L<sub>1</sub> norm의 성질을 가진다. 본 논문에서는 ρ 값을 수동으로 조절하여 outlier 에 대한 강인성과 백색잡음에 대한 효율성을 조절하였다. ρ 값의 자동조절은 영상에 존재하는 잡음의 특성을 반영하여 수행하여야 하며 다음 연구 주제이다.

본 논문에서는 식 (5) 와 (6)으로 이루어지는 최적화과정을 빠르게 수행하기 위하여 식 (8)과 같이 이차 대체 목적함수  $\Phi(\theta; \theta^n)$  의 그라디언트와 근사화된 Hessian 역행렬을 통해 다음 iteration의 인수값을 바로 구하는 방법을 제안한다.

$$\theta^{n+1} = \theta^n - H(\theta^n; \theta^n)^{-1} \nabla \Phi(\theta^n; \theta^n) \quad (8)$$

여기서, 대체 목적함수  $\Phi(\theta; \theta^n)$  의 그라디언트는 대체 목적함수를  $\theta_j, j=1, 2, \dots, M+3$  에 관해 미분하여 식 (8)과 같이 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial \Phi(\theta; \theta^n)}{\partial \theta_j} = - \sum_{i=1}^n \left[ w_i(\theta^n) (y_i - x_i(\theta^n)) \frac{\partial x_i(\theta^n)}{\partial \theta_j} \right] \quad (9)$$

또한 대체 목적함수를 근사화된 Hessian 행렬  $H(\theta; \theta^n)$  를 가지는 인수들의 이차함수로 근사화한다. 근사화된 Hessian 행렬은 크기가  $(M+3) \times (M+3)$  이며 행렬 내부의 원소들은 식 (9)와 같이 근사화한다.

$$\frac{\partial^2 \Phi(\theta; \theta^n)}{\partial \theta_j \partial \theta_k} \approx \sum_{i=1}^n \left[ w_i(\theta^n) \frac{\partial x_i(\theta)}{\partial \theta_j} \frac{\partial x_i(\theta)}{\partial \theta_k} \right] \quad (10)$$

식 (8)-(10) 을 사용하는 제안한 방법은 대체 목적함수가 인수들의 이차 함수인 경우에는 수렴성이 보장되나, 일반적으로  $x_i(\theta)$  가  $\theta$  에 대한 비선형 함수이므로 그 수렴성이 보장이 되지 않는다. 그러나 이전 단계에서 추정된 추정치가 다음 단계의 대체 목적함수를 최소화하는 인수에 충분히 가까운 경우에는 상기와 같은 근사화가 효과적으로 적용될 수 있고 실제의 시뮬레이션과 실험에서는 매번 수렴하는 특성을 보였다.

최적화 과정을 효과적으로 수행하기 위해서는 최적화 첫 단계에서의 초기값 선정이 매우 중요한 문제이다. 본 논문에서는 선행연구에서 제안한 웨이블릿 기반의 denoising 과 에지검출을 이용한 방법을 적용하여  $\sigma, t_b, t_f$  의 초기치를 결정하였고  $\alpha_i$ 는 각 모듈들의 평균값으로 설정하였다. [12].

### 3. 실험 결과 및 토론

제안하는 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 UPC (Universal Product Code)-A 바코드 영상을 이용하여 실험을 수행하였다. UPC-A 바코드 패턴은 12자리의 숫자와 가드패턴 등으로 총 95개의 모듈로 구성되어 있다. 그림 1은 '012345678905'를 나타내는 UPC 바코드 영상이다.

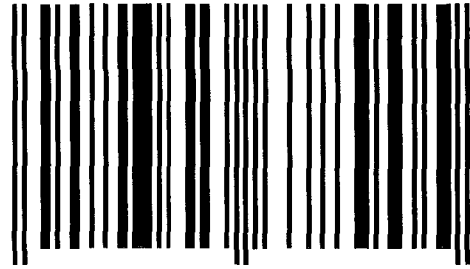


그림 1 UPC-A 바코드의 구조  
Fig. 1 UPC bar code image

UPC 바코드 패턴 '012345678905'에 해당하는 이상적인 1차원 신호, 즉 스페이스에 해당하는 0과 바에 해당하는 1의 값을 가지고 있는 이진신호를  $\sigma$  값이 7.168 (pixel) 인 Gaussian 함수로 블러링하고 salt-pepper 형태의 outlier 신호를 더하여 합성된 관측신호  $y(t)$  를 생성하였다. 그림 2는 생성된  $y(t)$  를 보여준다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 생성된 신호는 이상적인 이진신호가 블러링되어서 에지의 위치들이 원신호의 에지 위치들과 다르게 바뀌어 있고 각 모듈의 크기값들도 블러링과 outlier 들에 의해서 원신호의 크기값들과 많이 달라져 있다.

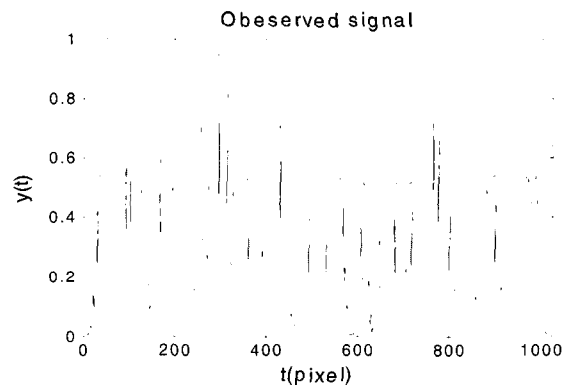


그림 2 시뮬레이션 신호  
Fig. 2 Synthesized observation signal

그림 2의  $y(t)$  신호로부터  $\theta = [\alpha_i, t_b, t_f, \sigma]$  를 추정하기 위하여 가중치를 1로 고정하고 MSE 를 최소화하는 기존 알고리즘과 본 논문에서 제안한 hyperbola 형태의 가중치를 사용하는 IRWLS 알고리즘을 적용하였다. 이때 가중치를 결정하는 데에 사용한 ρ 값은 0.001 이었다. 그림 2의  $y(t)$  신호로부터 초기치를 추정 후 20번의 최적화 반복 과정을 거치고 난 후 추정된 인수값들을 이용하여 바코드 신호를 복원하였

다. 모듈의 개수가 알려져 있는 경우, 바코드 복호는 각 모듈의 밝기값들로 결정되므로 복원된 신호의 모듈값들이 매우 중요한 성능평가의 척도가 된다. 일반적으로, 복원된 모듈값들을 0과 1의 두 그룹으로 나누는 문턱치를 결정하여 복원된 모듈들의 값이 스페이스인지 혹은 바인지를 결정하게 된다. 그림 3에 기존 방법과 제안한 방법으로 추정한 모듈들의 밝기값을 나타내었다.

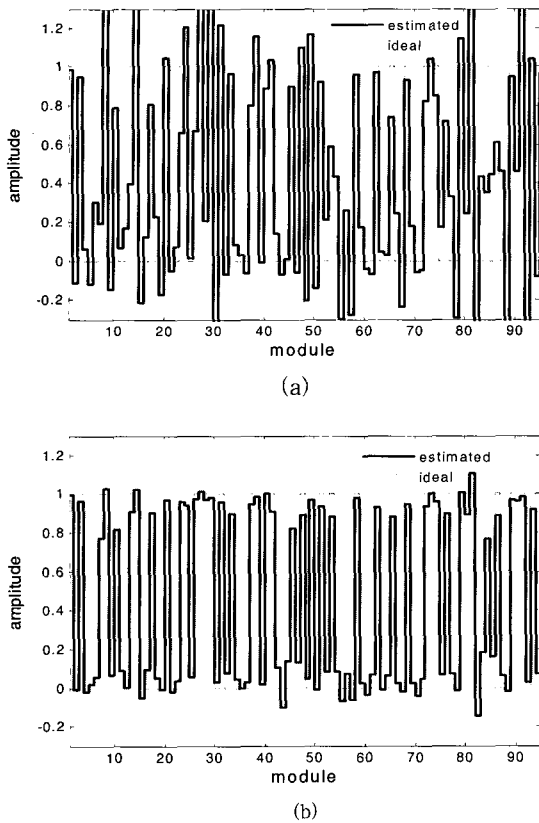


그림 3 신호복원 결과 (a) 기존방법 (b) 제안한 방법  
Fig. 3 Synthesized observation signal

그림 3(a)에서 볼 수 있듯이, 기존의 MSE 최소화 방법들은 outlier들의 영향으로 복원된 신호와 바코드 원신호와의 오차가 커서 outlier에 민감함을 알 수 있다. 특히, 복원된 바코드 신호파형의 29번째 모듈이 실제로는 바를 나타내는 큰 값을 가져야 하나 outlier의 영향으로 밝기 값이 줄어서 다른 스페이스 값들보다 더 작은 값을 나타내고 있어 복호가 불가능하다. 이에 비해 제안하는 방법은 그림 3(b)에서 볼 수 있듯이 바코드 원신호를 보다 정확히 복원하고 있고 복호 오차도 발생하지 않았다.

제안하는 방법의 성능을 계량화하고 통계적 분석을 위하여 랜덤하게 생성한 outlier를 인가하여 생성한 50개의 신호로부터 이진신호를 복원하고 복원된 신호와 바코드 원신호간의 MSE (Mean Square Error) 값을 구하였다. 또한, 가우시안 블러링 함수의 표준편차  $\sigma$  값을 변경하면서 시뮬레이션을 반복하였다. 서로 다른 세 가지 경우의  $\sigma$ 에 대한 MSE 값들이 표 1에 정리되어 있다.

표 1 복원된 이진 신호의 MSE

Table 1 MSE values of restored binary signals for different blur kernels

	제안하는 방법	기존 방법
$\sigma = 0.005$	0.1183	0.9108
$\sigma = 0.006$	0.1343	1.0793
$\sigma = 0.007$	0.3159	1.5508

표 1에서 볼 수 있듯이 제안하는 방법으로 복원한 신호의 오차가 기존 고정 가중치 MSE 최소화 방법으로 복원한 신호의 오차의 15% 정도보다 작아서 제안하는 방법의 성능이 훨씬 우수함을 알 수 있다.

제안하는 방법의 성능을 신호대 잡음비가 다른 신호들에 대하여 평가하기 위하여 신호대 잡음비가 다른 3가지의 신호에 대해서 50회의 시뮬레이션을 반복하였다. 표 2에 시뮬레이션 결과가 정리되어 있다.

표 2 SNR에 따른 복원된 이진 신호의 MSE

Table 2 MSE values of restored binary signals for observations with different SNR

$\sigma = 0.006$	제안하는 방법	기존 방법
SNR=15	0.8128	1.4598
SNR=18	0.5869	1.1914
SNR=20	0.5552	1.1265

표 2에서 볼 수 있듯이 SNR에 상관없이 제안하는 방법의 성능이 기존 방법보다 훨씬 우수함을 알 수 있다. 특기할 만한 사실은 SNR이 큰 경우에 제안하는 알고리즘이 기존 방법에 비해 더 좋은 성능을 보였고 상대적으로 SNR이 크지 않은 경우에는 성능의 차이가 줄어들어 가는 것이다. 이는 L1 norm이 Gaussian 잡음에 대하여서는 efficiency가 떨어진다라는 사실때문일 것으로 추측된다 [11].

제안하는 최적화 방법의 최적화 과정의 수렴성은 그림 4에 나타나 있다. 그림 4에서 볼 수 있듯이 5번 정도의 iteration에 최적치에 수렴하는 것을 볼 수 있다. 기존의 고정 가중치를 사용하는 방법도 수렴을 위하여서는 5-6번의 iteration이 필요하였던 것을 고려할때 [4], 제안하는 알고리즘은 연산시간의 증가 없이 강인한 복원을 가능하게 함을 알 수 있다.

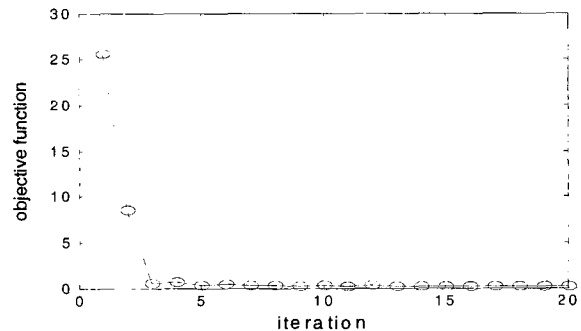


그림 4 제안하는 방법의 수렴성 (시뮬레이션결과)

Fig. 4 Change of the objective function during optimization

제안하는 알고리즘을 outlier 가 존재하는 실제 영상에 적용하여 보았다. 그림 5(a) 는 scratch 나 흠집등으로 인하여 outlier 가 존재하는 UPC-A 바코드 영상을 CCD (Charge Coupled Device) 를 사용하는 디지털 카메라로 획득한 영상이다. 획득한 영상에서 바코드 영역에 해당하는 부분을 발견한 후 복호를 위하여 그림 5(a) 영상에서 23번째 라인을 스캔하여 0과 1사이의 값으로 정규화한 1차원 신호가 그림 5(b)에 나타나 있다.

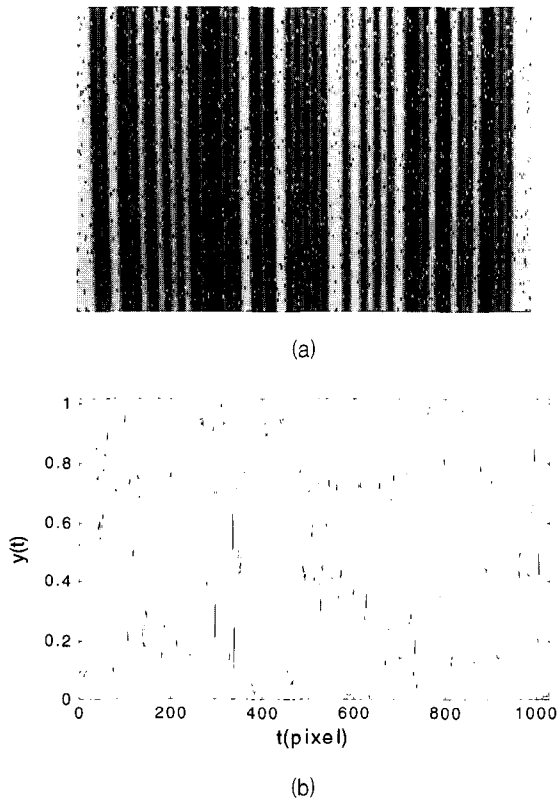


그림 5 바코드 실제 영상 (a) 영상 획득 장치로 획득한 바코드 영상 (b) 23 번째 라인을 스캔한 1D 바코드 신호  
 Fig. 5 Real bar code image (a) 2D image (b) 1D scan line

그림 5(b)의 신호에 제안하는 알고리즘과 기존 방법을 적용하여 복원된 모듈값들이 그림 6에 나타나 있다. 그림 6에서 복원된 모듈값들은 측정신호의 크기에 따라 그 스케일이 달라져 있으므로 크기를 0과 1 사이의 값으로 정규화 하고 복원된 모듈값들을 0과 1로 구분할 수 있는 문턱치를 발견하여 바코드 신호를 복호하였다.

그림 6 에서 볼 수 있듯이 제안하는 방법으로 복원한 신호의 모듈값들이 보다 명확하게 두 그룹으로 분포되어 있어서 기존방법에 비하여 원신호의 모듈값들의 분포에 보다 유사한 것을 알수 있다. 기존 방법을 적용하여 복원된 신호파형은 25번째 모듈이 실제로는 스페이스가 바로 잘못 복원되어 정확한 복호가 불가능한 반면 제안하는 방법으로는 정확하게 복호할 수 있었다.

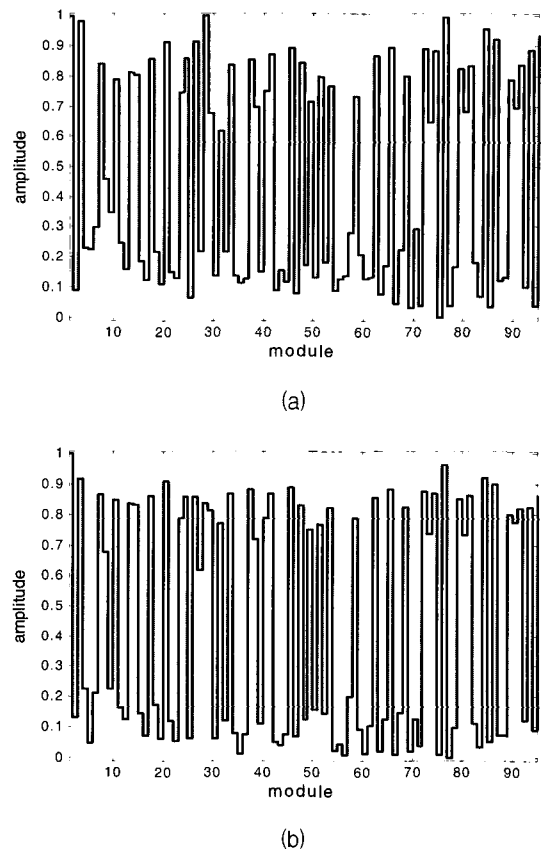


그림 6 복원신호 (a) 기존방법 (b) 제안하는 방법  
 Fig. 6 Restired bar code image (a) the conventional method (b) the proposed method

제안하는 알고리즘은 약 5번내의 iteration 에서 수렴하여 그 수렴성이 빨랐다. 이는 시뮬레이션 결과에서도 검증된 것으로 빠른 수렴성으로 인하여 실시간 복호를 필요로 하는 바코드에 적용 가능성이 큰 것으로 판단된다.

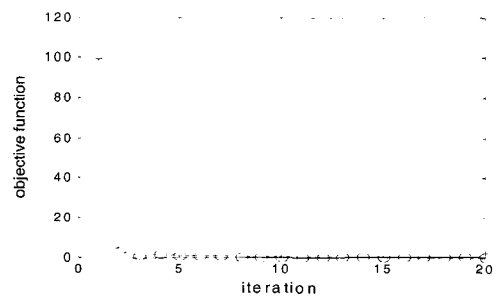


그림 7 제안하는 방법의 수렴성 (실험결과)  
 Fig. 7 Change of the objective function during optimization using the real bar code image

제안하는 알고리즘은 outlier 가 존재하는 바코드 영상을 복원해내는데 기존 MSE 기반 방법보다 우수한 성능을 보인다. 이는 L1 norm 이 L2 norm 에 비해 outlier 에 강인하기 때문이다. 그러나 하나의 바코드 모듈내의 데이터들이 대부분 outlier 에 의해서 값들이 변경된 경우에는 신호를 정확히

복원하기가 힘들게 된다. 이러한 경우를 위한 보다 강인한 신호복원 방법은 추후 연구과제이다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 outlier 가 존재하는 바코드 영상으로부터 바코드 원신호를 강인하게 복원하기 위하여 hybrid  $L_1$ - $L_2$  norm 을 유사지수로 사용하고 IRWLS 방법에서 각 단계에서의 목적함수를 인수들의 이차함수로 근사화하는 최적화 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 outlier 에 강인할 뿐만 아니라, 빠른 수렴속도를 가지고 있어서 실시간 복호를 요구하는 바코드 스캐너에 효율적으로 적용될 수 있을 것으로 생각된다.

#### 참 고 문 헌

- [1] E. Joseph and T. Pavlids, "Deblurring of bilevel waveforms," *IEEE Trans. Image Processing.*, vol. 2, pp. 223-235, 1994.
- [2] E. Joseph and T. Pavlids, "Bar code waveform recognition using peak locations," *IEEE Trans. PAMI.*, vol. 16, pp. 630-640, 1994.
- [3] S. Esedoglu, "Blind Deconvolution of Bar Code Signals," *Inverse Problems*, vol.20, pp.121-135, 2004.
- [4] W. Turin and R. A. Boie, "Bar Code Recovery via EM Algorithm", *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 46, pp. 354-363, 1998.
- [5] K. P. Bube and R. T. Langan, "Hybrid  $l_1/l_2$  minimization with applications to tomography," *Geophysics*, vol. 62, pp. 1183-1195, 1997.
- [6] A. Gersztenkorn, J. B. Bednar and L. R. Lines, "Robust iterative inversion for the one-dimensional acoustic wave equation," *Geophysics*, vol. 51, pp. 357-368, 1986.
- [7] J. A. Scales and A. Gersztenkorn, "Robust methods in inverse theory," *Geophysical Imaging, Symposium of the Geophysical Society of Tulsa*, pp. 25-50, 1987.
- [8] P. J. Huber, *Robust statistics*, New York, Wiley, 1981.
- [9] J. F. Claerbout and F. Muir, "Robust modeling with erratic data," *Geophysics*, vol. 38, pp. 820-844, 1973.
- [10] K. Lange, D. R. Hunter and I. Yang, "Optimization transfer using surrogate objective functions", *J of Computational and Graphical Statistics*, vol. 9, pp. 1-20, 2000.
- [11] J. Kim and J. A. Fessler, "Intensity-based image registration using robust correlation coefficients", *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 23, pp.1430-1444, 2004.
- [12] L. Qu and Y. C. Tu, "Change Point Estimation of Bilevel Functions," *J. Mod. Appl. Stat. Math.*, vol. 5, pp. 347-355, 2006.

## 저 자 소 개



### 이 한 아 (李韓娥)

2005년 이화여자대학교 전자정보통신공학과 졸업. 2007년 동 대학원 석사과정 졸업. 2007년 9월-현재 이화여자대학교 전자정보통신학과 박사과정  
Tel : +82-2-3277-4236  
E-mail : lha2k@ewhain.net



### 김 정 태 (金廷泰)

1989년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1991년 동 대학원 석사과정 졸업. 1991년-1998년 삼성전자 디지털미디어연구소 책임연구원. 2004년 미시간대학교 전기공학과 졸업 (Ph.D).  
2004년-현재 이화여자대학교 전자정보통신공학과 조교수  
Tel : +82-2-3277-4084  
Fax : +82-2-3277-3494  
E-mail : jtkim@ewha.ac.kr