

Restoration of a Bi-level Waveform by Estimation of Edge Locations

金 廷 泰[†]
(Jeongtae Kim)

Abstract - We have proposed an image restoration method for a bi-level waveforms whose number of edges is known to us. Based on the information, we parametrize a bi-level waveform using the locations of edges and restore the waveform by estimating the parameter. We estimated the locations by maximizing the correlation coefficients between the bi-level waveform and the measured waveform. In experiments using two dimensional barcode images of the PDF417 specification, the proposed method showed better performance than conventional methods in the sense that the proposed method was able to decode barcode images that were not decoded by the conventional methods.

Key Words : Bi-Level Waveform, Barcode, Deblurring, Restoration, Edge, Optimization

1. 서 론

이진 파형은 두 가지의 크기만을 가지는 신호로써 대표적인 것으로는 구형파 형태의 디지털 신호, 바코드 영상 신호 등이 있다. 이러한 이진 파형이 통신 채널을 거쳐 수신되거나 혹은 저장되었다가 다시 획득되는 경우, 대부분 그 파형이 왜곡되고 잡음이 추가되어 원신호와 다르게 변형된다. 따라서, 원래의 이진 신호가 가지고 있는 정보를 보다 정확히 복호화하기 위하여, 측정된 신호로부터 원 이진신호를 복원해 내는 것이 매우 중요하다 [1-2].

예를 들면, 바코드 영상을 CCD 카메라등의 영상 입력 장치로 획득하여보면 이진신호가 인쇄시의 잉크의 범침, 조명의 불균일성, 렌즈 왜곡, CCD 의 PSF(Point Spread Function) 등의 영향으로 왜곡되어 있고 잡음도 더해져 있게 된다. 바코드 영상의 정보를 복호화하기 위해서는 바 (bar) 와 스페이스 (space) 패턴의 에지들을 정확히 복원하여 그 간격을 측정하여야 하는데 왜곡된 영상을 사용하면 잘못된 에지들을 검출하게 되어 복호에 실패하는 경우들이 발생하게 된다 [1]. 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 반복적인 최적화 기법을 이용한 deblurring 을 수행하여 일차적으로 원 영상에 가깝게 영상을 복원하고, 이 복원된 영상에 에지 검출기법을 적용하는 연구가 수행되어 왔다 [2-3]. 이 방법은 임의의 신호들을 blurring 함수를 거쳐서 왜곡된 신호들을 만들어 내면서 측정된 신호와 유사한 신호를 만들어내는 신호를 반복적으로 찾아내어서 deblurring 을 수행한다. 이를 위하여 두 신호의 유사성을 계량화하는 유사지수를 설계하고

이 유사지수를 최대화하는 신호를 발견하는 반복적 최적화 알고리즘을 사용하여 신호를 복원하게 된다. 만약 blurring 함수가 알려져 있지 않은 경우에는 특정 패턴으로부터 blurring 함수를 추정하여 사용할 수도 있고 blind deblurring 알고리즘등을 적용할 수도 있다.

이 방법의 문제점은 측정된 영상과 유사한 영상을 만드는 신호가 유일하지 않거나 혹은 잡음 때문에 원영상과는 다른 신호가 복원이 될 가능성이 많이 있다는 것이다. 이를 막기 위해서, 단순히 측정된 신호와의 유사지수를 최대화하는 신호를 찾는 것이 아니라 원신호의 속성을 반영한 정규화 함수 (regularization function)를 추가한 목적함수를 최대화시키는 신호를 선택한다. 많은 경우에 있어서, 원신호가 지나치게 많이 변하지는 않는다는 전제하에 미분치의 제곱을 적분한 함수등을 정규화 함수로 사용한다. 하지만 이 경우에는 변화가 심한 영상은 선택되지 않게 되므로, 이진 영상의 본질적인 속성인 에지가 제대로 복원하지 못하는 문제를 야기하게 된다. 이러한 문제점을 해결하고 에지를 효율적으로 검출하기 위하여 총변량 최소화 (total variation minimization) 방법등이 연구되어 왔으나 본질적인 에지 손상의 문제를 완전히 회피하기는 매우 어렵다 [3]. 뿐만 아니라, 기존 방법은 정규화 인자 (regularization parameter)의 선택이라는 문제점도 가지고 있다. 정규화 인자는 목적함수에서 유사지수와 정규화 함수사이의 비율을 조절하는 인자로서 이 값에 따라 복원된 신호가 잡음에 매우 민감할수도 있고, 혹은 원신호와 매우 다를 수도 있다. 이 정규화 인자의 자동 선정을 위하여 CV (cross validation) 등의 여러 가지 방법이 제안되어 왔지만 많은 경우에 만족스럽지 못한 결과를 보이고 이로 인한 에지 복원의 실패는 바코드의 복호 오류를 불러일으킬 수 있게 된다 [4].

본 논문에서는, 에지의 갯수가 정해진 이진신호들에 대하여, 상기한 문제점들을 해결하고 효율적으로 원신호를 복원

[†] 교신저자, 正會員 : 梨花女子大學 情報通信學科 助教授 · 工博
E-mail : jtkim@ewha.ac.kr

接受日字 : 2006年 4月 28日

最終完了 : 2006年 6月 23日

하는 알고리즘을 제안한다. 에지의 개수가 정해지면 이진 신호는 정해진 개수만큼의 에지의 위치와 두 신호의 크기만으로 완전히 규정되게 된다. 따라서 기존의 방법처럼 전체 신호를 추정해 내는 것이 아니라 에지의 위치만을 추정하여 전체신호를 복원할 수 있게 된다. 본 논문에서는 주어진 에지의 개수를 이용하여 최적의 에지의 위치를 반복적으로 발견하는 알고리즘을 제안한다.

에지의 개수가 알려져 있다는 가정은 많은 경우 사실이다. 실제로 사용되고 있는 많은 이진 신호가 복호하고자 하는 단위 신호에 정해진 개수의 에지가 존재하는데 그 대표적인 것으로 PDF417 1차원 바코드가 있다. 이 규격의 바코드에는 한 code unit 안에 8개의 에지가 존재하게 되어 있고 항상 바 (bar) 패턴으로 영상이 시작된다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 이러한 영상들의 복원에 효과적으로 사용될 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 기존의 복원 방법과 제안하는 복원 방법을 설명하고 3장에서는 PDF417 규격의 바코드 영상을 이용한 실험 결과를 보여준다. 4장에서는 제안된 알고리즘과 기존 알고리즘을 비교, 토론하며 5장에서 결론을 맺는다.

2. 본 론

2.1 기존 복원 모델

일차원 이진 신호 $u(t)$ 가 임펄스 응답 $G(t)$ 로 표현되는 blurring 에 의해 왜곡되고, 이 왜곡된 신호에 잡음 $n(t)$ 가 더해져서 신호 $y(t)$ 가 관측된다고 가정하자¹⁾. 그 경우, 측정된 신호는 다음 식 (1)과 같이 표현될 수 있다.

$$y(t) = u(t) * G(t) + n(t) \quad (1)$$

상기와 같은 모델을 기반으로하여 원 신호를 복원하기 위해서, 여러 이진 신호중에서 알려진 blurring 모델을 통과한 후 왜곡된 신호와 가장 유사한 신호를 만들어 내는 신호를 찾아내도록 한다. 이를 위하여 측정된 신호와 만들어지는 신호의 유사도를 계량화하여야 하는데 MSE (Mean Square Error) 혹은 상관관계계수등이 널리 사용된다.

앞서 설명한 바와 같이 원신호 발견의 문제는 ill-posed 역문제 (inverse problem) 이기 때문에 추정된 신호가 잡음의 영향에 매우 민감하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 원 신호의 특성을 이용한 벌칙함수 (penalty function) 을 목적함수에 추가하는 정규화 (regularization)를 수행하게 된다 [2-3]. 정규화를 포함한 목적함수를 최소화하는 방법으로 복원되는 신호는 다음 식 (2)와 같이 정의된다.

$$\hat{u}(t) = \operatorname{argmin}_{u(t)} \|y(t) - u(t) * G(t)\|^2 + \beta R(u(t)) \quad (2)$$

1) 편의를 위하여 1차원 신호를 가정하지만 2차원 신호의 경우에도 동일한 논의가 유효하다.

여기서, $\hat{u}(t)$ 는 복원된 신호이고 β 는 정규화 인자, $R(u(t))$ 는 벌칙함수이다.

가장 널리 알려진 벌칙함수로는 일반적인 신호들이 저주파 신호로 구성되어 있다는 점에 착안하여 설계된 신호의 일차 혹은 이차 미분치의 제곱을 적분한 함수들이 있는데 식 (3)은 일차미분을 사용한 벌칙함수를 보여주고 있다.

$$R(u(t)) = \int_0^T \left[\frac{du(t)}{dt} \right]^2 dt, \quad (3)$$

여기서 일차원 영상 $u(t)$ 는 0에서부터 T 까지 값을 가지고 있다고 가정한다.

이러한 방법은 원 신호의 에지 성분을 필연적으로 제거하게 되므로 바코드 영상과 같이 원 신호에 많은 에지가 있으며 그 에지에 매우 중요한 정보가 담겨져 있는 신호에는 효과적으로 적용되기 어렵다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 상대적으로 에지를 보다 잘 보존할 수 있는 총변량 최소화 방법등을 적용하는 연구도 활발히 진행되어 있으나 이 방법 역시 본질적으로는 고주파 성분을 제거한다는 점에서 바코드 영상에의 적용에는 한계를 가지고 있다.

뿐만 아니라 식 (2)에서 볼 수 있듯이 정규화 인자 β 의 설계가 매우 중요하다. 만약 β 가 너무 작으면 잡음의 영향을 지나치게 많이 받게 될 것이고, 너무 크게 되면 복원되는 신호가 너무 저주파 성분의 부드러운 신호로 되어서 원신호와 많은 차이를 보이게 될 것이다. 효과적인 정규화 인자의 자동 설정은 매우 중요한 문제로서 많이 연구되어 왔으나, 이진 신호에 대한 성능이 검증되어 있지 않으며 아울러 자동 설정을 위하여는 많은 연산 시간이 필요하다는 문제 등도 있게 된다 [4].

2.2 에지 정보를 이용한 이진 신호 모델

만약 복원하고자 하는 이진신호가 n 개의 에지를 가지고 있다면 식 (2)에서의 신호 $u(t)$ 는 다음 식 (4)와 같이 인자화 (parameterization) 될 수 있다.

$$u(t; \theta) = \sum_{i=0}^{n-1} (-a)^i U(t - \theta_i) + b, \quad (4)$$

여기서, $U(t)$ 는 단위 계단파 신호이고 $\theta = \{\theta_0 \cdot \cdot \cdot \theta_{n-1}\}$ 는 에지의 위치, a, b 는 두 가지의 신호값과 관련된 미지의 상수들이다.

상기와 같은 이진 신호 모델에서는, 이진 신호를 복원하는 문제가 n 개의 에지의 위치들과 두 가지의 상수값 a, b 를 복원하는 문제로 바뀌게 된다. 더구나, 이진 바코드 영상을 복원하고자하는 경우에는 모든 필요한 정보가 에지의 위치들에 있으므로, 에지의 위치들 즉, $\theta = \{\theta_0 \cdot \cdot \cdot \theta_{n-1}\}$ 만 복원하면 되게 된다.

본 논문에서 제안하는 방법은 측정된 이진신호 $y(t)$ 와 가장 유사한 신호를 만들어내는 θ 를 반복적으로 발견하여 원 신호를 복원하는 것이다. 이를 위하여, 두 인수 a, b 에

독립적인 유사지수, 즉 선형적인 변형에 무관한 상관관계 계수 (correlation coefficient)를 목적함수로 하고 이 목적함수를 최대화하는 에지들의 집합을 발견하도록 한다. 상관관계 계수는 다음 식 (5)와 같이 정의된다.

$$\Phi(\theta) = \frac{\int_0^T (y(t) - m_y)(G(t)*u(t;\theta) - m_x(\theta))dt}{\sigma_x \sigma_y}, \quad (5)$$

여기서, 평균을 두 신호들의 평균은 $m_y = \frac{1}{T} \int_0^T y(t)dt$, $m_x(\theta) = \frac{1}{T} \int_0^T (G(t)*u(t;\theta))dt$ 로 나타나고, 그 신호들의 각각의 표준 편차들은 다음 $\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (y(t) - m_y)^2 dt}$ $\sigma_x(\theta) = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (G(t)*u(t;\theta) - m_x(\theta))^2 dt}$ 로 나타난다.

기존의 방법과는 달리, 본 논문에서 제안하는 방법은 신호 $u(t)$ 를 θ 로 인수화하였기 때문에 이 인수만 추정하여 내면 원 신호를 추정할 수 있게 된다. 작은 개수의 에지를 많은 신호 데이터들로부터 발견하게 되므로 이 문제는 일반적으로 ill-posed 가 아니게 되고 따라서 정규화를 필요로 하지 않게 된다.

인수 θ 에서 에지의 선후 위치관계는 바뀌면 안 되기 때문에, 이 조건을 만족시키는 인수들의 집합 $\Theta = \{\theta = (\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_{n-1}) : \theta_0 < \theta_1 < \dots < \theta_{n-1}\}$ 에 속하는 원소들 중에서 상관 관계계수를 최대화시키는 인수를 추정하게 되고 rm 결과로 추정되는 에지 위치는 다음 식 (6)과 같이 정의된다.

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta \in \Theta} \Phi(\theta). \quad (6)$$

위와 같은 제한적 최적화(constrained optimization) 문제는 비제한적 최적화 문제에 비해서 효과적인 알고리즘을 구현하기가 상대적으로 어렵다. 본 논문에서는, 상기와 같은 목적함수를 최대화하는 최적화 알고리즘으로는 그 수렴성이 증명된 gradient Projection 방법을 사용하였는데 이 방법은 다음 식 (7)과 같이 반복적으로 인수를 변경하여 수렴할때 까지 이 과정을 반복한다 [6].

$$\theta_{n+1} = P\{\theta_n - M^{-1} \nabla \Phi(\theta_n)\} \quad (7)$$

여기서 M^{-1} 는 preconditioner 이고 P 는 집합 Θ 상으로의 직교 사영 연산자 (orthogonal projection operator) 이다.

효과적인 preconditioner 의 설계는 수렴 속도를 향상시키기 위하여 매우 중요한데 본 논문에서는 가장 기본적인 대각행렬 형태의 preconditioner를 사용하였고 그 대각 원소의 값은 경험적으로 선택하였다. 제안된 목적함수를 최적화하는 효과적인 알고리즘의 연구는 본 논문의 범위를 벗어나고 추후 연구과제이다.

상기와 같은 gradient projection방법을 사용하기 위하여

서는 목적함수의 gradient 를 계산하여야 하는데 이는 식 (4)와 (5)로부터 다음 식 (8)과 같이 얻어진다.

$$\frac{\partial \Phi(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{1}{\sigma_y} \int_0^T (y(t) - m_y)(G(t)*\frac{\partial u(t;\theta)}{\partial \theta_j} - \frac{\partial m_x(\theta)}{\partial \theta_j})dt - \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \frac{\partial \sigma_x(\theta)}{\partial \theta_j} \int_0^T (y(t) - m_y)(G(t)*u(t;\theta) - m_x)dt \quad (8)$$

식 (8)을 계산하기 위하여서는 원 신호 모델의 에지 위치에 대한 미분 과정을 구하여야 하는데 이는 계단함수를 미분하면 임펄스 함수가 된다는 사실에 근거하여 다음 식 (9)와 같이 구할 수 있다. 식 (9)를 이용하고 임펄스 함수와 blurring 함수의 convolution 적분은 blurring 함수라는 사실을 이용하면 평균, 분산등의 미분값은 식 (10), (11)과 같이 구할 수 있다.

$$\frac{\partial u(t;\theta)}{\partial \theta_j} = -(-a)^j \delta(t - \theta_j) \quad (9)$$

$$\frac{\partial m_x(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{1}{T} \int_0^T (-a)^j \delta(t - \theta_j) dt \quad (10)$$

$$\frac{\partial \sigma_x(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{1}{\sigma_x(\theta)} \frac{1}{T} \int_0^T (G(t)*u(t;\theta) - m_x(\theta)) \cdot ((-a)^j G(t - \theta_j) - \frac{\partial m_x(\theta)}{\partial \theta_j}) dt \quad (11)$$

상기와 같은 최적화 과정을 효과적으로 수행하기 위하여서는 추정하고자 하는 에지 위치들의 초기치의 효과적인 선택이 매우 중요한 문제가 된다. 에지의 개수가 알려져 있으면 이 초기치의 선택 또한 매우 효과적으로 수행될 수 있다. 일반적으로, 초기치들은 에지 검출기를 이용하여서 추정하는데 에지 검출기는 이차 미분치의 영점 검출이 되는 점들을 후보점으로 놓고 이 후보점들 점에서 일차 미분치의 크기가 일정 문턱치보다 큰 점들을 에지로 검출하게 된다. 이 방법의 성능의 관건은 효과적인 문턱치 값의 설계에 있는데 이를 위하여 Otsu 방법 [7], 최소 오차선택법등의 다양한 방법들이 연구되어 왔다. 본 논문에서 제안하는 방법은 검출된 에지 후보점들 가운데서 일차 미분치의 값이 큰 순서대로 후보점들중 에지의 개수와 같은 수 만큼을 에지로 선택하는 것이다. 이를 통하여 미리 알려진 정보를 효과적으로 초기치를 결정하는데 사용할 수 있다.

3. 실험 결과

제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위하여 PDF417 규격의 이차원 바코드 영상을 사용하여 실험을 수행하였다. PDF417 규격의 바코드는 하나의 바코드 영상안에 여러 개의 분리된 블록이 있으며 각 블록의 각 행은 바 패턴 4개와 스페이스 패턴 4개로 구성이 되어 있는데 바코드가 가지고 있는 정보는 바패턴과 스페이스 패턴의 비율에 있다.

그림 1은 PDF417 규격의 영상의 일례이다. 먼저 이 영상

을 에지 검출 알고리즘을 사용하여 복호를 시도하여 보았다. 널리 알려진 Log (Laplacian of Gaussian) 알고리즘을 적용하여 이차 미분치의 영점교차가 일어나는 지점들을 에지 후보점으로 지정하고 이 후보점들 가운데 일차 미분치의 값이 큰 8개의 점들을 에지로 추정하였다. 이렇게 추정된 에지들을 이용하여 복호를 시도한 결과 총 4개의 열의 데이터가 복호가 되지 않았다. 이러한 오류의 원인은 blurring으로 인한 에지 위치의 이동, 잡음에 의한 영향 등에서 기인한 것이다.



그림 1 PDF417 규격의 바코드 영상
Fig. 1 A barcode image of PDF 417 specification

복호에 실패한 4개의 열들에 대해서 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 에지의 위치들을 다시 추정하였다. 이때 blurring 함수는 Gaussian 함수의 형태를 가지고 있는 것으로 가정하였고 그 인수값들은 수동으로 가장 좋은 결과를 나타내는 것으로 조정하였다.

그림 2는 2번째 블록의 8번째 열의 데이터에, 제안된 알고리즘을 사용하여 최적화를 수행하였을때의 상관관계 계수의 변화를 나타낸 것이다. 그림에서 볼 수 있듯이, 에지 검출기를 통하여 검출된 에지들을 이용하여 만든

$u(t;\theta) = \sum_{i=0}^{n-1} (-a)^i U(t-\theta_i) + b$ 가 blurring 되면 상관관계 계수가 0.954 정도이지만, 최적화 과정을 거쳐서 발견된 에지 위치들을 이용하여 생성한 신호와 측정된 신호와의 상관관계 계수는 0.996이라는 높은 값을 가지고 있다. 그림 3은 최적화 이전과 이후의 $u(t;\theta)*G(t)$ 와 $y(t)$ 를 나타낸 것이다. 그림 2에서 예측할 수 있듯이 최적화 과정을 거쳐서 $y(t)$ 와 매우 유사한 신호를 만들어 내는 $u(t;\theta)$ 를 추정할 수 있었다.

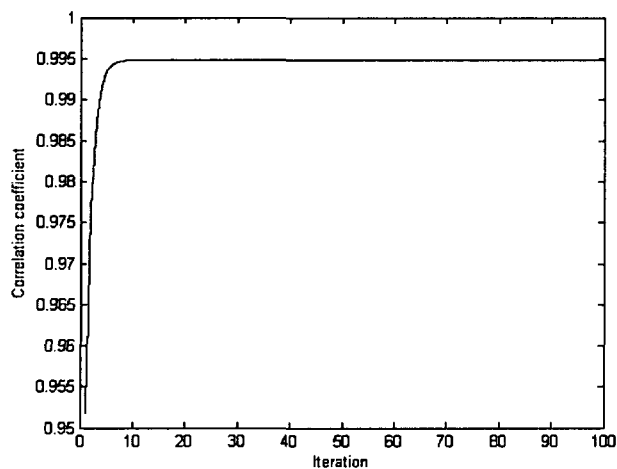


그림 2 최적화에 따른 상관관계계수의 변화
Fig. 2 Correlatioin coefficients vs iteration

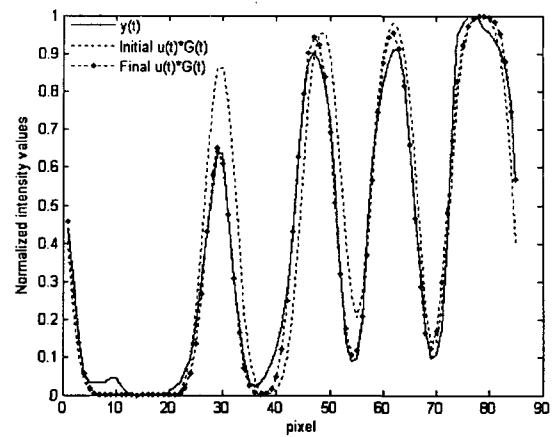


그림 3 제안된 알고리즘을 이용하여 복원한 신호
Fig. 3 A restored signal using proposed method

표 1은 제안된 알고리즘을 복호가 불가능 하였던 4개의 행에 적용하였을때, 최적화 이전및 이후의 상관관계 계수의 변화를 요약한 것이다. 표에서 볼 수 있듯이 최적화를 통하여 상관관계계수가 크게 증가된 것을 볼 수 있다. 이러한 최적화 과정을 거쳐서 추정하여 낸 에지위치를 사용하여 복호를 다시 시도한 결과 모두 성공적으로 복호할 수 있었다.

표 1 복호 되지않았던 행들의 상관관계계수의 변화
Table 1 Correlation coefficient before and after optimization

	(1,7)행	(1,13)	(2,8)	(5,7)
초기 상관관계계수	0.959	0.954	0.954	0.951
최적화후상관 관계계수	0.998	0.996	0.996	0.995

4. 토 론

본 논문에서 제안한 알고리즘은 기존 방법에 비하여, 에지를 잘 복원할 수 있을 뿐만 아니라 정규화 인자의 수동 조절이 필요없는 등의 장점을 가지고 있다. 이러한 장점은 복원하고자 하는 이진 신호의 에지의 총 개수가 알려져 있다는 정보를 잘 이용한 결과이다. 이진 파형에 있어서의 에지의 개수는 매우 중요한 정보이므로 이를 이용하는 제안된 방법이 기존의 방법보다 좋은 성능을 보이는 것은 자연스러운 현상이다.

본 논문에서 제안된 방법에서는 blurring 함수가 알려져 있다고 가정하였다. PDF417과 같은 바코드 규격에 있어서는 이 가정이 합리적이라고 볼 수 있다. 이 규격에는 시작 패턴및 종료 패턴이 있어서 이 패턴을 분석하면 blurring 을 추정할 수 있게 된다. Blurring 함수가 알려져 있지 경우에는, blurring 함수의 추정과 에지의 추정을 동시에 할 수 있는 blind deblurring 알고리즘을 적용하여 영상을 복원하는 방법을 고려해 볼 수 있는데 이는 추후 연구과제에서 진행

할 계획에 있다.

본 논문에서 제안하는 방법은 에지의 개수가 알려져있다는 매우 중요한 가정에서 출발한다. 이와 같은 가정은 PDF417 과 같은 바코드 이진영상에서는 잘 맞지만 이 가정이 성립하지 않는 이진신호들도 많이 있게 된다. 만약 에지의 개수가 알려져있지 않은 경우에는, 본 논문에서 제안하는 알고리즘을 변형하여 유용하게 사용할 수 있을 것이다. 예를들면 에지 검출 알고리즘을 사용하여 후보점들을 추출하고 이 후보점들중 일차 미분치가 일정 문턱치보다 큰 점들을 에지의 개수로 가정하고 제안한 알고리즘을 적용할 수 있을 것이다. 그 뿐만 아니라 문턱치를 명확히 발견하기 어려운 경우에는 몇 가지의 가능한 에지 개수에 대하여 상관관계계수를 구하여 보고 그중 가장 큰 상관관계계수를 만드는 에지들을 탐색을 통하여 찾아서 최적의 영상을 복원하는 방법등을 고려해 볼 수 있다. 에지의 개수가 알려져 있지 않은 신호를 복원할 수 있도록 제안된 알고리즘을 변형하는 것은 추후 연구 과제이다.

본 논문에서 제안한 알고리즘을 효과적으로 구현하기 위하여서는 효과적인 최적화 기법이 필요로 하게된다. 본 논문에서 사용한 gradient descent 방법은 실현 가능성을 보여주기 위한 것으로 개선의 여지가 많이 있다. 보다 나은 성능을 보일수 있도록 preconditioned conjugate gradient [6], optimization transfer [6] 등의 방법을 적용하여 성능을 개선하는 연구를 진행할 계획으로 있다.

5. 결 론

본 논문에서 제안한 이진신호 복원 알고리즘은 에지의 개수가 알려진 이진신호에 대하여, 전체 신호를 직접적으로 복원하는 대신에 에지의 위치를 추정하는 방법을 사용하여 효과적으로 신호를 복원하였다. PDF417 규격의 이차원 바코드 영상을 사용한 실험에서, 제안된 알고리즘은 에지 개수 정보를 사용하지 않은 복원 알고리즘보다 좋은 성능을 보였고 수동의 인자 조절이 필요 없는 등의 장점도 보였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 이진 신호에 있어서 매우 중요한 정보인 에지의 개수를 활용하였으므로 에지의 개수가 정해져 있는 이진 신호의 복원에 효과적으로 사용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] E Joseph and T Pavlidis, "Bar Code Waveform Recognition Using Peak Locations," *IEEE Trans. PAMI* Vol.16, No.6, 1994.
- [2] S Esedoglu, "Blind Deconvolution of Bar Code Signals," *Inverse Problems*, vol.20, pp.121-135, 2004
- [3] T Witman, "Deblurring and Restoration in Barcode Signal Processing," *SIAM Conference on Imaging Science*, 2004.
- [4] N Nguyen and P Milanfar, "A Computationally Efficient Superresolution Image Reconstruction Algorithm," *IEEE Tran. Image Processing*, Vol.10, No.4, April, 2001.
- [5] S Shellhammer, D Goren and T Pavlidis, "Novel Signal-Processing Techniques in Barcode Scanning," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol.6, No.1, March, 1999.
- [6] B Polyak, *Introduction to Optimization*, Optimization Software Inc, New York, 1987.
- [7] R C Gonzalez, R E Woods and S L Eddins, *Digital Image Processing using MATLAB*, Prentice Hall, 2004.

저 자 소 개



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 정보통신학과 조교수

Tel : +82-2-3277-4084

Fax : +82-2-3277-3494

E-mail : jtkim@ewha.ac.kr