

論文96-33B-7-13

수리형태학과 적응적 종료 규칙을 이용한 영상 복원

(An Iterative Restoration Algorithm Using Adaptive Termination Rule And Mathematical Morphology)

金仁謙*, 李斗鉉*, 宋洪燁*, 朴圭泰*

(In Kyeom Kim, Du Hyun Lee, Hong Yeop Song, and Kyu Tae Park)

요 약

본 논문에서는 훼손된 영상의 반복적 복원시 반복복원의 횟수를 줄임과 동시에 잡음의 증폭을 줄일 수 있는 종료 규칙을 제안한다. 제안한 종료 규칙에서 사용한 잡음억제변수(noise suppression factor)는, 수렴구간 근처에서의 무의미한 반복을 제한하므로 계산량이 크게 줄어듬과 동시에 잡음증폭을 방지하여 더 나은 화질을 제공한다. 또한 영상 강조 분야에서 널리 알려진 비선형필터인 수리형태학적 필터링을 이용하여, 위의 결과영상에 존재하는 잡음과 윤곽선 부근 및 영상 경계 영역에 존재하는 링링현상(ringing effect)을 어느정도 제거하는 방법을 제안한다. 동적흐려짐과 가우시안 잡음이 섞인 lena 영상에 대한 실험결과로부터 제안된 종료 규칙을 이용한 반복복원 알고리즘과 결합한 수리형태학적 필터링으로 얻은 결과는 MSE측면에서뿐만 아니라 영상 화질이 상당히 좋아졌음을 보여준다.

Abstract

In this paper, we propose a new termination rule for the iterative restoration of degraded images, by which the number of iterations can be dramatically reduced. This rule uses a parameter, called noise suppression factor(NSF), to appropriately terminate the iteration process, reduces a lot the computational load, and avoids the amplification of noise for the better quality. We also propose a method using the morphological filters, when applied to the resulting image, that will significantly reduce the ringing effect which would otherwise exist in the boundary of the image. Simulation with the blurred lena image with gaussian noise shows that the proposed termination rule combined with the morphological filtering gives the restored image with much improved quality.

1. 서 론

영상 복원은 훼손된 영상으로부터 훼손요인을 제거하여 인간의 시각 특성에 가장 근사하는 영상을 얻는 것을 목적으로 한다. 즉 훼손 영상으로부터 인간이 보기에 선명한 영상을 제공하는 것을 최종 목적으로 한다. 영상복원 분야는 우주에서 전송되어 온 영상을 복원하는 분야에서 발전하여 오늘날에는 여러 통신선로

상에서의 여러 및 디지털 영상의 양자화 에러를 제거하는데 이르기까지 다양한 분야에서 응용하고 있다. 영상 훼손은 원영상의 선형 흐려짐(motion, out of focus, atmospheric)과 첨가된 가우시안 잡음에 의해 모델링 할 수 있다^[2]. 이때 훼손 모델링은

$$g = Hf + n \quad (1)$$

이며 여기서 g, f, n 은 각각 훼손 영상, 원 영상, 첨가 잡음을 의미한다. H 는 영상 시스템의 점확산 함수이다. 이때 첨가 잡음은 측정 오차, 양자화 잡음 등을 의미한다. 그러나 훼손된 영상의 점 확산 함수와 잡음의 singularity 때문에, 영상의 복원은 입력의 작은 변화

* 正會員, 延世大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Yonsei University)

接受日字:1995年3月20日, 수정완료일:1996年3月20日

에도 출력의 큰 변화를 가져오는 악 조건(ill-posed problem)이 된다. 이에 만약 역 변환이 악조건이라면, 역 해는 불안정스러운 결과를 가져온다.

악조건에 대한 해는 정칙화에 의해서 이루어진다. 정칙화는 두 가지 방법에 의해 이루어 질 수 있다. 첫번째는 직접적인 방법이고 두번째는 반복적인 방법이다^{1, 3,4)}. 직접적인 방법은 계산상의 부담이 적고 시간이 적게 걸리는 장점이 있지만 한가지의 해 외에 다른 가능성을 가지지 않는 단점을 가지고 있다. 반복적인 방법은 여러 가지 이유로 인해 영상 복원 분야에서 가장 널리 연구하고 있다. 이러한 반복적인 방법은 특히 흐려짐 함수와 같은, 영상 신호에 대한 사전 정보가 있을 때, 또는 흐려짐과 잡음 제거의 정도를 사용자가 조정하고 싶을 때 특히 우수하다. 반복 복원은 만약 수렴한다면 직접적인 방법에서 구한 해로 접근해갈 것이다. 그러나 반복복원의 두드러진 특징의 하나는 수렴이전에 반복을 멈추어 deblurring의 효과를 줄이는 대신 반복에 따라 커지는 잡음의 증폭을 막아 육안으로 보기에 더 좋은 영상으로 복원할 수 있다는 것이다. 그러나 기존의 Katsagellos³⁾나 Sullivan⁴⁾ 등이 제안한 영상복원 알고리즘은 위의 목적을 위해서는 적합하지 못하다. 이에 본 논문에서는 반복의 횟수를 줄임과 동시에 잡음의 증폭을 줄일 수 있는 종료 규칙¹¹⁾을 적용적으로 구현한 결과를 보여주며, 영상 강조 분야에서 널리 알려진 비선형필터인 수리형태학적 필터링을 결과 영상에 적용하여 증폭된 잡음을 없애는 방법을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 종료 규칙은 반복 알고리즘의 다항식적인 표현을 이용하여 각 단계에서의 추정 값인 원 영상에 대한 오차를 원 영상과 잡음을 알지 못한 상태에서 구해낸 뒤, 이를 신호에 의한 오차와 잡음에 의한 오차로 구분하여 이 둘 간의 비율을 달리하여 사용자의 기호에 맞는 최적의 영상을 적은 계산량에 의해 구하는데 초점을 맞춘다. 그러나 반복적 복원 기법에 의한 결과 영상도 어느정도는 잡음 증폭으로 인하여 눈에 거슬리는 영상의 모양을 하고 있는데 이것은 영상 복원 기법이 MSE(mean square error)에 근거하여 영상을 복원하기 때문에 발생하는 문제이다. 이러한 잡음은 영상 전역에 깊게(dense) 퍼져 있기 때문에 저주파필터나 median 필터를 이용하여 제거되지 않으며, 따라서 새로운 잡음 형태를 제거하기 위한 방법이 필요하게 된다. 일반적으로, 수리형태학적 필터링은

scanned 정지영상이나, 움직임 추출시 경계선 검출을 위한 영상의 잡음제거에 이용되나¹⁵⁾, 본 논문에서는 명암도 영상(gray-scale image)을 처리하는 수리형태학을 이용하여 MSE 를 기준으로 복원된 영상의 잡음 제거를 수행하는 알고리즘을 제안한다. 일반적인 수리형태학은 이진 영상에서 경계선이 존재하는 경우 opening과 closing 을 통하여 convex hull 상으로 접근해가는 특성을 가지고 있다¹⁶⁾. 이러한 특성은 명암도 영상(gray-scale image)의 경우에도 적용할 수 있는데, 이것은 이진영상을 명암도 영상으로 확장하여 처리하는 원리에 기인한다. 반복복원 기법으로 얻은 결과 영상의 미세한 잡음을 제거하기 위하여 수리형태학적 필터의 새로운 적용을 제안한다.

II. 정칙화 영상 복원

역함수 필터란 오차 함수 $E(f) = \|g - Hf\|$ 를 최소로 하는 필터이다. 그러나 불행히도 이 방법은 여러 가지 문제점을 가지고 있다. 첫번째로 역함수 필터가 존재하지 않을 수도 있다. 이는 $H(m,n)$ 이 주로 저역 통과기의 특성을 가지므로 특정한 주파수에서 0이 될 수 있음을 의미한다. 두번째로 H 의 주파수 응답이 실제로 0이 되지는 않더라도 고주파에서 잡음의 과도한 증폭을 초래할 수 있다. 이는 blurred image의 에너지가 저주파에 몰려 있는 반면 잡음 성분은 상대적으로 고주파에 몰려 있기 때문이다.

이러한 이유로 정칙화 기법이 제안되었다¹⁸⁾. 이는 역함수방식을 그대로 수용하면서 점확산함수(PSF)가 단일점(singular-point)을 갖거나 악조건(ill-condition)인 경우에도, 역함수가 가능하도록 하는 영상 복원 방식으로, 제한 조건 $\|g - Hf\| = \|n\|$ 를 갖는 새로운 오차 함수 $\phi(f)$ 에, Lagrange multiplier¹²⁾를 도입하여 다음과 같이 정의한 오차 함수를 최소화시킨다.

$$\phi(f) = \|g - Hf\|^2 + \alpha \|Cf\|^2 \quad (2)$$

이때 C 를 정칙화 연산자라고 하며 일반적으로 고주파 필터가 쓰이고 α 는 정칙화 매개변수라고 하며 잡음 증폭을 억제하고 떨림효과를 줄이기 위해 사용된다. 이렇게 정의한 오차 함수를 최소화시키는 방법을 정칙화 복원 기법이라 한다.

1. 영상 복원 방법

영상복원에는 직접적인 방법과 반복적인 방법이 있

으며, 직접적인 방법은 (2)에서 정의된 오차 함수를 최소화시키는 해답을 직접 구하는 방법으로 해답은 다음과 같다.

$$\hat{f} = (H^*H + \alpha C^*C)^{-1}H^*g \quad (3)$$

이때 α 값은 최적의 복원 영상을 갖도록 실험적으로 주어진다.

그러나 이렇게 구한 해답을 직접적인 행렬 계산에 의해 구현한다는 것은 불가능하다. 이는 위의 행렬들이 f 와 g 가 $N^2 \times 1$, H 와 C 가 $N^2 \times N^2$ 의 크기를 갖기 때문이다. 이에 H 와 L 이 block circulant 행렬임을 이용하여 이들의 고유값(eigen value) 행렬과 고유 벡터(eigen vector) 행렬을 써서 구현한다. 이는 다음과 같다.

$$\hat{f} = \sum_{mn} \frac{\lambda_{mn}^*}{\lambda_{mn}^2 + \sigma_{mn}^2} (g, v_{mn})v_{mn} \quad (4)$$

이때 λ_{mn} 은 H 의 고유값, σ_{mn} 은 C 의 고유값, (g, v_{mn}) 은 g 의 2D 푸리에 변환을 말한다.

영상복원 방법중에서 널리 쓰이는 반복 복원 방법은 식(2)에 의해 정의된 오차를 반복에 의해서 서서히 줄여나가는 방법으로서, 직접적인 방법이 별다른 개선의 여지가 없는데 비해, 반복적인 방법은 다양한 사전 지식을 적용할 수 있고, 다양한 알고리즘을 적용할 수 있는 등 개선의 여지가 많아 현재 널리 연구가 이루어지고 있다^[7-9]. 이 방법은 수렴 이전에 반복을 멈출 수 있어 잡음 증폭을 막을 수 있으며, 반복 시에 이를 관리하여 주관적인 관점에서의 최적 위치에서 복원을 멈출 수 있고, 직접적인 방법과는 달리 역함수 연산자가 필요 없이 H 만으로 구현할 수 있는 등 여러 가지 장점이 있다.

2. Steepest Descent 알고리즘

영상 복원을 위해 사용되는 대표적인 반복처리 방법에는 steepest descent 알고리즘과 conjugate gradient 알고리즘이 있다. steepest descent 알고리즘이란 오차 함수를 정의한 뒤 각 단계에서 추정된 해답의 오차를 음의 기울기(negative gradient)를 따라 이를 최소화하도록 주어진 방정식을 푸는 방법이다. 이는 Biemond등이 정칙화 방법에 처음 적용하였다^[7]. steepest descent 방법에 의해 훼손된 영상을 처리할 경우 $k+1$ 번째 반복하였을 때의 해는

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k - \gamma_k d_k \quad (5)$$

과 같다. 이때 γ_k 는 k 번 반복했을 때의 step size이며, d_k 는 복원 벡터이다. steepest descent 방법에서는 k 번 반복했을 때의 해 \hat{f}_k 의 기대 값에 대한 기울기를 d_k 로 한다.

$$d_k = \nabla \varphi(\hat{f}_k) = A \cdot \frac{\partial \varphi(\hat{f}_k)}{\partial \hat{f}_k} \quad (6)$$

이로부터 복원 벡터 d_k 는

$$d_k = -H^*(g - H\hat{f}_k) + \gamma_k C^*C\hat{f}_k \quad (7)$$

가 된다. 또한 이때 step size γ_k 는 고정된 값으로 될 수도 있으나, 각 단계마다 최적의 값을 구하여 대치할 수 있다. 이는 매 반복 시에 γ_k 에 대한 오차 함수의 기울기가 0이 되는 점에서 최적 값을 갖는다. 즉

$$\frac{\partial \varphi(\hat{f}_{k+1})}{\partial \alpha_k} = 0 \quad (8)$$

식 (7)과 (8)에 의해 최적의 step size는

$$\gamma_k = \frac{\|d_k\|^2}{\|Hd_k\|^2 + \alpha \|Cd_k\|^2} \quad (9)$$

과 같다. 이에 초기 값을 $\hat{f}_0 = \gamma_0 H^*g$ 로 주어 매 단계에서 d_k, γ_k 를 구하여 위의 알고리즘을 반복할 때, 식 (1)에 대한 참 해에 수렴해 갈 것이다. 이때 초기 복원 벡터 식(7)로부터

$$d_0 = -H^*(g - H\hat{f}_0) + \alpha C^*C\hat{f}_0 \quad (10)$$

와 같이 정한다.

III. 적응적 종료 규칙

반복 복원에서 복원 영상의 화질을 좌우하는 중요한 요인중 하나는 반복을 언제 종료 시킬 것인가하는 것이다. Katsaggelos 등은 종료 규칙^[3]으로 다음의 수식을 제안하였다.

$$\frac{\|\hat{f}_k - \hat{f}_{k-1}\|}{\|\hat{f}_k\|} \leq 10^{-\rho} \quad (11)$$

ρ 는 실제 구현 시스템의 정확도에 따라 정해지는 상수이며, $\|\cdot\|$ 는 벡터의 norm을 나타낸다. 그러나

이는 복원 해가 원영상과 비교하여 최소의 MSE로 수렴하지 않는 경우에 반복을 중지할 수 없으며, 수렴하더라도 수렴값 근처에서 비슷한 값으로 계속적인 반복을 수행하므로 효율적이지 못하며, 이 종류규칙으로 복원된 해는 MSE나 SNR측면에서는 우수하나 잡음의 증폭이 심하게 되어 육안으로 보기에는 별로 좋은 결과를 얻지 못했다. 이것은 MSE를 기준으로 한 평가 방법이 인간시각 특성에 정확히 부합하지 않는다는 사실에 기인한다.

이에 본 논문에서는 인간 시각체계에 적합한 복원 영상을 얻기 위하여 새로운 종료 규칙을 제안한다. 앞서 말한 것처럼 steepest descent 알고리즘은 각 반복 단계에서의 해를 다항식으로 표현할 수 있다. 이는

$$\hat{f}_0 = BH^*g \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \hat{f}_{k+1} &= \hat{f}_k - \gamma(-H^*(g - H\hat{f}_k) + aC^*C\hat{f}_k) \\ &= \gamma H^*g + (I - \gamma(H^*H + aC^*C))\hat{f}_k \\ &= \gamma H^*g + R\hat{f}_k \end{aligned} \quad (13)$$

로 표현되며, 이때 I 는 항등 행렬이다. 계산에 의해

$$\begin{aligned} \hat{f}_k &= \gamma \sum_{r=0}^k R^r g \\ &= \gamma(I - R)^{-1}(I - R^{k+1})g \end{aligned} \quad (14)$$

이 되며, 이는 $(I - R)$ 이 invertible, 즉 H 의 역함수가 존재한다고 가정할 때이다. 이를 고유 벡터와 고유값을 사용하여 표현해 보면

$$\hat{f}_k = \sum_{mn} \frac{\lambda_{mn}^*}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} [I - (I - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1}] (g, v_{mn})v_{mn} \quad (15)$$

이때 이때 수렴조건은 다음과 같다.

$$|1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2)| < 1 \quad \forall m, n \quad (16)$$

이제 식 (1) $g = Hf + n$ 을 이용하여 원 영상과 k번째 영상과의 오차를 구해보면

$$\begin{aligned} \|f - \hat{f}_k\| &= \left\| \sum_{mn} \frac{a\sigma_{mn}^2 + \lambda_{mn}^2(1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1}}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} (f, v_{mn})v_{mn} \right. \\ &\quad \left. - \frac{\lambda_{mn}^*(1 - (1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1})}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} (n, v_{mn})v_{mn} \right\| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\leq \sum_{mn} \left| \frac{a\sigma_{mn}^2 + \lambda_{mn}^2(1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1}}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} \right| |(f, v_{mn})| \\ &\quad + \sum_{mn} \left| \frac{\lambda_{mn}^*(1 - (1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1})}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} \right| |(n, v_{mn})| \\ &= E_1(k) + E_2(k) \end{aligned} \quad (17)$$

이 된다. 이때 첫번째 항 $E_1(k)$ 은 복원 영상의 흐려짐 정도를 나타내는 오차한계(error bound)로 단조 감소하다가 $k \rightarrow \infty$ 로 감에따라 일정한 값으로 수렴하며, 두번째 항 $E_2(k)$ 은 잡음의 증폭 정도를 나타내는 오차한계로 단조 증가하다가 $k \rightarrow \infty$ 에 따라 일정한 값으로 수렴한다.

Sullivan은 이를 이용해 아래와 같은 종료규칙^[4]을 제안하였다.

$$\begin{aligned} E(\|f - \hat{f}_k\|^2) &\leq \sum_{mn} \left| \frac{a\sigma_{mn}^2 + \lambda_{mn}^2(1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1}}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} \right|^2 \delta^2 \\ &\quad + \sum_{mn} \left| \frac{\lambda_{mn}^*(1 - (1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1})}{\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2} \right|^2 e^2 \end{aligned} \quad (18)$$

여기서 e 는 잡음의 에너지를 의미하며 δ 는 영상의 에너지를 의미한다. 또한 이때 δ^2 은 $\delta^2 = g^T g - e^2$ 을 통해 구해진다. 그러나 이는 역시 수렴 근처에서의 의미없는 반복을 계속하며 영상 에너지의 불완전한 측정에 따른 오차를 갖고 있다. 식(18)의 첫번째 단은 $E_1(k)$ 와 비례하며 두번째 단은 $E_2(k)$ 에 비례한다.

그러나, 이 오차 식을 그대로 이용하여 종료규칙으로 사용할 경우 최상의 MSE를 얻을 수는 있으나 이는 직접적인 방법에서 구한 해와 같이 잡음의 증폭이 과다하여 육안으로 보기에는 좋은 결과를 얻을 수 없다. 이에 본 논문에서는 잡음 증폭 방지를 위해 잡음 증폭 억제 변수 μ 를 첨가한다. 즉 잡음에 의한 오차 값을 상대적으로 높여 종료 규칙에 적용함으로써 인간 시각 특성에 맞는 영상으로 복원한다. 각각의 오차 한계는 식(18)식의 각 단과 비례하며, 이때 μ 는 1보다 큰 값을 가지므로 다음의 관계를 만족한다.

$$\|f - \hat{f}_k\| \leq E_1(k) + E_2(k) \leq E_1(k) + \mu E_2(k) \quad (19)$$

식(19)의 관계로부터 본 논문에서 제한하는 종료규칙은 다음의 부등식으로 주어진다.

$$E\{\|f - \hat{f}_k\|^2\} \leq \sum_{mn} \left| \frac{a\sigma_{mn}^2 + \lambda_{mn}^2(1 - \gamma(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2))^{k+1}}{(\lambda_{mn}^2 + a\sigma_{mn}^2)\lambda_{mn}} \right|^2 \delta^2$$

$$+ \mu \sum_{mn} \left| \frac{\lambda^*_{mn} (1 - (1 - \gamma (\lambda^2_{mn} + \alpha \sigma^2_{mn}))^{k+1})}{\lambda^2_{mn} + \alpha \sigma^2_{mn}} \right|^2 e^2 \quad (20)$$

또한 복원해가 원 영상과의 MSE가 최소인 지점에서 종료되지 않는 경우와, 최소의 MSE로 수렴하는 경우에도 무의미한 반복을 방지하여 반복 복원시 계산량을 줄여주는 장점을 갖는다.

앞에서 구한 식(20)은 μ 의 결정에 따라 사용자가 원하는 위치에서 반복을 멈출 수 있다. 그러나 대부분의 경우 주관적인 척도가 아닌 객관적 척도, 즉 MSE의 관점에서 처리를 하므로 이를 기준으로 μ 의 결정을 이용할 수 있다. 본 논문에서는 위의 목적을 위하여 완전 수렴 영상 MSE로부터 99%에 도달하는 매개변수로서 μ 를 설정한다. 위의 관계식으로 부터 구현된 관계식은 다음과 같다.

$$\mu = a + \frac{b}{\sigma} + \frac{c}{\sigma^2} + \frac{d}{\|Cg\|^2} + \frac{e}{\|Cg\|^4} \quad (21)$$

σ 는 잡음의 분산이고 $\|Cg\|$ 은 훼손 영상의 고주파 성분을 의미한다. 영상의 고주파 성분이란 잡음이 많은 부분을 차지하므로 잡음의 또 다른 특성으로서 이용할 수 있는 것이다. 위의 식은 잡음 분산이 증가함에 따라 μ 가 감소되고, 또한 $\|Cg\|^2$ 이 증가함에 따라 μ 가 감소하도록 하는 식이다. 즉 식(21)에서 구해지는 μ 는 영상에 잡음이 많이 존재할 경우에는 최소 MSE를 갖는 지점에서 종료하도록 하고, 잡음이 거의 존재하지 않을 경우는 μ 의 값이 커지므로 의미없는 반복을 멈추게 한다.

IV. 명암도 형태학적 연산(gray-scale morphological operator)

이진 수리형태학적 연산자는 집합이론을 이용하여 명암도 연산으로 확장할 수 있으나, 극대(maximum) 혹은 극소(minimum) 연산을 사용하면 쉽게 명암도 연산을 정의할 수 있다. 명암도 확장(gray-scale dilation)과 명암도 수축(gray-scale erosion)을 나타내면 다음과 같이 정의할 수 있다^[10].

$$\begin{aligned} (f \oplus g)(x, y) &= \max_{(t_1, t_2) \in G} \{f(x, y) + G(t_1, t_2)\} \\ (f \ominus g)(x, y) &= \min_{(t_1, t_2) \in G} \{f(x, y) - G(t_1, t_2)\} \end{aligned} \quad (22)$$

이때 G 는 구조요소이고 f 는 원영상을 나타낸다. 위의 두 연산도 이진 수리형태학적 연산과 같이, 쌍을 이루어서 쓰이는 경우가 많으며, 명암도 확장과 명암도 수축을 사용하여 명암도 opening 과 명암도 closing 를 정의한다.

$$\begin{aligned} (f \cdot g) &= ((f \ominus g) \oplus g)(x, y) = \max_{(x, y) \in G} \left(\min_{(t_1, t_2) \in G} f(t_1, t_2) \right) \\ (f \cdot g) &= ((f \oplus g) \ominus g)(x, y) = \min_{(x, y) \in G} \left(\max_{(t_1, t_2) \in G} f(t_1, t_2) \right) \end{aligned} \quad (23)$$

$f(t_1, t_2)$ 는 Minkowski 합과 차를 표현하기 위하여 식(22)의 수식을 적용하여 도입하였다.

그림 1에 opening 과 closing 의 결과를 보여 주었다. 입력 영상 f 에 opening과 closing 을 구현한 결과 함수를 함께 보여준다. 이때 g 는 구조요소이다. $o(f, g)$ 는 opening을 $c(f, -g)$ 는 closing 를 나타낸다.

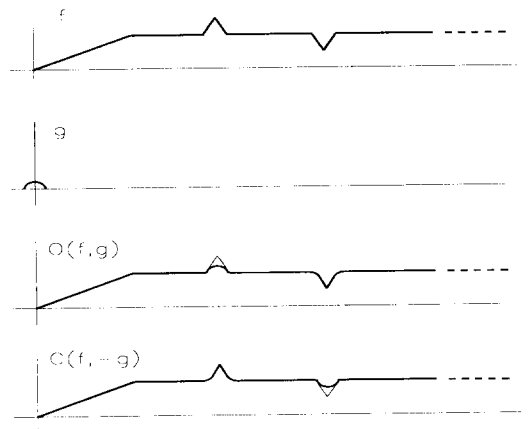


그림 1. opening과 closing의 예
Fig. 1. The example of opening and closing.

1. 블럭 특성과 명암도 수리형태학적 필터

명암도 수리형태학적 필터는 일반적인 다른 필터와 마찬가지로 특정 특징을 강조하고 또 다른 특징은 감쇄시키는 작용을 한다. 수리형태학적 필터는 구조요소(structuring element)의 모양으로 그러한 작용을 하므로 Fourier 변환이나 Hilbert 변환등과 같이 추상적이지 않다. 명암도 영상에 opening 혹은 closing 연산을 수행하면 영상의 복잡도가 감소하는데, 이는 영상의 이차 미분치 크기를 작게 하는 결과를 가져온다. 즉 opening 연산을 수행한 영상에서, 이차 미분치 음의 크기는 어떤 임계치 이하 값을 갖는다. 그리고 closing

연산을 수행한 영상의 이차 미분치 양의 크기는 역시 어떤 임계치 이하의 값을 가진다. 왜냐하면 윤곽선을 갖는 영상의 경우, 수리형태학적 필터링 결과는 윤곽선의 Convex Hull을 구성하는 방향으로 이루어지기 때문이다. 명암도 연산의 어려움은 각 영상이 비정적인 특성과 함께 서로다른 구조요소에 따라 Convex Hull을 구성하지 못할수도 있다는 사실로부터 기인하는데, 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 각 영상을 블러화하여 그 특성에 따라 구분하고 각각 여러 형태의 디스크 모양을 이용하여 처리한다. 각 블러의 특성은 크게 네가지로 구분한다. 각 블러는 무변화 영역, 수직영역, 수평영역, 그리고 중간영역으로 구분하여 처리한다. 인간의 시각체계가 평면 영역에서의 잡음에 민감하며 경계영역에서의 잡음은 인간의 시각에 크게 영향을 미치지 않기 때문에^[11], 무변화 영역과 중간영역으로 구분한 블러는 구성요소의 디스크 크기를 크게 하여 처리하며 수직영역과 수평영역인 경우 디스크 크기를 작게 하여 정보손실을 최소화한다.

2. 수리형태학을 이용한 잡음제거

적응적 종료 규칙을 이용하여 영상을 복원하는 방법은 기존 알고리즘을 이용한 복원영상의 증폭된 잡음으로 인하여 눈으로 보기에 좋은 영상이 아니라는 사실에 근거한다. 그러나 적응적으로 종료 규칙을 적용하여 영상을 얻는다 할지라도 잡음 증폭을 다 제거한다는 것은 불가능하며 영상 복원시 존재하게 되는 떨림 현상은 제거가 거의 불가능하다. 이것은 영상복원 기법이 MSE를 기준으로 처리한다는 사실로부터 기인하며, 제안한 종료 규칙을 이용한 반복 복원은 영상의 흐려짐 제거를 어느정도 회색하는 한도내에서 영상의 잡음 증폭을 억제하는 방식이기 때문에 인간 시각 특성에는 부합한다고 볼 수 있다. 본 논문에서는 이러한 영상정보를 처리하기 위하여 먼저 영상을 각각 블러마다 특성에 따라 구분한다. 각각 특성별로 구분한 블러에 수리형태학적 필터링을 적용하여 영상을 복원하며, 이때 각 블러의 특성에 적합한 구조요소를 적용하여 필터링한다. 기존의 수리형태학에서처럼 복원영상을 얻기 위하여 opening 과 closing 을 전체 영상에 그대로 적용하는 경우 scanned 영상에 있는 잡음제거나 이진 영상의 윤곽선 추출 작업에는 용이하게 적용할 수 있으나, 위와 같은 수행방법은 본 논문에서 처리해야 하는 흐려짐과 잡음증폭된 명암도 영상에서 좋은 결과를 얻

을 수 없다. 본 논문에서는 블러의 영상특성이 수평 영역이나 수직 영역으로 구분을 한 경우, opening 을 먼저 수행한 후, 그 영상 결과에 closing을 수행하여 결과를 얻으며, 무변화 영역이나 중간 영역으로 구분한 경우 closing을 수행한 결과 영상에 opening 을 수행하여 결과를 얻는다. 이것은 확장(dilation) 연산의 결과와 제거(erosion) 연산의 결과가 명암도 영상의 결과에 미치는 영향이 다르기 때문이다. 이것은 확장과 제거의 특성으로부터 즉 수리형태학은 기본적으로 convex hull을 지향하는 특성을 가지고 있기 때문이다. 경계 영역이 존재하는 영상은 opening을 수행하여 기본적으로 인간의 시각특성에 덜 민감한 영상을 얻은 후 closing을 수행하여 영상을 복구하며, 블러 특성이 무변화나 중간변화도인 영상은 인간의 시각이 민감한 영역을 가지고 있으므로 먼저 영상을 closing을 수행하여 인간의 시각에 거슬리지 않는 영상을 만든 후 opening 을 수행하여 최종적인 결과를 얻어낸다. 이러한 과정을 표현하면 다음과 같다.

1. If (Class = 무변화영역 or Class = 중간영역)

Then $(f \cdot g)$ and $(f \cdot g)$

2. Else $(f \cdot g)$ and $(f \cdot g)$

(24)

그러나 위의 수행만으로 시각적으로 적합한 영상을 얻을 수 없다. 영상정보내에 있는 convex hull의 모양은 영상 내 고주파 성분이 제거된 저주파 성분을 많이 포함한 윤곽선 영상이므로, 원 영상정보에서 제거된 고주파 성분을 복원해 주어야 한다. 이것은 영상정보내에 윤곽선을 살려주는 역할을 함과 동시에 잡음 증폭이 다시 발생하는 결과를 유발 할 수 있다. 그러나 각 블러별로 블러특성에 따른 분류가 가능하므로 수평영역 혹은 수직 영역에만 위에서 구한 고주파 성분을 더해준다. 이때 고주파 성분은 가중치를 가하여 처리를 하며 잡음 증폭의 문제점이 발생하지 않도록 한다. 따라서 본 논문에서는 제거된 고주파 영상 성분을 얻어내기 위하여 복원된 영상과 수리형태학적 필터링을 거친 영상간의 차이 영상을 얻은 후 각 블러 특성에 따라 각 차이에 가중치 값을 가한 후 결과 값을 얻는다. 그러나 차 영상은 근본적으로 경계영역을 포함함과 더불어 영상복원시 발생한 증폭 잡음을 가지고 있으므로, 차 영상에 opening 과 closing 을 적용하여 나온 결과를 결과 영상 합에 적용한다.

식(24)에서 얻어진 결과 영상을 $MR(x, y)$ 이라 하고

식(20)의 종료 규칙을 통하여 얻어진 결과 영상을 $OR(x,y)$ 라 하면 이때 차 영상은 다음의 식으로 표현할 수 있다.

$$D(x,y) = OR(x,y) - MR(x,y) \quad (25)$$

$$MD(x,y) = \alpha(D \cdot g)(x,y) + \beta(D \cdot g)(x,y) \quad (26)$$

식의 α 와 β 는 각 영상정보에 가해지는 가중치를 의미하며, 위의 식으로부터 얻어진 최종 결과 식은 다음과 같다.

$$R(x,y) = MR(x,y) + \gamma MD(x,y) \quad (27)$$

이때 γ 는 가중치를 나타낸다. 이때 $R(x,y)$ 는 최종 복원 영상을 나타낸다.

위의 영상 복원 결과는 인간의 시각특성이 민감하게 반응하는 평평한 영역에서는 균일한 분포영상을 보여주고 윤곽선 영역에서는 정보를 그대로 보존함으로써 인간이 보기에 좋은 영상결과를 보여준다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 사용한 원 영상은 256×256 의 크기를 갖는 'Lena' 영상이며, 사용되어진 점 확산 함수는 길이 9 픽셀의 동적 흐려짐으로 하였다. 또한 정칙화 연산자 C 로는 3×3 의 라플라시안 연산자를 사용하였고 정칙화 매개변수로는 0.003의 실험적인 값을 사용하였다.

훼손 영상 g 는 위에서 말한 동적 흐려짐에 의해 흐려진 영상에 가우시안 백색잡음을 첨가하여 BSNR 20db가 되도록 하였으며 그림 2에 나타내었다. 여기서 blurred SNR이란 다음과 같이 정의된다.

$$BSNR = 10 \log \left(\frac{\text{variance of the blurred image}}{\text{variance of the noise}} \right) \quad (28)$$

잡음의 분산은 훼손된 영상 g 로부터 구해낼 수 있다. 잡음이 평균 0을 가지고 있다고 가정하므로 $e = N \text{var}(\text{noise})$ 로 구할 수 있으며 이때 N 은 픽셀의 수이다.

본 논문에서는 첫째 훼손된 영상을 복원하는 반복복원 기법에서의 종료 규칙과, 두번째는 제안한 방법으로부터 얻은 결과 영상에 수리형태학적 필터링을 적용하여 인간시각 특성에 적합한 영상을 얻는 방법을 제안

한다. 각각의 실험은 독립적으로 수행하였으며, 수리형태학적 필터링은 블러크기를 8×8 로 정하여 실험을 수행하였다. 실험은 먼저 정칙화 방법중 직접적인 방법으로 행했으며 그 결과 MSE 값이 818인 훼손된 영상에서 MSE 값이 143인 영상으로 복원되었다.



그림 2. 흐려짐과 잡음이 섞인 영상
Fig. 2. The blurred and noise image.

다음으로 기존의 steepest descent 방법에 의해 복원한 경우로 Katsaggelos가 제안한 종료 규칙에 의해 반복을 중지한 결과 MSE 143으로 복원되었으나 반복 횟수가 278회로 지나치게 많은 반복을 하였다. 이때 최소의 MSE값은 반복 회수 217회에서 나타났으나 이 종료규칙은 이를 초과해 더 많은 반복을 했다. 또한 이렇게 복원된 해는 직접적인 방법에 의해 복원된 해와 같은 결과이나 둘다 잡음의 증폭이 심하게 되어 육안으로 보기에는 별로 좋지 못했다. 그림 3에서 그 결과를 보여준다.



그림 3. 기존의 영상 복원 결과
Fig. 3. The result of conventional image restoration.

마지막으로 식(20)을 이용하여 종료 규칙을 정한 실험으로, 그 결과는 물론 잡음 억제 변수를 얼마로 하느냐에 따라 결과가 달라졌다. 그 결과를 표 1에 나타내었다. 이때 위 방법이 step size를 변화시킴에 비해 여기서는 일정한 step size를 사용하며 본 논문에서는 1.3으로 하였다. 대체로 반복 횟수는 10회에서 50회로 계산상의 부담을 상당히 줄였으며 MSE는 위 방법에 근접하면서 잡음의 증폭이 과다하게 일어나기 전에 반복을 멈추었다.



그림 4. 제안한 방법 1의 결과
Fig. 4. The result of propose method 1.

식(21)의 각 가중치는 Mathematica 의 곡선추정기법으로 구하였으며 이때 a,b,c,d,e는 각각 0.9776, 55.9824, 0.45693, 1187.21, 138129 의 값을 갖는다. 그림 3과 그림4의 비교에서 그림4가 주관적인 평가에서 더 좋음을 볼 수 있다. 그러나 여전히 잡음이 존재함을 알 수 있는데, 이것은 MSE 측면에서의 영상 복원 결과에 기인한다. 그림 5는 수리 형태학적 필터링을 수행한 결과로 잡음 증폭의 제거뿐만 아니라 복원 영상의 떨림현상까지도 어느정도 제거한 것을 볼 수 있다. 이때 결과는 블러크기의 영향을 받는데 블러크기가 클수록 정확한 블러특성을 반영하지 못하므로 그 결과가 만족스럽지 못하다. 또한 식(26)과 식(27)에서 보여준 α, β, γ 의 영향을 받는다. 본 논문은 $\alpha=0.4, \beta=0.6, \gamma=0.8$ 의 가중치를 주어 실험을 행하였다. 또한 실험에 사용한 구조요소는 크기가 2이고, 무변화영역, 중간영역, 에지영역 각각에 대해 지름이 7, 5, 3의 디스크형을 실험에 이용하였다. 이때 구조요소는 그 지름과 크기에 따라 영향을 받으나 본 논문에서 제거하고자 하는 미세한 떨림현상은 작은 크기를 이용하였을

때 제일 효과적이었다.



그림 5. 제안한 방법 2의 결과
Fig. 5. The result of propose method 2.

그림 5는 그림 4에서 보여주는 왼쪽 기둥모양의 옆부분에 생기는 떨림 현상을 깨끗하게 보여주는 것을 알 수 있으며, 또한 모자 왼쪽의 선명도가 증가하였음을 보여준다. 인간시각 특성이 평면 영역에서의 떨림 영상에 민감하게 반응한다는 사실로부터 제안한 방법2로부터 얻은 결과 영상은 인간이 보기에 상당히 좋은 결과임을 알 수 있다.

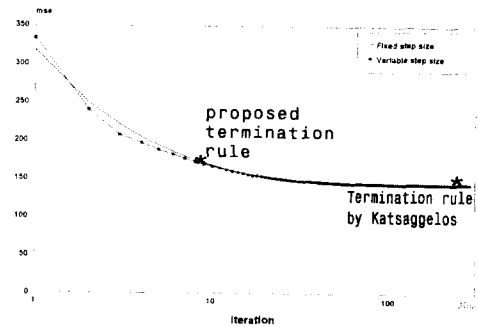


그림 6. 제안된 방법1과 Katsaggelos' 방법간의 종료점 비교
Fig. 6. The comparison of termination point between the proposed method 1 and Katsaggelos' rule.

그림 6에서는 반복에 따른 MSE의 변화와 각 알고리즘에 따른 반복 중지 지점을 도시하였다. 기존의 방법은 수렴이 거의 된 상태에서 무의미한 반복을 상당히 많이 함을 볼 수 있다. 이것은 실제 시스템을 구성하는 경우 상당한 시간을 요하게 될 것이

다. 그러나 제안한 방법은 수렴이 거의 이루어지는 지점에서 종료됨을 알 수 있다. 그림 7에서는 반복에 따른 오차 $\|f - \hat{f}_k\|$ 와 $E_1(k)$ 와 $E_2(k)$ 그리고 제안된 종료규칙의 값 변화를 도시하였다. 여기서 $\|f - \hat{f}_k\|$ 와 $E_1(k)$ 와 $E_2(k)$ 는 실제 원 영상과 잡음 영상을 이용해 구한 것이며 종료규칙은 본 논문에서 제안한 식(20)으로부터 구한 것이다.

다음은 영상의 잡음정도에 따른 적응 종료규칙을 실험하였다. 99% 수렴정도를 종료 위치로 한 이유는 대부분의 경우 처음 99%에 이르는 계산량과 마지막 1%에 이르는 계산량이 비슷하며, 복원 영상의 화질이 거의 비슷하기 때문이다. 표 2에서 계산된 NSF는 식(21)에 의해 잡음 분산으로부터 적응적으로 구해진다. 이는 입력 영상의 특성에 따라 NSF가 달라지는 것을 보여주며, 잡음 분산에 반비례하는 것을 알 수 있다. 즉, 잡음이 작은 영상일수록 수렴영역에서의 무의미한 반복을 많이 하므로 이러한 반복을 빨리 멈추게 할 필요가 있다. 따라서 이때는 NSF 값을 크게 하여 반복을 빨리 멈추도록 하는 것이다.

표 1. 제안한 방법1과 기존 방법의 비교

Table 1. The comparison of proposed method 1 and conventional method.

	MSE	반복 횟수	잡음억제 변수
훼손 영상	818.25		
직접 방법	143.86		
steepest descent	Katsggelos	278	
	Sullivan	more than 500	
제안방법1	145.02	58	4
제안방법1	151.36	22	4.8
제안방법1	163.10	12	5
제안방법1	175.21	8	5.2
제안방법1	186.24	6	6

표2에서 보여주는 100% 수렴영역에서의 반복횟수는 기존의 알고리즘이 최적의 위치로 반복을 끝낸 위치가 아니라 실험적으로 가장 작은 MSE를 얻을 수 있는 위치를 지정한 것이다. 기존의 알고리즘은 최적의 위치에서 멈추지는 않는다. 수리형태학적 필터링 수행은 인간 시각을 고려하여 적용함으로 인간이 보기에 좋은 영상결과를 얻는다. 그림 5에서 그 결과를 볼 수 있으며, 또한 표 2에 그 결과를 보여 준다. 수리형태학적 필터

링은, median 필터링이나 lowpass 필터링과 마찬가지로, 반복적인 영상 복원기법을 수행하지 않은 원래의 흐려진 잡음영상에 적용하는 경우 좋은 결과를 얻지 못하는데 이것은 잡음이 깊고(dense) 고르게 퍼져 있는 영상은 필터링이 불가능하기 때문이다.

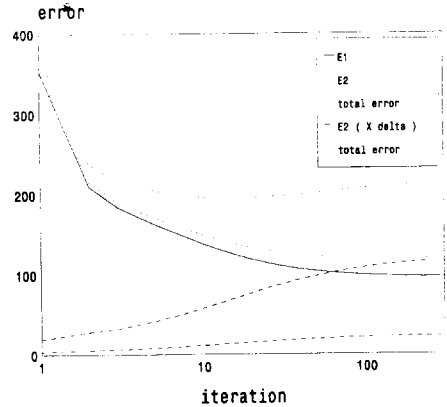


그림 7. 반복에 따른 오차의 변화와 종료점

Fig. 7. The transitions of errors and termination point.

표 2. 잡음분산과 NSF 그리고 MSE 간의 관계

Table 2. The relationship between noise variance and NSF and MSE.

훼손 영상의 MSE	잡음 분산	계산된 NSF	제안 방법1 MSE*	제안 방법2 MSE**	Ideal MSE	99%수렴 영역에서의 반복횟수	100%수렴 영역에서의 Ideal 반복횟수
843	43.65	2.6	178	162.9	177.7	14	33
832	31.47	3.2	167	153.0	165.7	16	50
818	17.84	4.86	154.7	144.1	149.6	18	121
803	2.81	23.1	133.3	126.7	132.8	34	103
802	1.77	35.2	131.8	125.3	130.8	36	162
801	0.573	101.8	129.3	124.9	129.8	42	131

* : proposed method 1

** : proposed method 2

제안한 종료 규칙은 표2에서 보듯이 대부분 10회에서 40회 정도의 반복으로 종료되므로 계산량의 부담을 상당히 줄였으며, μ 가 잡음 정도에 따라 자동적으로 결정되므로 블록특성을 반영하는 영상 복원에 매우 용이하다. 또한 잡음이 작게 있던 영상일수록 제안한 방법1과 제안한 방법2에서 MSE의 차이가 거의 나지 않는 것을 볼 수 있다. 이것은 제안한 방법1에서 복원된 영

상이 많은 잡음을 가지고 있는 것을 방법2에서 그러한 잡음을 제거하기 때문이다. 제안한 방법 2를 보면 MSE가 Ideal MSE보다 더 줄어든 것을 볼 수 있는데 이것은 수리형태학적 필터링 이후, 영상정보의 차 영상을 처리하여 더해줌으로써 MSE 결과에 도움을 주었기 때문이다. 잡음 분산이 10 이하인 경우, 제안한 방법1의 결과는 인간이 보기에 잡음이 있다는 느낌을 주지 않는 영상 결과를 보여준다. 또한 실험 결과가 Ideal MSE와 거의 차이가 나지 않는 것을 알 수 있다. 이것은 제안한 방법1을 수행한 영상에 증폭된 잡음이 거의 존재하지 않기 때문이다.

V. 결 론

본 논문에서 제안한 종료 규칙을 적용한 반복 복원 결과는 인간 시각체계에 알맞은 좋은 결과를 주며 반복횟수 또한 크게 줄었다. 형태학적 필터를 이용한 복원영상 결과는 인간시각 특성에 적합한 영상이므로, 이것은 영상 복원의 실용화를 의미하기도 한다. 또한 제안한 알고리즘은 윤곽선 부근을 최대한 살리면서 경계 영역 근처의 떨림 현상까지 제거하는 우수한 성능을 보여 주었다. 또한 시각적 특성을 반영한 결과와 더불어 MSE 측면에서도 오차 값을 줄이는 결과를 보여 주었다. 앞으로 많은 영상 정보들이 -단지 MSE나 PSNR 측면이 아니라- 인간시각 특성에 맞도록 만들어져야 하며, 따라서 기존의 복잡한 영상 복원 알고리즘들은 계산량을 줄이는 작업을 통하여 실용성을 반영해야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] K.T. Park, T.J. Moon, I.K. Kim, and D.W. Kim, "An Iterative Restoration Algorithm Using Adaptive Termination Rule" Proceedings of JTC-CSCC'95, pp 121-124, July, 1995.
- [2] H.C. Andrews and B.R. Hunt, *Digital Image*

Restoration, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1977.

- [3] A.K. Katsaggelos, "Iterative image restoration Algorithms" *Opt. Eng.* 28(7), pp 735-748, 1989.
- [4] B.J. Sullivan and A.K. Katsaggelos, "New termination rule for linear iterative image restoration," *Opt. Eng.* 29(5), pp 471-477, 1990.
- [5] R.A. Peters, II, "A New Algorithm for Image Noise Reduction Using mathematical Morphology", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 4, No. 5, pp. 554-568, May 1995.
- [6] Charles R. Giardina and Edward R. Dougherty, *Morphological Methods in Image and Signal Processing*, Prentice-Hall, 1988.
- [7] J. Biemond, R.L. Lagendijk, and R.M. Mersereau, "Iterative methods for image deblurring," *Proc. IEEE*, vol. 78, pp 856-883, 1990.
- [8] A.K. Katsaggelos, J. Biemond, R.W. Schaffer, and R.M. Mersereau, "A regularized iterative image restoration Algorithm", *IEEE Trans. Signal Processing*, 39(4), pp 914-929, 1991.
- [9] H. Joel Trussell, "Convergence criteria for iterative restoration method" *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-31, pp. 129-136, 1983.
- [10] Robert M. Haralick and Linda G. Shapiro, *Computer And Robot Vision*, Addison-Wesley, 1992.
- [11] Lim Jae Soo, *Two-Dimensional Signal And Image Processing*, Prentice-Hall, 1990.
- [12] Nikolas P. Galatsanos, and A.K. Katsaggelos, "Methods for choosing the regularization parameter and estimating the noise variance in image restoration and their relation" *IEEE Tran. Image Processing*, vol. 1, pp. 322-336, 1992.

— 저 자 소 개 —



金仁謙(正會員)

1967年 3月 10日生 1990年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학사). 1992年 8月 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학석사). 1992年 9月 ~ 현재 연세대학교 전자공학과 박사과정. 1996年 3月 ~

현재 안양전문대학 사무자동화과 전임강사



李斗鉉(正會員)

1967年 11月 21日生 1990年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학사). 1992年 8月 연세대학교 전자공학과 졸업 (공학석사). 1992年 9月-현재 연세대학교 전자공학과 박사과정



宋洪燁(正會員)

1984년 2월 연세대학교 공과대학 전자공학과 학사. 1986년 5월 미국 Univ. of Southm California 전기공학과 석사. 1991년 12월 미국 Univ. of Southern California 전기공학과 박사. 1992년

1월 ~ 1994년 4월 미국 USC-CSI Research Associate. 1994년 5월 ~ 1995년 8월 미국 Qualcomm Inc. (샌디에고 소재). Senior Engineer. 1995년 9월 ~ 현재 연세대학교 공과대학 전자공학과 조교수

朴圭泰(正會員) 第 32券 B編 第 12號 參照

현재 연세대학교 전자공학과 교수