

하이브리드 고속 영상 복원 방식

준회원 고 결*, 종신회원 홍 민 철*

Iterative Adaptive Hybrid Image Restoration for Fast Convergence

Kyel Ko* Associate Member, Min-Cheol Hong* Lifelong Member

요 약

본 논문은 빠른 연산(수렴)을 위한 적응 반복 하이브리드 영상 복원 알고리즘을 제안한다. 공간 영역의 국부 제약 정보 설정을 위해 국부 영역의 분산, 평균, 국부 최대값을 이용하였다. 반복 기법을 이용하여 매 반복 해에서 얻어진 복원 영상으로부터 상기 제약 정보를 설정하고, 국부 완화도 결정을 위해 사용된다. 제안된 방식은 일반적인 RCLS(Regularized Constrained Least Squares) 방식에 비해 빠른 수렴속도와 더 좋은 성능을 얻을 수 있다.

Key Words : Restoration, Iteration, Local Smoothness, Convergence, Constrained Least Squares

ABSTRACT

This paper presents an iterative adaptive hybrid image restoration algorithm for fast convergence. The local variance, mean, and maximum value are used to constrain the solution space. These parameters are computed at each iteration step using partially restored image at each iteration, and they are used to impose the degree of local smoothness on the solution. The resulting iterative algorithm exhibits increased convergence speed and better performance than typical regularized constrained least squares (RCLS) approach.

I. 서 론

영상 시스템에 의해 획득된 영상은 노이즈 발생에 의한 왜곡에 의해 화질 저하 현상이 발생한다^[1,2]. $M \times N$ 크기의 2차원 영상의 왜곡 현상은 다음과 같이 표현된다.

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

식 (1)의 x, y 및 n 은 각기 스택 순서로 정렬된 $MN \times 1$ 의 열벡터로 각각 원 영상, 영상 시스템의 의해 얻어진 영상, 첨부된 노이즈를 의미하며, H 는 공간 영역의 열화현상을 표현하는 PSF(Point Spread Function)으로서 $MN \times MN$ 크기의 행렬로 표현된다.

열화 현상을 표현하는 식 (1)로부터 원 영상을 복원하기 위한 RCLS를 이용한 다음과 같은 정규화 복원 방식을 사용하였다^[1,2]

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

위 식에서 우 항의 첫째 항은 데이터에 대한 신뢰도를 나타내며, 둘째 항의 α 는 원 영상에 대한 완화도의 상관관계를 조절하기 위한 정규화 매개변수이고 C 는 일반적인 표현하는 2차원 고주파 필터이다.

위의 정보가 RCLS방식에 사용되면 국부 특성을 고려하지 않고, 반복적인 방식을 통해 식(2)의 해를 얻을 때 첨부된 노이즈의 특성이 강해지는 문제점이 발생하게 된다^[2-4]. 이러한 문제점 해결을 위해 RCLS

* 본 연구는 2010년도 교육과학기술부의 재원으로 한국 연구재단 (No. 2010-0000397) 지원 및 서울시 산학연 협력사업 (10544)으로 구축된 SUITE 클러스터 지원 사업에 의해 수행되었음.

* 숭실대학교 정보통신전자공학부 (kglover@ssu.ac.kr, mhong@ssu.ac.kr)

논문번호 : KICS2010-04-188 , 접수일자 : 2010년 4월 28일, 최종논문접수일자 : 2010년 8월 31일

방식의 해 공간상에서의 정보를 사용한다^{3,5)}. 그리고 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 많이 사용되어지고 있다^{3,6)}.

본 논문에서는 적응 반복 하이브리드 영상 복원 알고리즘을 이용하여 국부 완화도를 결정하는 방식을 제안한다. 이에 따라 식 (1)을 이용하여 식 (2)로 표현하였고, 원 영상 예측을 위해 국부 특성 정보를 복원 과정에 이용하고 영상에 대한 사전 정보 및 매 반복 영상으로부터 얻어진 공간 영역 상의 적응성을 복원 영상의 해 조건에 포함시킨다. 이와 같이 복원 영상의 각 화소가 취할 수 있는 값의 영역을 국부지역 정보에 따라 제한함으로써 RCLS 방식에 비해 빠르고 더 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 Gradient 기법과 투영 기법을 결합시킨 형태의 반복 복원 영상 기법에 대한 기본적인 내용을 3장에서는 제안된 적응 기법에 대한 설명을 4장과 5장에서는 실험 결과 및 결론으로 끝을 맺는다.

II. 연구배경

정규화 완화 함수로 주어진 식 (2)로부터 복원 영상은 $M(x)$ 에 Gradient를 취한 값을 '0' 벡터로 대치시켜 구할 수 있으며, 이에 대한 반복 해는 다음과 같이 기술되어 진다.

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

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 변수 α 는 다음과 같이 결정된다^{1,2,7)}.

$$\alpha(x_k) = \frac{\|y - Hx_k\|^2}{\theta - \|Cx_k\|^2} \quad (4)$$

식 (4)에서 $\theta \geq 2\|y\|^2$ 로 정의된다. 식 (3)의 반복 해는 전체 완화도에는 효과적이지만 국부 완화도에는 비효율적으로 이용된다. 따라서 RCLS 방식의 일반해를 제약 조건으로 투영시켜서, 식 (3)의 연산자

G와 결합된 형태로 최종 해를 표현하게 된다. 이와 같이 매 반복 해에 제약 조건을 부가하여 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} \tilde{x}_k &= Gx_k \\ x_{k+1} &= P\tilde{x}_k = PGx_k \end{aligned} \quad (5)$$

위 식 (5)에서 P는 매 반복에 의한 복원 영상이 갖는 국부 특성을 갖는 영역으로 투영시키는 임의의 연산자를 나타낸다.

III. 국부 공간 정보를 이용한 적응 복원 방식

본 장에서는 식 (3)에서 정의된 매 스텝의 반복 해가 투영되는 제약 조건을 결정하는 국부 정보에 대해 기술한다. 위 식 (5)에서 k번째 반복복원 영상의 (i,j) 번째의 복원영상 $\hat{x}_k(i,j)$ 는 각각의 화소값에 대한 윈도우 크기 W를 갖는 영역의 국부 평균 및 국부 분산은 다음과 같이 정의 된다.

$$\begin{aligned} m_{\hat{x}_k W}(i,j) &= W \sum_{p=i-U}^{i+U} \sum_{q=j-V}^{j+V} \hat{x}_k(p,q), \\ \sigma_{\hat{x}_k W}^2(i,j) &= W \sum_{p=i-U}^{i+U} \sum_{q=j-V}^{j+V} [\hat{x}_k(p,q) - m_{\hat{x}_k W}(i,j)]^2 \end{aligned} \quad (6)$$

식 (6)에서 $W^{-1} = (2U+1) \times (2V+1)$ 크기의 2차원 윈도우 마스크이며, (i,j) 번째 화소 위치에 대해 대칭형으로 되어있고 (i,j) 번째 화소값에 대한 국부 최대값은 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{x}_{k,W,\max}(i,j) = \max_{(p,q) \in S_{i,j}} \hat{x}_k(p,q) \quad (7)$$

식 (7)의 $S_{i,j}$ 는 (i,j) 위치의 화소에 대한 국부 최대값을 결정하기 위한 지원(support) 영역을 의미하고 본 논문에서는 국부 지역 평균 및 분산에 이용했던 상대적으로 작은 윈도우 마스크와 동일하게 $S_{i,j}$ 를 설정하였다. 식 (6),(7)에서 정의된 국부 지역 정보들은 국부 완화도를 의미하는 식 (5)에 이용되어 투영 연산자 P를 다음과 같이 정의한다.

$$P(\hat{x}_k(i,j)) = \begin{cases} E_1(i,j) & \text{if } \hat{x}_k(i,j) < E_1(i,j) \\ E_2(i,j) & \text{if } \hat{x}_k(i,j) > E_2(i,j) \\ \hat{x}_k(i,j) & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} E_1(i,j) &= m_{\hat{x}_k,SW}(i,j) - T_k \times B(i,j), \\ E_2(i,j) &= m_{\hat{x}_k,SW}(i,j) + T_k \times B(i,j), \end{aligned}$$

식 (8)에서 정의된 T_k 는 영상 완화도를 제어하는 매개변수이고 식 (9)와 같이 정의한다.

$$T_k = \exp\left(Z \times \frac{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m |x_{k-1}(i,j)|}{\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m |n_{k-1}(i,j)|}\right) \quad (9)$$

식 (9)에서 Z 는 임의의 상수를 의미하고 n_{k-1} 는 $k-1$ 번째 반복 영상으로부터 얻어진 복원 영상이고 본 논문에서는 $y - Hx_{k-1}$ 로 표현하였다. 그리고 (6),(7)에서 정의된 정보들을 이용하여 (i,j) 번째 화소의 완화도를 결정하기 위한 매개변수 $B(i,j)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$B(i,j) = \frac{\sigma_{x,LW}^2(i,j)}{\sigma_{x,SW}^2(i,j)} \times \frac{\hat{x}_{k,SW,max}(i,j)}{m_{\hat{x}_{k,SW}(i,j)}} \quad (10)$$

식 (10)에서 SW,LW 는 각각 (i,j) 화소를 중심으로 하는 작고 큰 윈도우를 의미한다. 정의된 $B(i,j)$ 는 다음과 같은 특성을 갖는다. 동일 활동성 (activity)를 갖는 SW,LW 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 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 일치한다⁸⁾. 또한 식 (10)의 우항에 있는 연산자는 국부 분산의 크기를 나타낸다.

본 논문에서 제안된 방식은 영상 전체의 완화도에 대한 Gradient 기법과 국부 완화도 특성에 대한 투영 기법을 결합시켜 최적화된 반복 해를 얻어 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 및 분석

본 논문에서 제안된 적응 반복 하이브리드 영상 복원 알고리즘의 실험을 위해 256×256 크기의

“Lena”, “Cameraman”, “Babra” 영상을 사용하였고, 7×7 동일 움직임(uniform motion)에 의해 각각 열화되었으며 10dB와 20dB 가우시안 노이즈를 첨가 시켰다. 제안된 방식의 실험을 위해 다양한 SNR(Signal to Noise Ratio)의 증가를 사용하였으며 가우시안 분포에 의한 노이즈를 첨가 시킨 경우에 대해 실험하였다. 또한, 식 (2)에 의해 기술된 고주파 필터를 위해 2-D Laplacian 연산자를 사용하였고²⁾. 본 실험의 정량적인 평가를 위해 MSE와 참고문헌 [9]의 UIQI(Universal Image Quality Index)를 사용하였다 ($-1 \leq UIQI \leq 1$). 또한, 반복 해를 끝내기 위해 아래 식 (11)의 조건을 사용하였다.

$$\frac{\|x_{k+1} - x_k\|^2}{\|x_k\|^2} \leq 10^{-m} \quad (11)$$

본 논문의 실험에서는 10dB 노이즈일 때 $m=5$ 를 20dB 노이즈일 때 $m=6$ 을 사용하였고, 식 (9)의 윈도우 크기인 SW,LW 는 각각 3과 7을 사용하였다.

그림 1의 (a),(b),(c)는 각각 Lena 영상(7×7 Gaussian blur with variance 5 및 10dB 가우시안 노이즈), RCLS 방식에 의한 복원 영상, 제안된 방식에 의한 복원 영상을 나타낸다. 본 실험에서는 $Z=0.07$ 으로 설정한 결과에 대해서 기술하였고 RCLS 방식의 결과는 39회 반복 후 (MSE=493, UIQI=0.363)를 나타내었고 제안된 방식의 결과는 10회 반복 후 (MSE=260, UIQI=0.516)를 나타내었다. 실험 결과에서 확인 할 수 있듯이 제안된 방식은 RCLS 방식에 비해 복원 영상의 노이즈 증폭을 효과적으로 줄일 수 있다. 또한 Z값이 작아질수록 수렴 속도가 빨라지는 반면 영상의 열화 현상이 커지게 된다. 위 조건에 의해 실험한 결과 범위가 $0.05 \leq Z \leq 0.1$ 로 설정된 경우에 제안된 방식의 성능 및 수렴 속도가 우수하였다.

그림 2의 (a),(b)는 각각 10dB 가우시안 노이즈가 첨가된 Lena 영상의 Mean Square Error와 반복 횟수에 따른 수렴속도를 나타낸다. 이 결과를 통해 제안된 방식은 최소 MSE 값을 비교적 오랜 반복해 동안 유지함을 알 수 있고, 노이즈에 의한 영상 훼손 정도가 심할수록 더 우수한 성능을 나타냈다. 또한 수렴 속도 측면에서는 RCLS방식에 비해 제안된 방식이 모든 경우에서 빠름을 알 수 있다.

표 1에 Gaussian 열화 및 움직임 열화에 대한 수렴 시의 MSE, UIQI 및 반복 횟수에 대한 성능 비교를 나타내었다. 기대했던 바와 같이 제안 방식이 첨부 노

표 1. 수렴시의 성능 비교
Table 1. Performance comparisons at convergence

Image	Noise (dB)	Method	Gaussian Blur			Motion Blur		
			MSE	UIQI	Iteration Number	MSE	UIQI	Iteration Number
Lena	5	RCLS	1799	0.172	66	2236	0.165	66
		Hybrid	303	0.312	10	288	0.337	9
	10	RCLS	493	0.363	39	797	0.307	49
		Hybrid	260	0.514	10	245	0.540	9
	20	RCLS	212	0.521	64	241	0.496	74
		Hybrid	189	0.584	38	174	0.598	53
30	RCLS	139	0.624	123	125	0.625	127	
	Hybrid	139	0.624	123	125	0.625	127	
Camera-man	5	RCLS	2423	0.126	64	3071	0.114	63
		Hybrid	471	0.194	9	458	0.203	8
	10	RCLS	691	0.216	38	1049	0.199	47
		Hybrid	409	0.255	9	393	0.261	8
	20	RCLS	324	0.299	66	350	0.306	74
		Hybrid	305	0.320	35	280	0.340	54
30	RCLS	202	0.577	135	182	0.571	134	
	Hybrid	201	0.577	133	181	0.571	134	
Babra	5	RCLS	2078	0.192	65	1422	0.182	61
		Hybrid	246	0.472	8	260	0.413	8
	10	RCLS	297	0.464	24	483	0.385	36
		Hybrid	227	0.547	9	214	0.562	8
	20	RCLS	178	0.591	43	179	0.577	51
		Hybrid	175	0.604	36	163	0.612	38
30	RCLS	139	0.620	123	119	0.642	98	
	Hybrid	138	0.620	122	119	0.642	98	



(a)



(b)

(c)

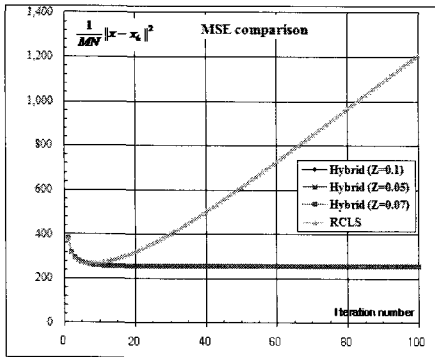
그림1. Lena 영상의 실험 결과
Fig. 1. Experimental results with Lena image
(a) 훼손된 영상 (분산 5의 7×7 Gaussian blur 및 10 dB Gaussian noise), (b) RCLS 방식에 의한 복원 영상, (c) 제안 방식에 의한 복원 영상

이즈의 양이 증대할 수로 성능 향상 정도가 커짐을 확인할 수 있었다. 그러나 첨부 노이즈 양이 감소할수록 식 (2)에서 정의한 E_1 및 E_2 가 커지게 되어 RCLS 성능과 유사하게 된다.

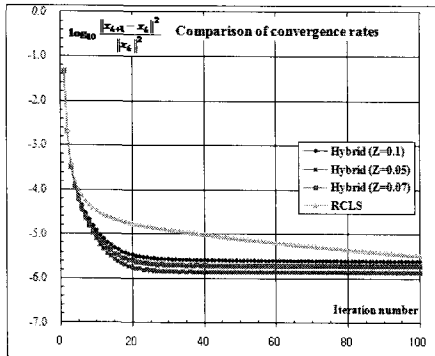
실험 결과를 통해 제안된 방식은 영상의 사전 정보 없이 국부 완화 통계 특성을 활용하여 기존의 RCLS 방식보다 수렴 속도, 주관적 화질 및 객관적 화질 개선이 있었음을 확인할 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 공간 영역의 국부 제약 정보 설정을 위해 적응 반복 하이브리드 영상 복원 알고리즘이 제안되었다. 영상의 각 화소는 반복 영상의 국부 평균, 분산, 및 국부 최대값을 이용하여 정의된 국부 열화에 의해 결정되었다. 상기 국부 통계 특성의 비를 이용하여 convex set을 정의하였으며, RCLS 기법과 비교하여 빠른 수렴 속도 및 노이즈 증폭의 문제점을 효과적으로 제어할 수 있음을 확인할 수 있었다.



(a) Lena 영상의 mean square error 비교



(b) Lena 영상의 수렴속도 비교

그림 2. Lena 영상의 성능 비교

Fig. 2. Performance comparisons with Lena image

참 고 문 헌

- [1] H. C. Andrews and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, New York: 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] 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.
- [5] 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.
- [6] S.-W. Jung, T.-H. Kim, and S.-J. Ko, "A novel multiple image deblurring technique using

fuzzy projection onto convex sets," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 15, No. 3, pp.192-195, March 2009.

- [7] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "General choice of the regularization functional in regularized image restoration," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 4, No. 5, pp.594-602, May 1995.
- [8] 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.
- [9] Z. Wang and C. Bovik, "A universal image quality index," *IEEE Signal Processing Letter*, Vol.9, No.3, pp.81-84, Mar. 2002.

고 결 (Kyel Ko)

준회원



2009년 2월 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사
2009년 3월~현재 숭실대학교 석사 과정 재학 중
<관심분야> 영상 복원 및 개선

홍민철 (Min-Cheol Hong)

종신회원

한국통신학회 논문지 제34권 10C호 참조