

공간 영역 제약 정보를 이용한 적응 Gradient-Projection 영상 복원 방식

학생회원 송 원 선*, 정회원 홍 민 철*

An Adaptive Gradient-Projection Image Restoration Algorithm with Spatial Local Constraints

Won-Seon Song* Student Member, Min-Cheol Hong* Regular Member

요 약

본 논문에서는 공간 영역의 제약 정보를 이용한 적응 영상 복원 방식을 제안한다. 공간 영역의 제약 정보로는 국부 정보의 평균, 분산 및 최대 값을 이용하였으며, 반복 기법을 이용하여 매 반복 해에서 얻어진 복원 영상으로부터 상기 제약 정보를 설정하게 되고, 위의 제약 정보는 임의의 입력 값에 의해 정의되는 매개 변수와 더불어 복원 영상의 국부 완화 정도를 결정하게 된다. 제안된 방식을 이용하여 복원 영상을 얻기 위해 비 적응 복원 방식보다 빠른 수렴속도를 갖게 됨을 알 수 있으며, 국부적으로 제어된 완화 정도를 지닌 복원 영상을 얻을 수 있었다. 제안된 방식의 성능은 실험을 통해서 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a spatially adaptive image restoration algorithm using local statistics. The local mean, variance, and maximum values are utilized to constrain the solution space, and these parameters are computed at each iteration step using partially restored image. A parameter defined by the user determines the degree of local smoothness imposed on the solution. The resulting iterative algorithm exhibits increased convergence speed when compared to the non-adaptive algorithm. In addition, a smooth solution with a controlled degree of smoothness is obtained. Experimental results demonstrate the capability of the proposed algorithm.

I. 서 론

임의의 영상이 영상 시스템에 의해 획득되거나, 저장되는 경우 영상 획득 장치의 움직임, 초점의 부정확성, 대기 중의 산란 현상 등에 의해 영상의 화질 저하를 초래하게 된다. 상기와 같이 열화된 영상은 전송 미디어, 저장 과정 및 영상 획득 장치의 고유 현상에 의해 노이즈가 부가되어 화질 저하는 더욱 심각하게 된다. $M \times N$ 크기의 이차원 영상의 열화 현상은 다

음과 같이 기술될 수 있다.

$$g = Hf + n \tag{1}$$

식 (1)의 g , f 및 n 은 각기 스택 순서로 정렬된 $MN \times 1$ 의 열벡터 들로 노이즈가 부가된 열화 영상, 원 영상 및 첨부된 노이즈를 의미하며, H 는 공간 영역의 열화 현상을 발생하는 공간 불변(spatially invariant) 또는 공간 가변(spatially varying)의 PSF(point spread function)

* 숭실대학교 정보통신전자공학부

논문번호 : 020261-0603, 접수일자 : 2002년 6월 3일

※본 연구는 한국과학재단 부처기초연구 (R01-2002-000-00073-0)지원으로 수행되었음.

으로서 $MN \times MN$ 크기의 행렬로 표현된다.

열화 현상을 표현하는 식 (1)로부터 원 영상 f 를 복원 및 예측하기 위해 첨부된 노이즈가 가우시안 분포를 갖는다는 가정 하에 least squares 정규화 복원 방식이 사용되어 왔다[1,2,3,4,5]. 또한, 원 영상 정보에 대한 사전 정보로부터 제약 조건을 규정하고, 위와 같은 조건을 만족시키는 convex 집합(set)을 정의하여 정의된 집합으로의 복원 영상을 구하는 POCS(Projection Onto Convex Set)방식도 널리 이용되어 왔다[6]. 일반적으로 POCS 방식은 사용되는 제약 조건이 정규화 매개 변수로 해석하여 정규화 복원 방식의 일종으로 해석할 수 있다. 일반적인 정규화 복원 방식은 식 (1)을 이용하여 다음과 같이 정의된다 [1,2,3,4,5].

$$M(f) = \|g - Hf\|^2 + \alpha \|Cx\|^2 \quad (2)$$

위 식에서 우 항의 첫째 항은 데이터에 대한 신뢰도를 나타내며, 둘째 항은 원 영상에 대한 완화를 의미하며, α 는 상반되는 성질을 가진 두 항의 기여도를 조절하는 정규화 매개 변수가 된다. 식 (2)에서 C 는 일반적으로 2차원 고주파 필터를 나타낸다. 정규화 복원 방식은 위와 같이 원 영상이 완화된 특성을 갖고 있다는 사전정보를 이용하게 되고, 이러한 사전 지식은 복원 영상의 표현 영역을 제한하여 의미 없는 해를 피할 수 있도록 한다. 그러나, 위의 제한 조건은 영상 전체에 대한 사항이므로 국부 영역의 완화도를 의미 있게 설정하는 데는 한계가 있다. 본 논문에서는 식 (2)의 H 를 공간 불변 필터로 가정한다.

상기와 같은 국부 완화 정도를 효과적으로 나타내는 복원 영상을 얻기 위해 적응 복원 방식을 이용해 왔다[2,4,5]. 적응 복원 방식은 여러 형태로 정의될 수 있다. 예를 들어, 가중치 norm을 이용한 방식[2], 국부 제약 조건을 복원 영상이 될 수 있는 해 조건에 부가한 경우[7], 첨부된 노이즈 타입에 따라 다른 차수의 norm을 이용하는 경우[7,8] 등 주어진 또는 예측된 원 영상이나, 첨부된 노이즈 형태에 따라 다르게 정의될 수 있다.

본 논문에서는 국부 지역 정보를 제약 조건으로 이용하여 복원 영상의 각 화소가 지닐 수

있는 해의 범위를 설정하는 gradient 기법과 투영 (projection) 기법을 결합시킨 적응 복원 방식에 대해 제안한다. 원 영상에 예측하기 위해 국부 정보를 복원 과정에 이용하고 영상에 대한 사전 정보 및 매 반복 영상으로부터 추출된 공간 영역 상의 적응성을 복원 영상의 해 조건에 부가시킨다. 이와 같이 복원 영상의 각 화소가 취할 수 있는 값의 영역을 국부지역 정보에 따라 제한함으로써 반복 해의 수렴 속도를 증가시키며, 신호 대 잡음비의 개선을 얻을 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 gradient 기법과 투영 기법을 결합시킨 형태의 반복 복원 영상 기법에 대한 기본적인 내용에 대해 기술하며, 3장에서는 제안된 적응 기법에 대해 설명하며, 4장 및 5장에서 실험 결과 및 결론으로 끝을 맺는다.

II. 연구 배경

식 (2)에 주어진 정규화 완화 함수로부터 복원 영상은 식 (2)의 $M(f)$ 에 gradient를 취한 값을 '0' 벡터로 대치시켜 구할 수 있다. 이는 다음과 같다[1,2,3,4,5].

$$\nabla M(f) = -H^T(g - Hf) + \alpha C^T C f = 0 \quad (3)$$

일반적으로 행렬 H 가 불량조건(ill-condition)이므로 식 (3)으로부터 직접 복원 영상을 구하기는 용이하지 않다. 이와 같은 문제를 해결하고자 영상 복원 문제에서 반복 기법을 이용해 왔으며, 수렴 속도를 정의하는 변수를 '1'로 하는 경우 복원 영상을 위한 반복 해는 다음과 같이 기술될 수 있다.

$$f_{k+1} = f_k + [H^T g - (H^T H + \alpha C^T C) f_k] \quad (4)$$

$$= G f_k$$

식 (4)의 반복 해는 일반적인 정규화 복원 방식 기법으로서, 위의 해에 제약 조건을 첨부시켜 적응성을 부여할 수 있다. 위의 제약 조건은 강제 제약 조건 (Hard Constraints)일 수도 있고, 주어진 사전 정보로부터 정의되는 비 강제 제약 조건 (Soft Constraints)일 수도 있다. 상

기의 두 조건은 주어진 사전 정보 양에 따라 다르게 설정되나, 일반적으로 제약 조건을 제약 조건으로 투영시켜서, 식 (4)의 연산자 G 와 결합된 형태로 최종 해를 표현하게 된다. 이와 같이 매 스텝의 반복 해에 제약 조건을 부가한 형태의 해는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathcal{T}}_k &= P f_k \\ f_{k+1} &= G \hat{\mathcal{T}}_k = G P f_k \end{aligned} \quad (5)$$

위 식에서 P 는 복원 영상이 원하고자 하는 특성을 갖는 영역으로 투영시키는 임의의 연산자일 수 있고, 투영 연산자가 결합된 형태일 수도 있다. 정규화 기법을 이용하여 바람직한 복원 영상을 얻기 위해서는 정규화 매개 변수의 선택이 중요하다 [9]. 정규화 매개 변수는 여러 방식으로 설정할 수 있으나, 본 논문에서는 매 스텝 반복 해에서 정규화 매개 변수를 결정하여 그 다음 반복 해에 이용하는 방식을 이용하였다. 정규화 매개 변수는 다음과 같이 결정된다[10].

$$\alpha(f_k) = \frac{\|g - H f_k\|^2}{\theta - \|C f_k\|^2} \quad (6)$$

식 (6)에서 $\theta = 2\|g\|^2$ 으로 정의한다.

III. 국부 공간 정보를 이용한 적응 복원 방식

본 장에서는 식 (4)에서 정의된 매 스텝의 반복 해가 투영되는 제약 조건을 결정하는 국부 정보에 대해 기술하기로 한다. 국부 완화에 대한 제약 조건을 정의하기 위해 국부 정보를 의미 있게 나타내는 요소를 정의할 필요가 있다. 본 논문에서는 국부 영역의 공간 활동성 (spatial activity)을 정의하기 위해 국부 분산 (local variance)을 이용하였으며, 국부 최대 값 (local maximum)도 국부 완화도를 결정하기 위해 활용하였다. k 번째 반복 복원 영상의 (i, j) 번째 화소 값에 대해 국부 평균 $m_{f_k}(i, j)$ 및 국부 분산 $\sigma_{f_k}^2(i, j)$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$m_{f_k}(i, j) = L \sum_{p=i-U}^{i+U} \sum_{q=j-V}^{j+V} f_k(p, q) \quad (7)$$

$$\sigma_{f_k}^2(i, j) = L \sum_{p=i-U}^{i+U} \sum_{q=j-V}^{j+V} [f_k(p, q) - m_{f_k}(i, j)]^2 \quad (8)$$

위 식에서 $L^{-1} = (2U+1)(2V+1)$ 크기의 2차원 윈도우 마스크이며, (i, j) 번째 화소 위치에 대해 대칭형으로 설정되어 있다. 더불어, 국부 최대 값은 다음과 같이 정의된다.

$$f_{k, \max}(i, j) = \max_{(p, q) \in S_{i, j}} f_k(p, q) \quad (9)$$

식 (9) $S_{i, j}$ 는 (i, j) 위치의 화소에 대한 국부 최대 값을 결정하기 위한 지원 (support) 영역을 의미한다. 본 논문에서는 국부 지역 평균 및 분산에 이용했던 윈도우 마스크와 동일하게 $S_{i, j}$ 를 설정하였다. 식 (7), (8) 및 (9)에서 정의된 국부 지역 정보들을 이용하여 국부 완화도를 의미하는 식 (5)의 투영 연산자 P 를 다음과 같이 정의한다.

$$P(f_k(i, j)) = \begin{cases} m_{f_k}(i, j) - L \times B(i, j) & \text{if } f_k(i, j) < S_1(i, j), \\ m_{f_k}(i, j) + L \times B(i, j) & \text{if } f_k(i, j) > S_1(i, j), \\ f_k(i, j) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} S_1(i, j) &= m_{f_k}(i, j) - L \times B(i, j) \\ S_2(i, j) &= m_{f_k}(i, j) + L \times B(i, j) \end{aligned}$$

식 (10)에서 정의된 L 은 임의의 임계값 (threshold)이며, $B(i, j)$ 는 $\frac{f_{k, \max}^2(i, j)}{\sigma_{f_k}^2(i, j)}$ 로 정의된

다. $B(i, j)$ 는 다음과 같은 특성을 갖고 있다. 같은 노이즈 값 및 국부 최대 값을 활동성이 작은 영역 (flat area)과 활동성이 큰 영역 (high activity)에 첨가된 경우, 활동성이 작은 영역의 국부 분산은 활동성이 큰 영역에 비해 상대적으로 크게 증가하게 되며, 상대적으로 $B(i, j)$ 값이 작아지게 되는 결과에 이르게 된다. 이와 같은 결과는 $B(i, j)$ 가 활동성이 작은 영역에서 엄격한 한계 값 (tighter bound)를 취하게 되어 노이즈 제거를 효과적으로 할 수 있게 된다. 반면에 $B(i, j)$ 가 큰 값을 갖게 되는 영역은 완화

된 한계 값 (looser bound)를 갖게 되어 예지 영역에서의 열화 현상을 방지할 수 있게 된다. 이와 같이 본 논문에서 정의된 국부 제약 조건은 인간의 시각 시스템의 고 변화도 영역에 대한 노이즈 마스크의 특성과 일치한다[11].

반복 복원 기법에서 다루는 중요한 문제 중의 하나인 수렴성은 투영 연산자가 비 선형 특성을 갖고 있다. 본 논문에서 제안된 방식은 gradient 기법과 투영 기법을 결합시킨 것으로서, 식 (2)에서 정의된 볼록 함수(convex function)에 gradient 연산을 통한 최적화된 반복 해를 얻게 되고, 사전 정보를 이용하여 강제적으로 규정된 의미 있는 영역으로 투영시키므로 gradient가 규정한 집합과 사전 정보에 의해 정의한 투영 집합의 교집합 영역으로 반복해가 수렴함을 알 수 있다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 제안된 적응 방식을 실험하기 위해 256×256 크기의 Lena 및 Cameraman 영상을 사용하였다. 원 영상은 7×7 동일 움직임(uniform motion)에 의해 각각 열화 되었으며, 10dB 가우시안 노이즈를 첨가 시켰다. 각각의 훼손된 영상은 그림 1 및 4에 나타내었다. 또한, 식 (3)에 의해 기술된 고주파 필터 C를 위해 이차원 라플라시안 연산자를 사용하였다. 제안된 방식의 성능 비교를 위해 SNR (Signal to Noise Ratio)의 증가를 이용하였으며, k번째 반복 해에서 다음과 같이 정의된다.

$$\Delta_{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|y - x\|^2}{\|x_k - x\|^2} \right) \quad (11)$$

또한, 반복 해를 끝내기 위해 아래와 같은 조건을 사용하였다.

$$\frac{\|x_{k+1} - x_k\|^2}{\|x_k\|^2} \leq 10^{-5} \quad (12)$$

본 논문에서 제안된 공간 영역에서의 투영 집합의 설정하기 위한 L값은 첨가 노이즈가 10 dB인 경우 0.001을 사용하였다. 첨가 노이즈

가 적을수록 L값은 작게 결정되어야 한다. 이는 첨가 노이즈가 커서 영상의 훼손 정도가 심각할수록 투영 집합의 하한값(lower bound) 및 상한값(upper bound)이 작아야 한다는 특성에 따른 것이다. 일반적으로 bound의 값이 작을수록 (작은 L값 이용), 수렴 속도는 빠르게 되나, 복원 영상이 지나치게 완화된 단점이 있다. L을 0.001로 설정 시의 제안된 방식을 이용한 복원 영상은 그림 3 및 6에 나타내었고, 비적용 방식에 의한 복원 영상은 그림 2 및 5에 나타내었다. 제안된 적응 방식에 의한 Lena 및 Cameraman 영상은 각각 9 반복 후에 식 (12)에 의해 정의된 조건에 수렴하였으며, 비적용 방식을 이용한 복원 영상은 74 반복 후 및 75 반복 후에 수렴하였다. 더불어, 수렴시의 영상 결과는 Lena 영상에 대해 비 적용 방식은 -4.57 dB를 제안된 적응 방식은 3.05 dB의 결과를 나타내었다. 위와 같은 결과는 비 적용 방식은 반복 회수에 따라 노이즈 증대를 초래하고, 반면에 제안된 적응 방식은 효과적으로 노이즈 성분을 제거하였음을 나타낸다. 그러나, 국부 완화 투영 연산자의 사용으로 인해 예지 영역에서 열화 현상이 발생하게 된다. 다양한 종류의 영상 및 첨가 노이즈로 실험한 결과 0.001 ≤ L ≤ 0.01 범위에서 설정된 경우에 제안된 방식의 성능 및 수렴 속도에서 만족스러운 결과를 가져왔다.

그림 7 및 8은 그림 1에 대한 비적용 방식 및 제안된 적응 방식의 반복 함수에 대한 mean square error 및 수렴 속도의 비교를 나타내었다. 상대적으로 제안된 적응 방식은 비 적용 방식과 비교하여 빠르게 수렴하는 특성을 갖고 있음을 알 수 있고, 최소 mean square error 값을 비교적 오랜 반복해 동안 유지함을 확인할 수 있었다. 이러한 성능의 우월성은 노이즈에 의한 영상 훼손 정도가 심각할 수록 더욱 두드러지게 나타났으며, 그 정도의 차가 영상의 종류에 의해서가 아닌 첨가 신호 대 잡음비에 의해 결정되는 안정화된 적응 방식임을 실험 결과로부터 확인할 수 있었다. Cameraman 영상에 대한 mean square error 및 수렴 속도의 비교는 그림 9 및 10에 나타내었으며, Lena 영상과 유사한 결과를 나타냄을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 국부 정보 제약 조건을 이용한 적응 영상 복원 기법에 대해 제안하였다. 영상의 각 화소를 gradient 기법을 이용한 매 스텝 반복 영상의 국부 평균, 분산, 및 국부 최대 값을 이용하여 정의된 국부 완화 집합으로 투영시키는 방식을 취했으며, 상기와 같은 국부 제약 조건은 convex set을 정의하는데 이용되었다.

현재 투영 집합의 한계 값을 적응적으로 정의하기 위한 방식과 국부 지역 정보를 이용하여, 좀 더 사전 정보가 적은 환경인 영상 역컨볼루션 (blind image deconvolution)에 대한 연구가 진행 중에 있다.



그림 1. 훼손된 Lena 영상
(7×7 동일 움직임 열화 및 10 dB 가우시안 노이즈)



그림 2. 그림 1의 비 적응 방식에 의한 복원 영상
(74 iterations, $\Delta_{SNR} = -4.75 dB$)



그림 3. 그림 1의 제안된 적응 방식에 의한 복원 영상
(9 iterations, $\Delta_{SNR} = 3.05 dB$)



그림 4. 훼손된 Cameraman 영상
(7×7 동일 움직임 열화, 10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

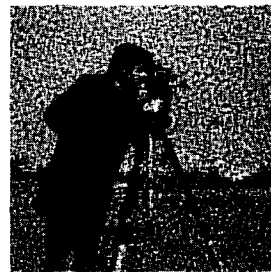


그림 5. 그림 4의 비 적응 방식에 의한 복원 영상
(75 iterations, $\Delta_{SNR} = -4.69 dB$)



그림 6. 그림 4의 제안된 적응 방식에 의한 복원 영상
(9 iterations, $\Delta_{SNR} = 2.69 dB$)

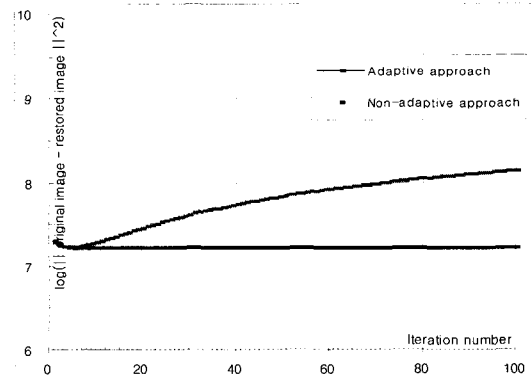


그림 7. Lena 영상의 mean square error 비교
(10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

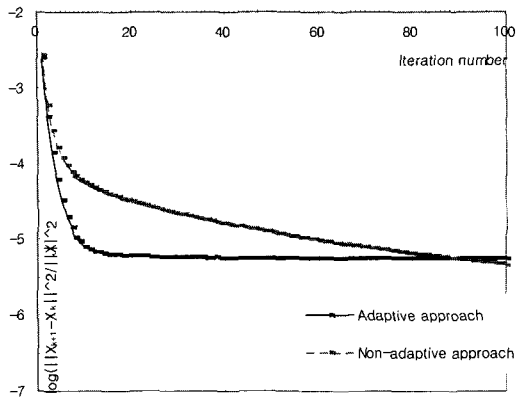


그림 8. Lena 영상의 수렴속도 비교
(10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

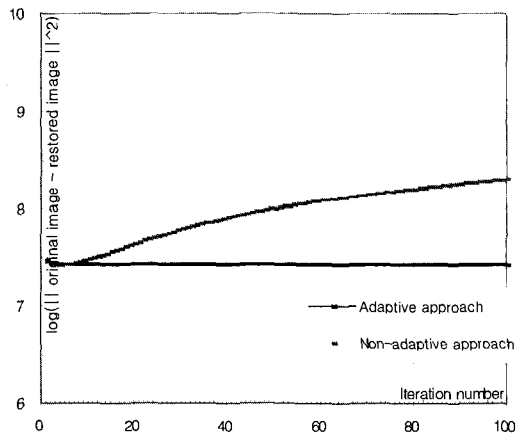


그림 9. Cameraman 영상의 mean square error 비교
(10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

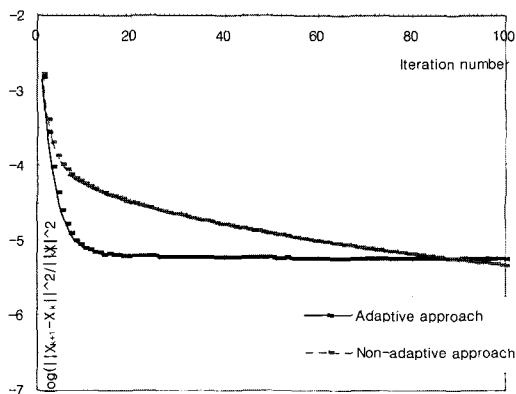


그림 10. Cameraman 영상의 수렴속도 비교
(10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

참고문헌

- (1) H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.
- (2) A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithm," *Optical Engineering*, vol.28, no.7, pp.735-748, July 1989.
- (3) A. K. Katsaggelos Ed., *Digital Image Restoration*, Heidelberg: Springer-Verlag, 1991.
- (4) M. -C. Hong, *Adaptive Regularized Image and Video Restoration*, Ph.D Thesis, Dept. of Electrical and Computer Engineering, Northwestern University, Dec. 1997.
- (5) M. R. Banham and A. K. Katsaggelos, "Digital Image Restoration," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol.14, no.2, pp.24-41, March, 1997.
- (6) H. Stark Ed., *Image Recovery; Theory and Application*, Academic Press, 1987.
- (7) M. -C. Hong, "A Spatially Adaptive Iterative Regularized Image Restoration Using Local Constraints," *Proceeding of Korea-Japan Joint Workshop on Computer Vision*, pp.99-102, Feb. 2001.
- (8) M. -C. Hong, T. Stathaki, and A. K. Katsaggelos, "An Adaptive Mixed Norm Image Restoration Algorithm," *Optical Engineering*, vol. 41, pp. 2515-2524, Oct. 2002.
- (9) N. P. Galatsanos, and A. K. Katsaggelos, "Methods for Choosing the Regularization Parameters and Estimating the Noise Variance in Image Restoration and Their Relation," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol.1, no.1, pp.322-338, Jul

y. 1992.

- [10] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "General Choice of the Regularization Functional in Regularized Image Restoration," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 4, no.5, pp.594-602, May, 1995.
- [11] G. L Anderson and A. N. Netravali, "Image Restoration Based on a Subject Criterion," *IEEE Trans. On Sys., Man, and Cyber.*, vol. SMC-6, pp.845-853, Dec. 1976.

송 원 선(Won-Seon Song) 학생회원



2001년 2월 : 송실대학교 전자
전자공학부 졸업
2003년 2월 : 송실대학교 정보
통신공학과 석사졸업
2003년 3월 ~ 현재 : 송실대학
정보통신공학과 박사과정재학중

〈주관심분야〉 영상 복원

홍 민 철(Min-Cheo Hong) 정회원
한국통신학회 논문지 제 28권 2C호 참조