

블록거울 영상에서 일어나는 영상 겹침 극복을 위한 비선형적 디블러링 알고리즘

이 인 정[†]

요 약

블록거울을 사용하여 CCTV시스템을 만들면 카메라 수를 줄이는 효과가 있다. 이 경우 블록거울 영상은 휨 영상이므로 평면영상처럼 변환해야 한다. 이 경우에, 중앙에 비추인 영상은 평면 영상으로 변환 후에도 왜곡이 거의 없지만 거울의 테두리 부근에서 얻은 영상을 변환하면 왜곡이 심하게 나타나서 영상 내의 물체를 식별하기가 어려워진다. 이는 블록거울의 특성으로, 입사각이 겹쳐지면서 생기는 영상 겹침이 일어나기 때문이다. 거기에다 먼 곳에서 오는 빛의 산란과 그로 인한 블러링이 영상을 왜곡 시키는 요인이 된다. 본 논문에서는 이러한 왜곡을 극복하기 위해 편이 등고선 확장 방법과 비선형 파동방정식의 후진대입 해를 이용하여 빛의 산란효과를 줄이는 방법을 제안한다. 보통의 선형적 방법으로는 주파수 영역에서 푸리에 변수가 겹치는 신호로부터 블러드 노이즈를 분리해 낼 수가 없음은 알려져 있다. 그러나 비선형 변분법적 공식을 사용하면 그 블러드 노이즈 제거에 큰 효과를 볼 수 있다. 본 논문의 제안요소는 이 변분법적 공식을 사용하기 전에 편이 등고선 확장 정리를 사용하여 영상겹침을 줄이고 파동방정식을 사용하여 산란효과를 줄이는 방법을 사용하는 것이다. 제안 결과를 분석하기 위해 PSNR값을 조사하였더니 파동방정식을 사용한 결과가 사용하지 않은 기존결과에 비해 4 dB정도 개선된 값을 보였다.

키워드 : 비선형파동방정식, 디블러링, 후진대입해

Nonlinear Deblurring Algorithm on Convex-Mirror Image for Reducing Occlusion

In-Jung Lee[†]

ABSTRACT

A CCTV system reduces some number of cameras if we use convex-mirror. In this case, convex-mirror image distorted, we need transformation to flat images. In the center of mirror images, a transformed image has no distortion, but at near boundary image has plentiful distortion. This distortion is caused by occlusion of angled ray and diffraction. We know that the linear filtering approach cannot separate noise from signal where their Fourier spectra overlap. But using a non-linear discretization method, we shall reduce blurred noise. In this paper, we introduce the backward solution of nonlinear wave equation for reducing blurred noise and biased expansion of equilibrium contour. We propose, after applying the introduced method, and calculate with discretization method. To analysis the experimental result, we investigate to PSNR and get about 4 dB better than current method.

Key Words : Nonlinear Wave Equation, Deblurring, Backward Solution

1. 서 론

현재 은행, 학교, 편의점 등의 장소에서는 유사시의 상황에 대비한 감시용으로 CCTV를 설치해 사용하고 있다. 하지만 이런 장소에서 사용되는 CCTV는 관찰 범위에 한계가 있어 전 영역을 커버하기 위해서는 여러 개의 카메라가 필요하고, 따라서 설치비용이 많이 들게 되는 문제점이 있다. 보통 CCTV 카메라는 작은 직육면체 공간이라 할지라도 천

정의 네 모서리에 네 개의 카메라를 필요로 한다. 카메라 개수를 줄이기 위해서는 시야 각이 넓혀진 카메라가 필요하다. 2005년도에 미국 광학학회(Optical Society of America)에 발표된 논문에는 파노라믹 렌즈를 이용하여 시야 각을 넓혀 영상을 수집하는 기술이 소개 되었다[12]. 이 논문의 경우, 영상의 질은 우수하나 전 영역에서 영상을 수집하는 데는 문제가 있다. 본 논문에서는 시야 각을 전 영역으로 넓히기 위해 천장 중앙에 위치하는 블록거울에 비친 영상을 이용하여 카메라 개수를 한 개로 줄이고자 한다. 이때 생기는 문제 중에 하나는 사용자에게 평면영상을 보여주어야 하므로 거울에 비추인 곡면 영상을 평면 영상으로 변환해야

* 이 논문은 2005년도 호서대학교 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음.

† 정 회 원 : 호서대학교 컴퓨터공학부 부교수

논문접수 : 2006년 4월 3일, 심사완료 : 2006년 8월 22일

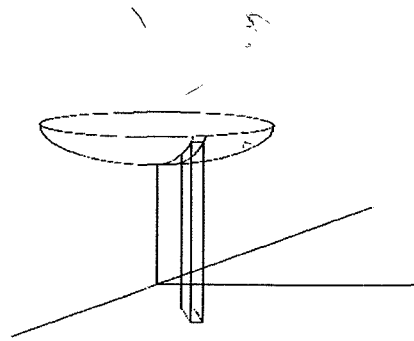
한다. 우리는 2절에서 이 변환 알고리즘을 소개 하기로 한다. 또 다른 문제는 볼록거울 중앙에 비추인 영상은 평면 영상으로 변환 후에도 왜곡이 거의 없지만 거울의 테두리 부근에서 얻은 영상을 변환하면 왜곡이 심하게 나타나서 영상 내의 물체를 식별하기가 어려워진다. 이는 볼록거울의 특성으로, 입사각이 겹쳐지는 영상겹침이 일어나는 원인과 원거리에서 오는 빛의 간섭과 그로 인한 블러링이 발생하는 것으로 보이며 CCD에서 보내온 신호의 기계적 문제도 있다고 봐야 옳으나 본 논문에서는 CCD의 기계적 문제는 없다고 보고 영상 겹침과 블러링 현상을 극복하는 문제만 다루기로 한다. 영상 겹침에 대해서는 편이등고선 방법을 사용하기로 하고 3절에서 논의하기로 한다. 블러링을 해결하기 위해 많은 노력들이 이루어져 왔다. 선형적 접근으로는 더 이상 진전이 없다고 보고 90년대 말에 T. F. Chan 등은 비선형 편 미분 방정식을 새워 변분법적 방법으로 수치적 해를 구하여 영상에 적용하는 방법들을 고안하였다[1-3]. 웨이블렛 연구가 활발하게 진행됨에 따라 J. Bect 등은 변분법적 요소와 웨이블렛, 그리고 디콘볼루션 방법이 결합된 변분법적 프레임워크를 제안했다[13]. N. Moayeri는 선형적 필터링 접근방법으로는 푸리에 변수가 겹치는 신호로부터의 노이즈를 분리해 낼 수가 없음을 알아내고 비선형 변분법적 공식을 사용하여 노이즈를 분류해 내는 방법을 제안하였는데 디블러링에 큰 효과가 있음을 보였다[4]. 본 논문의 블러링 특징과 이 모델이 잘 조화 되는 것을 고려하여 주어진 모델을 보면 다음과 같다. 노이즈가 point-spread function(PSF)라고 할 때 이미지 degradation 모델은

$$f(x; y) = (d * u)(x; y) + n(x; y) \quad (1)$$

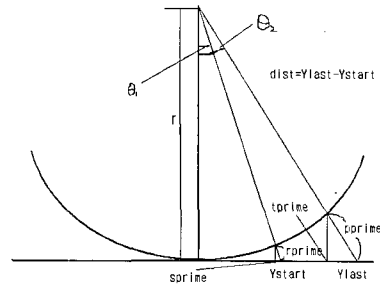
가 된다. 여기서 $u(x; y)$ 는 주어진 원본 이미지이고 d 는 PSF이다. $*$ 는 two-dimensional convolution이고, f 는 관측된 degraded 이미지이다. 그리고 n 은 the additive noise이다. f 가 획득된 영상이라면 디블러링 이미지 u 를 찾기 위해 편 미분 방정식을 풀어서 해를 구해야 한다. 이 방정식의 수치 해를 얻기 위해 변분법을 사용하게 되며 모두 수치해법이다[5-7]. 그러나 이 모델은 회선(convolution)을 사용한 모델이므로 방정식의 수치 해를 구하여도 광선을 통해 빛어지는 빛의 간섭 현상에 대해서는 고려하지 않았다. 빛의 간섭 현상을 디블러링 효과에 적용하기 위해 본 논문에서는 (1)식의 모델에 비선형 파동 방정식을 적용하여 후진대입 해를 찾아 블러링 현상을 극복하는 알고리즘을 제안한다. Y. Truginy는 비선형 파동방정식의 변분법적 해법의 수치 해를 찾는 수학적 이론을 제공하였고[8-10] 라그랑제 보간을 사용하여 수치 해를 찾을 때 수렴성과 안정성은 충분함이 밝혀진 바 있다[11]. 2절에서는 볼록거울 영상을 평면영상으로 변환하는 알고리즘을 소개하며 3절과 4절에서 디블러링 알고리즘을 소개하고 5절에서는 실험결과를 소개하기로 한다.

2. 볼록거울 영상 변환

볼록거울을 이용한 CCTV 카메라의 영상변환방법은 일정



(그림 1) 거울에 비추인 볼록거울 영상



(그림 2) 곡면 영상과 평면 영상과의 관계 단면도

한 내부 공간의 천장 중앙에 위치하는 볼록거울에 비친 영상을 중앙에 위치하는 카메라가 촬영한 곡면 영상을 영상처리 장치의 저장 부로 전송하는 데 촬영된 곡면 영상 중 선택된 부분에 대해 평면 영상으로 변환하여 그 평면 영상을 출력한다. 볼록거울에 비친 영상을 카메라가 촬영했을 때의 촬영된 영상이 왜곡된 곡면 영상이 되는 것은 (그림 1)과 같다.

곡면 영상과 평면 영상의 관계를 단면도로 도시하면 다음 (그림 2)와 같다. 여기서 r 은 볼록거울의 곡률반경이고, θ_1 은 카메라의 연직 상방 패닝각이고, $dist$ 가 변환된 평면 영상의 길이일 때, $Ystart$ 는 영상 변환에 있어 평면 영상에서의 시작점이고, $Ylast$ 는 영상 변환에 있어 평면 영상에서의 끝점이다.

$Ystart$ 및 $Ylast$ 는 다음 식(2), (3)으로부터 계산된다.

$$Ystart = r * \tan \theta_1 \quad (2)$$

$$Ylast = Ystart + dist \quad (3)$$

θ_2 는 평면 영상의 끝점에 대한 카메라의 연직 상방 패닝 각으로 다음 식(4)로부터 계산된다.

$$\theta_2 = \arctan (Ylast / r) \quad (4)$$

$sprime$ 은 영상 변환되는 곡면영상에서의 시작점이고, $tprime$ 은 곡면영상에서의 끝점으로 다음 식(5), (6), (7), (8)로부터 계산된다.

$$rprime = r / \cos \theta_1 - r \quad (5)$$

$$pprime = r / \cos \theta_2 - r \quad (6)$$

$$sprime = Ystart - rprime * \sin \theta_1 \quad (7)$$

$$tprime = Ylast - pprime * \sin \theta_2 \quad (8)$$

ratio는 평면영상과 곡면영상의 비율로서 다음 식(9)로부터 계산된다.

$$\text{ratio} = (\text{tprime} - \text{sprime}) / (\text{Ylast} - \text{Ystart}) \quad (9)$$

이어서 Θ_1 , dist 및 r 을 이용하여 상기 식에 따라 Ystart , Ylast , Θ_2 , sprime , tprime 및 ratio 를 계산한다.

변환된 평면 영상의 좌표 (xx, yy) 와 대응되는 블록거울 영상의 좌표값 (x, y) 는 다음식(10)-(15)와 같이 계산된다. 먼저 xfix 및 yfix 를 설정한다. xfix 및 yfix 는 원칙적으로 블록거울의 곡률반경의 두 배 값으로 설정하며 신축 (zooming)이 일어나는 경우 신축의 배율에 맞추어 설정하는데 카메라에 따라 조금씩 수정이 필요하다.

$$\text{yratio} = yy * \text{ratio} \quad (10)$$

$$\text{ychuk} = | \text{sprime} - \text{yratio} | \quad (11)$$

$$\text{xratio} = xx * \text{ratio} \quad (12)$$

$$\text{xchuk} = \text{sprime} + \text{xratio} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \text{yval} = & ((\text{xfix} * \text{xfix}) * (\text{ychuk} * \text{ychuk}) * (\text{yfix} * \text{yfix}) - \\ & (\text{xchuk} * \text{xchuk}) * (\text{yfix} * \text{yfix}) * (\text{ychuk} * \text{ychuk})) / \\ & ((\text{yfix} * \text{yfix}) * (\text{xfix} * \text{xfix}) - (\text{ychuk} * \text{ychuk}) \\ & * (\text{xchuk} * \text{xchuk})) \end{aligned} \quad (14)$$

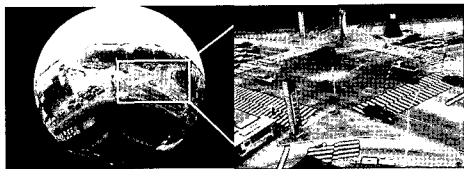
$$\begin{aligned} \text{xval} = & ((\text{xfix} * \text{xfix}) * (\text{ychuk} * \text{ychuk}) * (\text{xchuk} * \text{xchuk}) - \\ & (\text{xchuk} * \text{xchuk}) * (\text{yfix} * \text{yfix}) * (\text{xfix} * \text{xfix})) / \\ & ((\text{ychuk} * \text{ychuk}) * (\text{xchuk} * \text{xchuk}) - (\text{yfix} * \text{yfix}) \\ & * (\text{xfix} * \text{xfix})) \end{aligned} \quad (15)$$

$(\text{originx}, \text{originy})$ 가 촬영된 곡면 영상에서의 중심좌표일 때, 다음 식(16), (17)에 따라 x 및 y 를 계산한다.

$$y = \text{sqrt}(\text{yval}) + \text{originy} \quad (16)$$

$$x = \text{sqrt}(\text{xval}) + \text{originx} \quad (17)$$

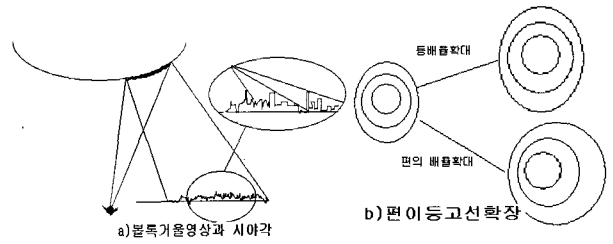
다음 (그림 3)은 이 알고리즘을 따라 곡면 영상을 평면 영상으로 변환한 결과를 보여준다. 그러나, 여기서 블록거울의 변에 위치한 영상을 평면으로 변환 시킨 영상은 중앙에 위치한 영상에 비해 심한 왜곡이 나타난다. 이를 해결하기 위해 두 가지 접근방법을 제안한다. 먼저 시야각을 고려한 편이 확장 방법과 빛의 회절과 간섭을 고려한 파동방정식의 후진대입수치해법이다.



(그림 3) 곡면 영상과 평면 영상 : 왼쪽이 블록거울에 비추인 영상이고 사각형 부분에 대한 변환영상이 오른쪽 평면 영상임.

3. 편이 등고선 확장

먼저 블록거울 영상은 거울의 곡률에 따라 시야가 차등적



(그림 4) 거울에 비추인 영상의 시각적 형태와 시각에 따른 등고선 편이 비율

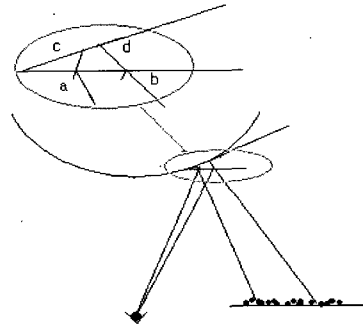
으로 더 좁아지기 때문에 곡면에 비친 영상은 시야 각을 넓히는 방향으로 다음 (그림 4)와 같이 복원해야 한다.

실제로 편이 비율을 계산하기 위해 (그림 5)에서 보면 실물로부터 들어온 빛은 평면거울인 경우 a 와 b 사이에 비추이지만 블록거울에 비추인 영상은 c 와 d 사이에 있음을 알 수 있다. 등고선의 편이 확장 비율은 다음 식(18)과 같이 계산한다. 블록 영상의 반경을 r 라 할 때 거울의 중심에서 p 만큼 떨어진 곳에서 확장비율은 p 에서의 미분계수 즉,

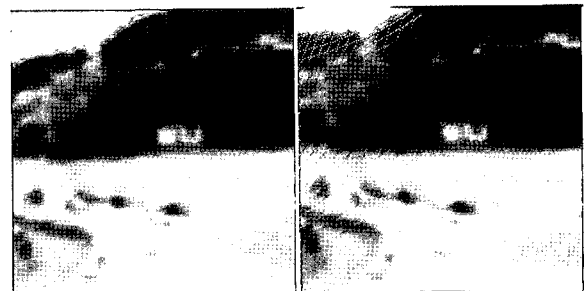
$$f(p) = \frac{-p}{\sqrt{r^2 - p^2}} \quad (18)$$

로 계산된다.

다음 (그림 6)은 편이 등고선 확장을 사용한 결과로 얻어진 영상으로 우측의 영상에 흰 줄이 보이는 것은 확장되면서 영상 사이가 벌어진 것으로 영상 보간을 사용하여 해소할 수 있다.



(그림 5) 평면거울에 비추인 영상과 블록거울에 비친 영상의 차이 : 실물로부터 들어온 빛은 평면거울인 경우 a 와 b 사이에 비추이지만 블록거울에 비추인 영상은 c 와 d 사이에 있다.



(그림 6) 왼쪽 원본 이미지와 오른쪽 편이 등고선 확장 이미지

4. 더블러링 알고리즘

앞에서 언급했듯이 N. Moayeri는 선형적 필터링 접근방법으로는 푸리에 변수가 접치는 신호로부터의 노이즈를 분리해 낼 수가 없음을 알아내고 비선형 변분법적 공식을 사용하여 노이즈를 분류해 내는 방법을 제안하였는데[4], 노이즈가 point-spread function (PSF)라고 할 때 이미지 degradation 모델은 1절에서 제시한 식(1) 즉,

$$f(x; y) = (d * u)(x; y) + n(x; y)$$

가 되고 여기서 $u(x; y)$ 는 주어진 원본 이미지이다. f 가 관측된 degraded 이미지이므로 블러링 요소 d 와 노이즈요소 n 이 가미된 상태이며 획득된 영상 f 로부터 원본 이미지 u 를 찾기 위해서는 다음 방정식(19)을 풀어서 해를 구해야 하며 [5-7]에서 소개한 방법을 보이면 다음과 같다.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot (\gamma \nabla (|\nabla u|^2) \nabla u) + \alpha d * (d * u - f) \tag{19}$$

식(19)에 Perona-Malik filter를 적용하여 이 방정식(19)은 다음 방정식(20)으로 변환된다.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot \left(\frac{1}{1 + |\nabla L_\sigma|^2 / c} \nabla u \right) + \alpha * (d * u - f) \tag{20}$$

식(20)으로부터 유한 차분 법을 사용하여 변분법적 수식인 식(21)을 얻을 수 있으며 k 는 반복 계차이다.

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (I - m\tau A_i (u^k)) u^{k+1} = u^k + \alpha * (d * u^k - f) \tag{21}$$

이때 m, I, τ, A_i 은 반복 식 내에서는 상수화된 값들이다.

5. 후진대입 해 알고리즘

식(1)에서 획득된 영상 f 는 빛의 간섭이나 회절에 의해서도 영향을 받는다. 특히 볼록거울과 같이 입사각이 수직에서 많이 기울어진 경우에는 훨씬 큰 간섭효과가 생겨난다.

회절효과를 나타내는 식 $\int \frac{\sin(ct-r(x))}{r(x)} dx$ 에서 $\sin(ct-r(x))$ 를 r 에 관해서 Taylor series 전개한 후 r 로 나눈 다음 적분하면

$$-\sin ct * r(x) + \frac{\sin ct}{3 * 3!} r(x)^3 + \dots \tag{22}$$

이 된다. 대부분의 경우 식(22)에서 첫 번째 항인 선형 항만으로 계산하여 회절효과를 분석하나 위에서 언급했듯이 선형적 접근만으로는 노이즈를 분류해 낼 수가 없다. 그래서 두 번째 항인 비선형 항을 파동방정식에 적용하여 획득된 영상 f 에서 회절효과를 제거한 다음 식(1)을 적용하는 방법을 제안한다. 비선형 파동방정식의 수치 해에 대한 이론적 접근은 Y. Tougingy 등에 의해 소개되었다[8-10].

소개된 식은 다음 식(23)과 같으며 $V_u(u)$ 는 비선형 항으



(그림 7) $f(t, x)$ 로부터 $u(t, x)$ 를 계산

로, 본 모델에서는 식(22)를 대입하여 사용하기로 한다.

$$\frac{\partial u^2(t, x)}{\partial t^2} - \frac{\partial u^2(t, x)}{\partial x^2} + V_u(u(t, x)) = f(t, x) \tag{23}$$

후진대입법은 빛을 거슬러 추적하는 방식으로 원래의 실물에서 보내진 빛을 수집된 영상으로부터 후진 대입하여 (그림 7)처럼 실물영상으로 찾아가는 방법이다.

$f(t, x)$ 가 수집된 영상이라면 시간 축 t 를 따라 후진으로 해를 찾아 $u(t, x)$ 를 찾는다.

주어진 파동방정식의 수치 해를 찾기 위해 라그랑제 보간과 유한 차분 법을 사용한다[11]. 영상에 적용하기 위해 변수의 차수를 1차로 하고 수렴성과 안정성을 알아보기 위해 변수의 범위를 $\Omega = [-1, 1]$ 로 축소한 다음 식(23)을 변형하면 다음 식(24)가 된다.

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} - \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + V_u(u) = f \text{ in } Q = \Omega \times [0, T] \tag{24}$$

$u^N(x, t)$ 를 $t > 0$ 에서 보간에 의한 N 차 다항식 근사해라고 하면 다음 식(25)을 만족한다.

$$\int_{-1}^1 \left\{ u_x^N(x, t) - u_{xx}^N(x, t) + V_u u^N(x, t) \right\} v(x) dx = \int_{-1}^1 f(x, t) v(x) dx \tag{25}$$

여기서 $t > 0$ 이며 $v(x)$ 는 임의의 $N-2$ 차 다항식이다. 이를 이용하여 임의의 $T > 0$ 에 대해서

$$\begin{aligned} & \| P_{N-2} u_t^N(t) \|_{L_\omega(-1,1)}^2 + \| u_x^N(t) \|^2 + (2\beta/P) \| u^N(t) \|_{L^p(-1,1)}^p \\ & \leq (\| P_{N-2} u_t^N(0) \|_{L_\omega(-1,1)}^2 + \| u_x^N(0) \|^2 + (2\beta/P) \| u^N(0) \|_{L^p(-1,1)}^p) \\ & + \int_0^T \| f(s) \|_{L_\omega(-1,1)}^2 ds e^T \end{aligned} \tag{26}$$

가 성립하며 이는 $u^N(x, t)$ 가 안정적인 해임을 뜻한다. R_N 을 D 의 조밀 부분집합 W 로 부터 X_N 으로 가는 projection operator 라 하자. 임의의 각 $u \in W$ 에 대해서 $R_N u$ 는 주어진 경계치 조건을 만족한다고 하자.

오차항 $e(x, t) = u^N(x, t) - R_N u$ 에 대해 다음 식(27)을 얻는다. 이식은 오차가 0에 수렴함을 의미한다.

$$\begin{aligned} & \| P_{N-2} e_t(t) \|_{L_\omega(-1,1)} + \| e_x(t) \|^2 \\ & \leq (\| P_{N-2} e_t(0) \|_{L_\omega(-1,1)} + \| e_x(0) \|^2 + M^2 T) e^T \\ & \leq (\| P_{N-2} e_t(0) \|_{L_\omega(-1,1)}^2 + c \| e_0 \|_{H_0^1(\Omega)}^2 + M^2 T) e^T \end{aligned} \tag{27}$$

식(24)로부터 라그랑제 보간 식과 유한 차분 식을 구하면 다음 식(28)-(30)와 같다.

$$u^N(x,t) = \sum_{i=0}^N a_i(t)l_i(x) \text{에 대해서}$$

$$\frac{d^2 a_i(t)}{dt^2} - (l_0''(x_i)a_0(t) + \dots + l_N''(x_i)a_N(t)) - \sin(a_i(t))l_i^3(x) = f(t, x_i) \quad (28)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, N.$$

여기에 유한 차분 식(29)을 적용하면

$$\frac{d^2 a_i(t)}{dt^2} = \frac{a_i(t_{j+1}) - 2a_i(t_j) + a_i(t_{j-1}))}{h^2} \quad (29)$$

$$a_i(t_{j+1}) = 2a_i(t_j) - a_i(t_{j-1}) + h^2(l_0''(x_i)a_0(t) + \dots + l_N''(x_i)a_N(t)) + \sin(a_i(t_j))l_i^3(x_i) + f(t, x_i) \quad (30)$$

본 논문에서 제안하는 방법은 본 절에서 제안하는 후진 대입 해를 찾아 그 해를 3절에서 제안한 Moayeri 방법의 획득된 영상 f로 사용하는 것이다.

6. 실험 결과

Moayeri 방법은 식(21)을 적용한 방법이며 제안된 방법은 식(30)에서 얻어진 결과를 다시 식(21)에 적용하여 얻은 결과이다. Moayeri 방법과 제안된 방법 즉, Moayeri 방법에 회절효과를 고려한 방법의 영상결과를 소개하면 다음 (그림 8)와 같다. 왼쪽이 Moayeri 방법으로 구한 영상이며 오른쪽이 제안된 방법으로 얻은 영상인데 오른쪽 영상의 선명도가 개선된 모습을 볼 수 있다.



(그림 8) Moayeri 방법과 제안된 방법으로 얻은 영상

보다 객관적인 차이를 위해 블록 영상에서 시야 각을 10도에서 시작하여 10도씩 증가시키면서 얻은 영상 6개를 샘플로 수집하여 Moayeri 방법과 제안된 방법으로 얻은 영상을 비교하여 (그림 9)에 보였다. 그리고 두 방법의 결과 영상에 대한 SD값과 PSNR 값을 <표 1>에서 보였으며 SD와 PSNR의 차를 (그림 10)에 나타내었다. 여기서 SD는 표준편차이고 PSNR은 Peak Signal-to- Noise Ratio이며 PSNR은 다음과 같이 계산된다.

Difference = Gray value of Pixel from Image A - Gray value of Pixel from Image B (원본)

SummedError = \sum_N Difference * Difference

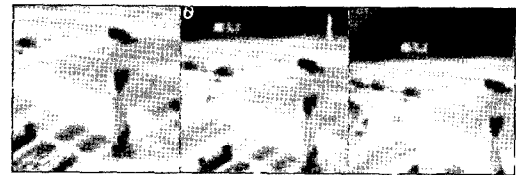
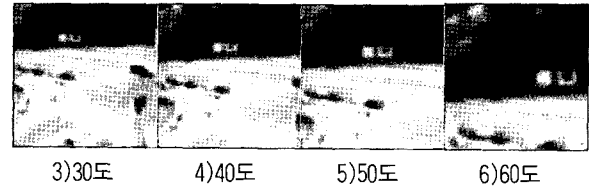
MeanSquaredError = SummedError / Number of Pixels(N)

RMSE = sqrt (MeanSquaredError)

PSNR = 20*log10 (255 / RMSE)

SD = sqrt($\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - M_A)^2$)

여기서 A_i 는 각각 i번째 픽셀의 그레이 값을 나타내며 M_A 는 평균값이다.



b) 각각의 각도에 따른 Moayeri방법에 의한 디블러링

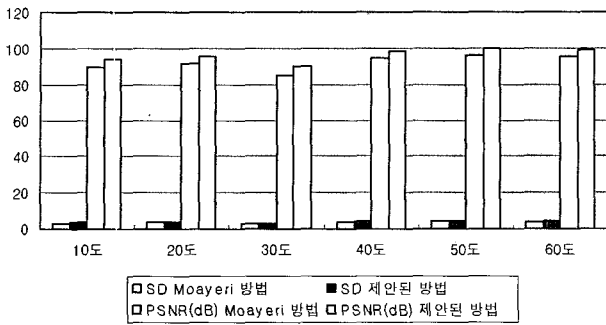


c) 각각의 각도에 따른 제안된 방법에 의한 디블러링

(그림 9) 블록 영상에서 각도에 따른 표본과 각각의 영상에 적용된 Moayeri방법과 제안된 방법

<표 1> Moayeri 방법과 제안된 방법에 대한 SD와 PSNR의 차

표본	SD& PSNR	SD		PSNR(dB)	
		Moayeri 방법	제안된 방법	Moayeri 방법	제안된 방법
10도		3.112	3.645	89.452	93.573
20도		3.532	3.923	91.425	95.372
30도		2.876	3.237	85.218	90.126
40도		3.814	4.215	94.387	98.237
50도		4.117	4.692	96.247	99.875
60도		3.934	4.386	95.118	98.916



(그림 10) > Moayeri 방법과 제안된 방법에 대한 SD와 PSNR : 각각이 4dB정도 증가하였음을 보임.

7. 결 론

블록거울의 특성으로, 입사각이 겹쳐지면서 생기는 영상 겹침과 먼 곳에서 오는 빛의 산란과 그로 인한 블러링이 영상을 왜곡 시키는 요인이 된다. 이러한 왜곡을 극복하기 위해 편이 등고선 확장 방법과 비선형 파동방정식의 후진대입해를 이용하여 빛의 산란효과를 줄이는 방법을 제안하였다. 여기서 얻은 결과를 비선형 변분법적 공식에 적용하여 블러드 노이즈 제거를 시도한 결과 PSNR값이 기존결과에 비해 4dB정도 개선된 값을 보였다.

참 고 문 헌

[1] T.F. Chan, G.H. Golub, P. Mulet, "A Nonlinear Primal-Dual Method for Total Variation-Based Image Restoration," In SIAM Journal on Scientific Computing, Vol.20, No.6, pp.1964, 1999.

[2] T.F. Chan, C.K. Wong, "Total Variation Blind Deconvolution," In IEEE Transactions on Image Processing, Vol.7, No.3, pp.370, 1998.

[3] A. Marquina, S. Osher, "Explicit Algorithms for a New Time Dependent Model Based on Level Set Motion for Nonlinear Deblurring and Noise Removal," In UCLA CAM Report 99-5, Department of Mathematics, University of California, Los Angeles, pp.87, 1999.

[4] N. Moayeri, K. Konstantinides, "An Algorithm for Blind Restoration of Blurred and Noisy Images," In Technical Report HPL-96-102, Hewlett-Packard, pp.37, 1996.

[5] Perring, J.K., and Skyrme, T.R.H, "A model unified field equation," In Nuclear Physics, Vol.31, pp.550-555, 1962.

[6] Daney Barash, "One-Step Deblurring and Denoising Color Images Using Partial Differential Equations," In HP Laboratories Israel, pp.57, 2000.

[7] J. Weickert, B.M. ter Haar Romeny, M. Viergever, "Efficient and Reliable Schemes for Non-linear Diffusion Filtering," In IEEE Transactions on Image Processing, Vol.7, No.3, pp.398, 2001.

[8] Dupont. T. "L estimates for Galerkin methods for second-order hyperbolic equations," In SIAM J. Numerical Analysis. Vol.10, pp.392-410, 1973.

[9] Claudio Canuto M. Yousuff Hussaini Alfio Quarteroni Thomas A. Zang, "Spectral Methods in Fluid Dynamics. In Springer-Verlag," 2ed. pp.378, 1988..

[10] Yves Truginy. "Product approximation for nonlinear Klein-Gordon equations," In IMA journal of Numerical Analysis. Vol.9, pp.449-462, 1990.

[11] In-Jung Lee. "Numerical Solution for Nonlinear Klein-Gordon Equation by Using Lagrange Polynomial Interpolation with a Trick," In KIPS Transactions. Part A, Vol.11-A, No.7, pp.571-576. 2004.

[12] Gyeong-il Kweon, Kwang Taek Kim, Geon-hee Kim, and Hyo-sik Kim, "Folded catadioptric panoramic lens with an equidistance projection scheme," In Optical Society of America, Vol.3. pp.20-34, 2005.

[13] J. Bect, L. Blanc-Feraud, G. Aubert and A. Chambolle, "A l^1 -Unified Variational Framework for Image Restoration," In Proc. ECCV'2004, Prague, Czech Republic, Part IV: LNCS #3024, pp.1-13, Springer, 2004.



이 인 정

e-mail : leeij@office.hoseo.ac.kr
 1981년 전남대학교 수학과(이학사)
 1984년 중앙대학교 수학과(이학석사)
 1990년 중앙대학교 수학과(이학박사)
 2002년 아주대학교 전자공학과(공학박사)
 1992년~현재 호서대학교 컴퓨터공학부

부교수

관심분야: 영상신호처리, 수치해석, 인공지능