

# 국부 공간 제약 정보 및 예측 노이즈 특성을 이용한 적응 Gradient-Projection 영상 복원 방식

정회원 홍민철\*

## An Adaptive Gradient-Projection Image Restoration using Spatial Local Constraints and Estimated Noise

Min-Cheol Hong\* *Regular Member*

요 약

본 논문에서는 공간 영역의 국부 정보 및 반복 영상으로부터 예측된 노이즈를 이용한 적응 영상 복원 방식을 제안한다. 공간 영역의 국부 제약 정보 설정을 위해 서로 다른 윈도우를 갖는 국부 영역의 평균, 분산 및 최대 값의 비를 이용하였으며, 반복 기법을 이용하여 매 반복 해에서 얻어진 복원 영상으로부터 상기 제약 정보를 설정하게 된다. 더불어 반복 영상으로부터 예측된 노이즈와 국부 제약 정보를 이용하여 국부 완화도 정도를 결정하는 매개 변수를 적응적으로 산출한다. 제안된 방식을 이용하여 복원 영상을 얻기 위해 비 적응 복원 방식보다 빠른 수렴속도를 갖게 됨을 알 수 있으며, 노이즈 특성에 대한 사전 정보 없이 국부적으로 제어된 완화 정도를 지닌 복원 영상을 얻을 수 있었다. 기존 방식과 비교하여 제안방식은 수렴하기 유사한 반복 횟수를 필요로 하며 0.2 dB 이상의 SNR 향상이 있음을 확인할 수 있었다.

**Key Words :** 국부공간제약정보, 적응영상복원, 국부완화도, 예측노이즈, Gradient-Projection

### ABSTRACT

In this paper, we propose a spatially adaptive image restoration algorithm using local and statistics and estimated noise. The ratio of local mean, variance, and maximum values with different window size is used to constrain the solution space, and these parameters are computed at each iteration step using partially restored image. In addition, the additive noise estimated from partially restored image and the local constraints are used to determine a parameter for controlling the degree of local smoothness 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 without a prior knowledge about the noise. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm requires the similar iteration number to converge, but there is the improvement of SNR more than 0.2 dB comparing to the previous approach.

### I. 서론

영상 시스템에 의해 획득된 영상은 다양한 현상에 의해 열화 현상이 발생하며, 저장 또는 전송에

의한 노이즈 발생에 의해 왜곡 정도는 가중되게 된다. 영상 열화 현상은 공간 불변 (spatially invariant) 또는 공간 가변 (spatially varying)으로 표현되며, 첨가 노이즈는 일반적으로 가우시안 모델로 가정된

※ 본 논문은 숭실대학교 지원으로 수행되었음.

\* 숭실대학교 정보통신전자공학부 (mhong@ssu.ac.kr)

논문번호 : KICS2007-04-171, 접수일자 : 2007년 4월 11일, 최종논문접수일자 : 2007년 9월 16일

다.  $M \times N$  크기의 2차원 영상의 왜곡 현상은 다음과 같이 표현된다.

$$y = Hx + n. \tag{1}$$

식 (1)의  $y$ ,  $x$  및  $n$ 은 각기 스택 순서로 정렬된  $MN \times 1$ 의 열벡터들로 각각 왜곡 영상, 원 영상 및 첨부된 노이즈를 의미하며,  $H$ 는 공간 영역의 열화 현상을 표현하는 PSF(point spread function)으로서  $MN \times MN$  크기의 행렬로 표현된다.

열화 현상을 표현하는 식 (1)로부터 원 영상  $x$ 를 복원하기 위해 least squares를 이용한 정규화 복원 방식이 사용되어 왔다<sup>[1,2]</sup>. 또한, 원 영상 정보에 대한 사전 정보로부터 제약 조건을 규정하고, 위와 같은 조건을 만족시키는 convex 집합(set)을 정의된 집합으로의 복원 영상을 구하는 POCS(Projection Onto Convex Set) 방식도 널리 이용되어 왔다<sup>[3]</sup>. 일반적으로 POCS 방식은 사용되는 제약 조건을 정규화 매개 변수로 해석하는 정규화 복원 방식의 일종으로 해석할 수 있다.

일반적인 정규화 복원 방식은 식 (1)을 이용하여 다음과 같이 표현된다<sup>[1,2]</sup>.

$$M(x) = \|y - Hx\|^2 + \alpha \|Cx\|^2. \tag{2}$$

위 식의 우 변은 데이터에 대한 신뢰도와 원 영상에 대한 완화도의 상반된 특성을 반영하며, 상기와 같은 상반된 특성을 조절하기 위해 정규화 매개 변수,  $\alpha$ 를 정의하였다. 식 (2)에서  $C$ 는 일반적으로 2차원 고주파 필터를 나타낸다. 정규화 복원 방식은 위와 같이 원 영상이 완화한 특성을 갖고 있다는 사전정보를 이용하게 되고, 이러한 사전 지식은 복원 영상의 표현 영역을 제한하여 의미 없는 해를 피할 수 있도록 한다. 그러나, 가정된 노이즈 모델에 대한 예측 오차로 인해 복원 영상의 심각한 오류를 발생할 수 있으며 위의 제한 조건은 영상 전체에 대한 사항이므로 국부 영역의 완화도를 의미 있게 설정하는 데는 한계가 있다.

상기와 같은 국부 완화 정도를 효과적으로 나타내는 복원 영상을 얻기 위해 적응 복원 방식을 이용해 왔다<sup>[4,5,6,7]</sup>. 적응 복원 방식은 여러 형태로 정의될 수 있다. 예를 들어, 기중치 norm을 이용하여 노이즈 분포에 따라 적응적으로 노이즈 성분을 제거하는 방식<sup>[6]</sup>, 노이즈 성분 예측 오류에 강인한 특성을 갖는 방식<sup>[4,5]</sup>, 국부 제약 조건을 복원 영상이 될 수

있는 해 조건에 부가한 경우<sup>[7]</sup>, Gradient 기법을 이용한 해와 공간 국부 제약 정보를 POCS 기법에 결합시킨 방식<sup>[7]</sup> 등 주어진 또는 예측된 원 영상이나, 첨부된 노이즈 형태에 따라 다르게 정의될 수 있다.

본 논문에서는 공간 국부 특성 및 예측된 노이즈 특성을 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  $M(x)$ 에 gradient를 취한 값을 '0' 벡터로 대치시켜 구할 수 있으며, 이에 대한 반복 해는 다음과 같이 기술될 수 있다.

$$x_{k+1} = x_k + [H^T y - (H^T H + \alpha C^T C)x_k] = Gx_k. \tag{3}$$

식 (3)의 반복 해는 일반적인 정규화 복원 방식 기법으로서, 위의 해에 제약 조건을 첨부시켜 적응성을 부여할 수 있다. 제약 조건은 사전 정보의 양에 따라 다르게 설정될 수 있으나, 일반적으로 사전 정보를 제약 조건으로 투영시켜서, 식 (3)의 연산자  $G$ 와 결합된 형태로 최종 해를 표현하게 된다. 이와 같이 매 스텝의 반복 해에 제약 조건을 부가한 형태의 해는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tilde{x}_k &= Gx_k \\ x_{k+1} &= P\tilde{x}_k = PGx_k \end{aligned} \tag{4}$$

위 식에서  $P$ 는 복원 영상이 원하고자 하는 특성

을 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<sup>2,8)</sup>. 본 논문에서 정의된 투영 연산자  $P$ 에 대한 내용은 3장에서 상세히 기술하도록 한다.

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<sup>2)</sup>.

$$\alpha(x_k) = \frac{\|y - Hx_k\|^2}{\theta - \|Cx_k\|^2}. \quad (5)$$

식 (5)에서  $\theta = 2\|y\|^2$ 로 정의되며,  $\|\cdot\|$ 은 Euclidean norm을 의미한다.

### III. 국부 공간 정보 및 예측 노이즈를 이용한 적음 복원 방식

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), 국부 최대 값 (local maximum)을 사용하였으며, 서로 다른 윈도우 크기에서 결정된 공간 활동성의 비를 국부 완화도를 결정하기 위해 사용하였다.  $k$ 번째 반복 복원 영상의  $(i, j)$ 번째 화소 값에 대해 윈도우 크기  $L$ 을 갖는 영역의 국부 평균  $m_{L, \tilde{x}_k}(i, j)$  및 국부 분산  $\sigma_{L, \tilde{x}_k}^2(i, j)$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$m_{\tilde{x}_k, L}(i, j) = L \sum_{p=i-U}^{i+U} \sum_{q=j-V}^{j+V} \tilde{x}_k(p, q) \quad (6)$$

$$\sigma_{\tilde{x}_k, L}^2(i, j) = L \sum_{p=i-U}^{i+U} \sum_{q=j-V}^{j+V} [\tilde{x}_k(p, q) - m_{\tilde{x}_k, L}(i, j)]^2 \quad (7)$$

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

$$\tilde{x}_{k, L, \max}(i, j) = \max_{(p, q) \in S_{ij}} \tilde{x}_k(p, q) \quad (8)$$

식 (8)의  $S_{i, j}$ 는  $(i, j)$  위치의 화소에 대한 국부 최대 값을 결정하기 위한 지원 (support) 영역을 의미한다. 본 논문에서는 국부 지역 평균 및 분산에 이용했던 상대적으로 작은 윈도우 마스크와 동일하게  $S_{i, j}$ 를 설정하였다. 식 (6), (7) 및 (8)에서 정의된 국부 지역 정보들을 이용하여  $(i, j)$ 번째 화소의 완화도를 결정하기 위한 매개 변수는 다음과 같이 정의한다.

$$B(i, j) = \frac{\tilde{x}_{k, U, \max}(i, j)}{\sigma_{\tilde{x}_k, U}^2(i, j)} \cdot \frac{\sigma_{\tilde{x}_k, V, \max}(i, j)}{\sigma_{\tilde{x}_k, V}^2(i, j)} \quad (9)$$

식 (9)에서  $U, V$ 는 각각 다른 윈도우 크기 값을 의미하며,  $V > U$ 로 결정된다. 정의된  $B(i, j)$ 는 다음과 같은 특성을 갖고 있다. 동일 활동성 (activity)를 갖는  $U$  및  $V$  윈도우 내의  $(i, j)$ 번째 화소에 노이즈가 첨부된 경우는 노이즈가 첨부되지 않은 경우보다  $B(i, j)$  값이 작게 결정된다. 이와 같은 결과는 노이즈가 첨부된  $(i, j)$ 번째 화소에 엄격한 한계 값 (tighter bound)를 취하게 되어 노이즈 제거를 효과적으로 할 수 있게 된다. 반면에 노이즈가 첨부되지 않은 경우  $B(i, j)$  값이 상대적으로 크게 설정되어 완화된 한계 값 (looser bound)을 갖게 되어 활동성이 높은 (high activity)의 영역의 열화 현상을 방지할 수 있는 장점이 있다. 이와 같이 본 논문에서 정의된 국부 제약 조건은 인간의 시각 시스템의 고 변화도 영역에 대한 노이즈 마스크의 특성과 일치한다<sup>9)</sup>.

식 (7), (8) 및 (9)에서 정의된 국부 지역 정보들을 이용하여 국부 완화도를 의미하는 식 (4)의 투영 연산자  $P$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$P(\tilde{x}_k(i, j)) = \begin{cases} S_1(i, j), & \text{if } \tilde{x}_k(i, j) < S_1(i, j) \\ S_2(i, j), & \text{if } \tilde{x}_k(i, j) > S_2(i, j) \\ \tilde{x}_k(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

식 (10)에서  $S_1(i, j)$  및  $S_2(i, j)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} S_1(i, j) &= m_{\tilde{x}_k, U}(i, j) - L \times B(i, j) \\ S_2(i, j) &= m_{\tilde{x}_k, V}(i, j) + L \times B(i, j) \end{aligned} \quad (11)$$

식 (11)에서  $L$ 은 영상 완화도를 제어하는 매개

변수로서, 영상에 첨부된 노이즈 양이 적은 경우 투영 집합의 하한값(lower bound) 및 상한값(upper bound)을 크게 결정하여 영상의 완화 정도를 낮추는 특성을 갖게 된다. 반면에 첨부 노이즈 양이 큰 경우, 하한값 및 상한값을 작게 설정하여 반복 과정에서 발생할 수 있는 노이즈 증가 현상을 방지 하게 된다. 그러나 첨부 노이즈의 양에 대한 정보가 알려져 있지 않으므로 본 논문에서는 반복 영상으로부터 노이즈 특성을 아래와 같이 예측하여  $L$ 을 결정한다.

$$L = Z \times \exp(2.0 \log_{10} \frac{\|x_{k-1}\|^2}{\|n_{k-1}\|^2}) \quad (12)$$

위 식에서  $Z$ 는 임의의 상수를 의미하고  $n_{k-1}$ 는  $k-1$ 번째 반복 영상으로부터 예측된 노이즈로서 본 논문에서는  $y - Hx_{k-1}$ 을 이용하였다.

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  $256 \times 256$  크기의 Lena 및 Bird 영상을 사용하였다. 원 영상은  $7 \times 7$  동일 움직임(uniform motion)에 의해 각각 열화 되었으며, 5, 10 및 20dB 가우시안 노이즈를 첨가 시킨 경우에 대해 실험하였다. 또한, 식 (3)에 의해 기술된 고주파 필터  $C$ 를 위해 이차원 라



그림 1. 훼손된 Lena 영상 ( $7 \times 7$  uniform motion blur 및 10 dB 가우시안 노이즈)



그림 2. 그림 1의 비 적응 방식에 의한 복원 영상 (49 iterations,  $\Delta_{SNR} = -1.98 dB$ )



그림 3. 그림 1의 기존 AGPL 방식에 의한 복원 영상 (9 iterations,  $\Delta_{SNR} = 3.00 dB$ )

플라시안 연산자를 사용하였다. 10 dB 가우시안 노이즈가 첨부된 왜곡 영상을 그림 1 및 그림 5에 나타내었다. 제안 방식을 비적응 영상 정규화 복원 방식<sup>[2]</sup> 및 국부 공간 제약 정보 특성만을 이용한 AGPL (Adaptive Gradient-Projection using Local Constraints)<sup>[7]</sup> 방식과 성능 비교 하였으며, 제안된 방식의 성능 비교를 위해 SNR (Signal to Noise Ratio)의 증가를 사용하였으며  $k$ 번째 반복 해에서 다음과 같이 정의된다.

$$\Delta_{SNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{\|y - x\|^2}{\|x_k - x\|^2} \right). \quad (13)$$

또한 성능 안정성을 평가하기 위해 MSE (Mean Square Error)에 log를 취한 값을 사용하였다. 더불어, 반복 해를 끝내기 위해 아래와 같은 조건을 사용하였다.

$$\frac{\|x_{k+1} - x_k\|^2}{\|x_k\|^2} \leq 10^{-5} \quad (14)$$

식 (9)의 윈도우 크기인  $U$  및  $V$ 는 각각 3과 9를 이용하였다. 또한, 식 (12)의  $Z$  값이 커질수록 투영연산과정의 영상 완화도가 작아지게 되어 투영



그림 4. 그림 1의 제안 방식에 의한 영상  
(10 iterations,  $\Delta_{SNR} = 3.21 dB$ )



그림 7. 그림 1의 기존 AGPL 방식에 의한 복원 영상  
(8 iterations,  $\Delta_{SNR} = 4.54 dB$ )



그림 5. 훼손된 Bird 영상  
( $7 \times 7$  uniform motion blur 및 10 dB 가우시안 노이즈)



그림 8. 그림 1의 제안 방식에 의한 영상  
(8 iterations,  $\Delta_{SNR} = 4.82 dB$ )



그림 6. 그림 1의 비 적응 방식에 의한 복원 영상  
(32 iterations,  $\Delta_{SNR} = -1.17 dB$ )

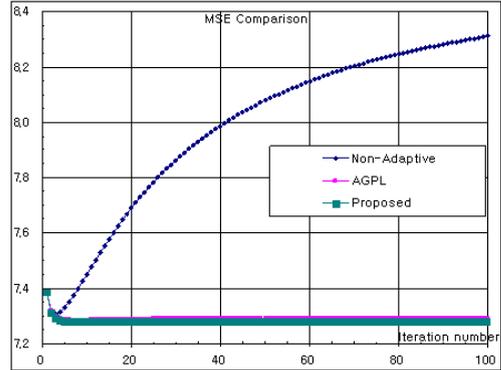


그림 9. Lena 영상의 mean square error 비교  
(5 dB 가우시안 노이즈 첨가)

연산자의 성능이 약화되어 복원 영상의 노이즈 증폭이 커지게 되며,  $Z$  값이 작아질수록 영상의 열화 현상이 커지게 된다. 다양한 종류의 영상 및 첨부 노이즈로 실험한 결과  $0.001 \leq Z \leq 0.01$  범위에서 설정된 경우에 제안된 방식의 성능 및 수렴 속도에서 만족스러운 결과를 가져왔다. 본 실험 결과에서는  $Z$  값을 0.005로 설정한 결과에 대해 기술한다.

그림 1 및 그림 5의 비적응 정규화 복원 방식을 사용한 결과를 그림 2와 그림 6에 나타내었으며, 그림 3과 그림 7에 AGPL 방식의 결과를 나타내었다. 비적응 정규화 복원 방식의 결과는 49회 반복 후 및 32회 반복 후 수렴하였으며, 수렴 시 Lena 영상인

경우  $-1.98 dB$ , Bird 영상은  $-1.17 dB$  결과를 나타내었다. 반면에 AGPL 방식은 9회 반복 후 및 8회 반복 후에 수렴하였으며, Lena 영상에 대해 3.00 dB, Bird 영상에 대해 4.64 dB의 성능을 나타내었다. 제안 방식은 Lena 영상에 대해 10회 반복 후 수렴하였으며 3.21 dB의 성능을 나타냈으며, Bird 영상에 대해 8회 반복 후 수렴하였으며 4.82 dB의 성능을 나타내었다. 상기 결과에서 확인할 수 있듯이 제안 방식은 AGPL 방식과 수렴 속도 측면에서 유사한 성능을 갖고 있는 반면에 SNR 성능이 우수함을 알 수 있다.

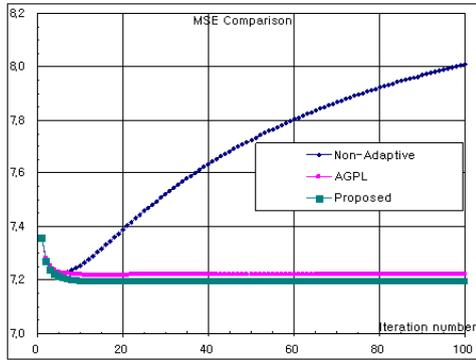


그림 10. Lena 영상의 mean square error 비교 (10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

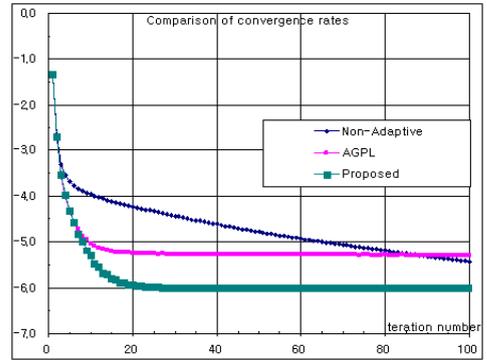


그림 13. Lena 영상의 수렴속도 비교 (5 dB 가우시안 노이즈 첨가)

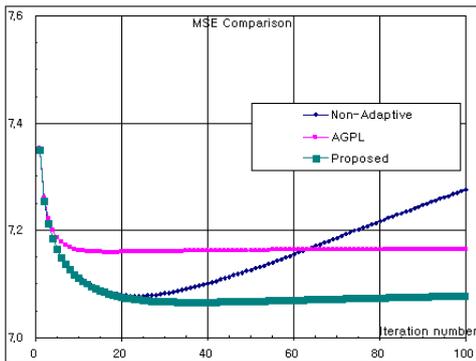


그림 11. Lena 영상의 mean square error 비교 (20 dB 가우시안 노이즈 첨가)

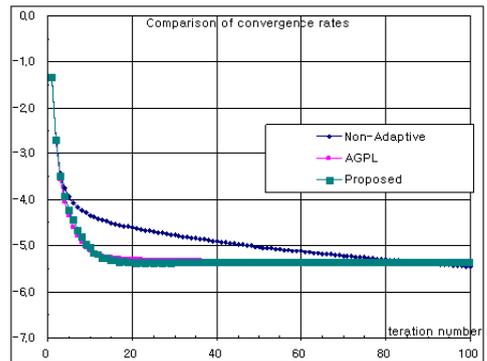


그림 14. Lena 영상의 수렴속도 비교 (10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

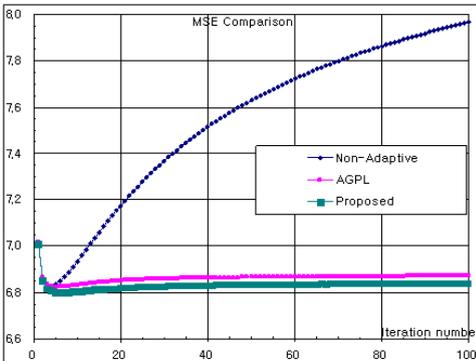


그림 12. bird 영상의 mean square error 비교 (10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

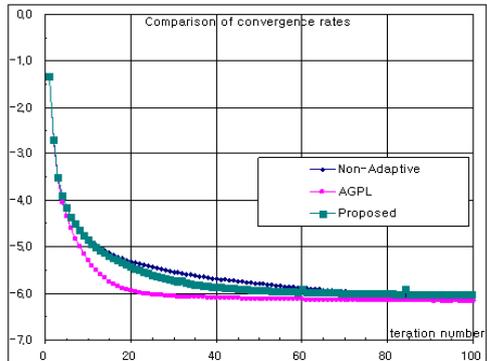


그림 15. Lena 영상의 수렴속도 비교 (20 dB 가우시안 노이즈 첨가)

AGPL 방식과 비교하여 제안 방식의 성능의 우수성은 첨부 노이즈가 작은 경우에 더욱 두드러지게 된다. 5, 10 및 20 dB 노이즈가 첨부된 Lena 영상 및 10 dB 노이즈가 첨부된 Bird 영상에 대한 비적응 정규화 복원 방식, AGPL 및 제안 방식의 MSE 및 수렴속도 성능 비교를 그림 9에서부터 그림 16에 나타내었다. 상기 결과에서 확인할 수 있

듯이 첨가 노이즈가 5 dB 및 10 dB와 같이 원영상이 심각하게 왜곡된 경우 AGPL 및 제안방식은 비적응 방식과 비교하여 빠르게 수렴하는 특성을 갖고 있음을 확인할 수 있고, 최소 MSE 값을 비교적 오랜 반복해 동안 유지함을 알 수 있다. 그러나, 첨부 노이즈가 20 dB인 경우 AGPL 방식과 비교하여 제안 방식의 MSE 값이 우월함을 알 수 있다. 이와

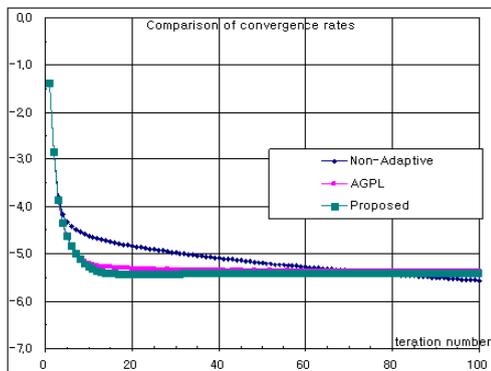


그림 16. Bird 영상의 수렴속도 비교  
(10 dB 가우시안 노이즈 첨가)

같은 결과는 영상의 완화도를 예측된 첨부 노이즈로부터 적응적으로 제어함으로써 발생하는 이득이다. 또한, 수렴 속도 측면에서는 AGPL 및 제안방식이 신호대 잡음비에 상관없이 비적응 방식보다 우월함을 확인할 수 있었다.

## V. 결론

본 논문에서는 국부 정보 제약 조건 및 예측 노이즈를 이용한 적응 영상 복원 기법에 대해 제안하였다. 영상의 각 화소를 gradient 기법을 이용한 매스택 반복 영상의 국부 평균, 분산, 및 국부 최대값을 이용하여 정의된 국부 완화 집합으로 투영시키는 방식을 취했으며 반복 영상으로부터 예측된 첨부 노이즈 양에 따라 제약 조건을 적응적으로 제어하였다. 기존 방식과 비교하여 제안방식은 수렴하기 위해 유사한 반복 횟수를 필요로 하며 0.2 dB 이상의 SNR 성능 향상이 있음을 확인할 수 있었다. 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.

## 참고 문헌

[1] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.  
 [2] M. R. Banham and A. K. Katsaggelos, "Digital Image Restoration," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol.14, no.2, pp.24-41, March, 1997.  
 [3] H. Stark Ed., *Image Recovery; Theory and Application*, Academic Press, 1987.

[4] S. A. Kassam and H. V. Poor, "Robust Techniques for Signal Processing: a survey," *Proc. of IEEE*, vol. 73, no. 3, pp. 433-481, March, 1985.  
 [5] M. E. Zervakis and T. M. Kwon, "Robust Estimation Techniques in Regularized Image Restoration," *Optical Engineering*, vol.31, no. 10, pp.2174-2190, Oct., 1992.  
 [6] M.-C. Hong, T. Stathaki, and A. K. Katsaggelos, "Iterative Regularized Least-Mean Mixed-Norm Image Restoration," *Optical Engineering*, vol. 41, no. 10, pp. 2515-2524, Oct., 2002.  
 [7] M.-C. Hong, H. T. Cha, and H.-S. Hahn, "A Spatially Adaptive Gradient-Projection Image Restoration," *IEICE Trans. on Information and Systems*, vol. E85-D, no. 5, pp. 910-913, May, 2002.  
 [8] 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, July, 1992.  
 [9] 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.

홍민철 (Min-Cheol Hong)

정희원



1988년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업 (학사)

1990년 8월 연세대학교 전자공학과 졸업 (석사)

1990년 7월~1991년 8월 LG 정보통신 연구원

1997년 9월 Northwestern University, 전기및 컴퓨터 공학과 졸업 (박사)

1997년 9월~1998년 8월 Northwestern University, Research Fellow

1998년 9월~2000년 2월 LG 전자, 선임연구원

2000년 3월~현재 숭실대학교, 부교수

<관심분야> 영상 복원 및 enhancement, 정지 및 동영상 비선형 필터, 동영상 후회화, Image Deconvolution