논문 2005-42SC-5-3

웨이블릿 변환을 이용한 Depth From Defocus

(Depth From Defocus using Wavelet Transform)

최 창 민*, 최 태 선*

(Chang-Min Choi and Tae-Sun Choi)

요 약

본 논문에서는 CCD 카메라를 이용하여 획득된 영상들 간의 상대적인 열화(Blur)를 이용하여 물체의 3차원 형상 및 거리 정보를 얻을 수 있는 Depth From Defocus(DFD) 방법을 제안한다. 기존 논문의 주파수 영역에서 디포커스(Defocus) 연산자를 구하는 역필터링(Inverse filtering) 방법은 정확도가 떨어지고, 윈도우 효과(Windowing effects) 및 영상의 경계 효과(Border effect)와 같은 단점이 있었다. 또한 일반적인 영상은 비정체성 (Nonstationary)이기 때문에, 임의의 텍스처에 대한 가우시안(Gaussian) 및 라플라시안(Laplacian) 연산자 등의 필터를 이용하는 디포커스 방법의 추정값은 결과가 좋지 않다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 지역적 분석과 함께 다양한 크기의 윈도우를 제공하는 웨이블릿 변환을 이용한 DFD 방법을 제안한다. 복잡한 텍스처 특성을 갖는 영상의 깊이 추정을 위해서는 웨이블릿 분석을 사용하는 것이 효과적이다. Parseval의 정리에 의해 영상 간의 웨이블릿 에너지의 비율이 열화 계수(Blur parameter) 및 거리와 관련 있음을 증명하였다. 제안된 DFD 알고리즘의 성능을 계산하기 위해 실험은 종합적이며 실제적인 영상을 이용하여 행하였다. 본 논문의 DFD 방식은 기존의 DFD 방법보다 RMS 에러 측면에서 정확한 결과를 보였다.

Abstract

In this paper, a new method for obtaining three-dimensional shape of an object by measuring relative blur between images using wavelet analysis has been described. Most of the previous methods use inverse filtering to determine the measure of defocus. These methods suffer from some fundamental problems like inaccuracies in finding the frequency domain representation, windowing effects, and border effects. Besides these deficiencies, a filter, such as Laplacian of Gaussian, that produces an aggregate estimate of defocus for an unknown texture, can not lead to accurate depth estimates because of the non-stationary nature of images. We propose a new depth from defocus (DFD) method using wavelet analysis that is capable of performing both the local analysis and the windowing technique with variable-sized regions for non-stationary images with complex textural properties. We show that normalized image ratio of wavelet power by Parseval's theorem is closely related to blur parameter and depth. Experimental results have been presented demonstrating that our DFD method is faster in speed and gives more precise shape estimates than previous DFD techniques for both synthetic and real scenes.

Keywords : 3-D shape recovery, depth from defocus, wavelet transform

I. 서 론

컴퓨터 비젼 분야에서 CCD 카메라를 이용하여 물체의 거리를 측정하는 것은 중요한 문제로 다루어져 왔다. 스테레오 비젼, Depth from focus or defocus(DFF, DFD), Structure from motion, Shape from shading 등과 같은 다양한 수동적인 기술(Passive technique)들은 물체의 거리 복원을 위해 제안되었다. 이중에서 스테레오 비젼, Structure from motion은 대응점을 찾는 문제(Correspondence problem)와 폐색(Occlusion) 문제들로 어려움을 겪고 있다. 최근에는 포커스 분석(Focus analysis)에 기반을 둔 수동적 기술들이 연구자들의 주위를 끌고 있다.

Depth from Focus (DFF) 는 작은 스텝으로 영상의 초점 정도를 변화시켜 얻은 3차원 영상 볼륨을 이용한

* 정회원, 광주과학기술원 기전공학과
(Department of Mechatronics, Gwangju Institute of Science and Technology)
※ 이 논문은 2003년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음. (KRF-2003-041-D20470)
접수일자: 2005년5월23일, 수정완료일: 2005년9월13일

다. 각 픽셀에 대한 초점도 측정치(Focus measure)는 각 영상의 초점 정도의 차이를 나타낸다. 이는 대응되는 장면의 포인트(Scene point)의 거리가 각 영상 별로 차례대로 계산될 수 있도록 사용될 수 있다. 하지만 DFF는 많은 양의 이미지 정보, 각각의 이미지에 대한 초점도 측정치 연산자의 계산 및 전역적인 초점도 측정치의 최대값을 찾는 과정을 포함하므로 계산량이 많고 속도가 느리다.

반면에 Depth from Defocus (DFD)는 광학적으로 다르게 설정하여 얻어진 두 장 이상의 영상을 사용해 물체의 거리를 찾는다. 이론적으로 두 영상의 연관된 열화의 양은 3차원 형상을 복원하는데 이용할 수 있다. 두 영상의 초점 정도는 렌즈의 초점 거리의 변화, 카메라의 영상 탐지기(Image detector)의 이동 또는 렌즈 구경 크기를 변화시킴으로써 달리 할 수 있다. DFD 방식은 스테레오 비젼에서 언급된 대응점 문제를 피할 수 있으며, 많은 이미지를 사용한 DFF방식과 비교하여 단지 몇 장의 영상 만을 필요로 하는 장점이 있다.

기존 논문에서 Pentland[1]는 구경의 크기가 서로 다른 렌즈를 이용하여 얻은 두 장의 영상을 이용하였다. 물체와의 거리는 역필터링을 이용하여 복원하였다. Subbarao와 Wei[4]는 카메라 계수 설정과 카메라의 임펄스 응답(Point spread function)의 형태에 제한을 받지 않는 푸리에 영역(Fourier Domain)에서의 방법을 제안했다. Subbarao와 Surya[7]는 영상을 3차 다항식으로 표현하여 공간 영역 변환(Spatial domain transform)을 사용하는 방법을 제안했다. Xiong와 Shafer[6]는 윈도우에 의한 오차를 줄이기 위해 반복적 열화 추정 방법을 제안했다. Gokstorp은 가버 필터(Gabor filter)를 이용해 얻어진 주파수, 진폭, 상(Phase)을 이용하여 열화를 추정했다. Watanabe와 Nayar[10]는 수동적인 DFD로 장면의 구성에 불변성을 제공하는 광대역의 유리화(Rational) 필터를 이용한 방법을 소개했다.

Rajagopalan과 Chaudhuri[11]는 거리와 영상 모델을 마코프(Markov) 랜덤 필드로 가정하여 MAP 추정법을 이용하였다. Favaro와 Soatto[12]는 기하학적 접근(Geometrical Approach)을 통한 DFD 방법을 제안하였다.

대부분의 DFD 기법은 푸리에 변환이나 가버 변환 같은 시간-주파수 표현을 통하여 얻어진 정보에 바탕을 두고 거리 정보 획득 알고리즘을 수행한다. 이러한 방법들은 영상을 정상(Stationary)으로 가정한다. 그러나 2차원 영상은 에지, 텍스처 등과 같은 각기 다른 거리의 물체로부터 결정된 비정상(Nonstationary)적인 특성을 갖는다. 따라서 웨이블릿 변환을 이용한 에너지의 특성에 따른 새로운 DFD 알고리즘을 소개한다. 또한 렌즈 계수를 작게 변화시켜 유도된 정규화된 영상의 에너지 비(Ratio)를 소개한다. 결론적으로 이 방법은 높은 밀도의 거리 지도를 생성한다.

다음 장에서는 카메라와 PSF 모델의 이론에 대해 기술한다. Ⅲ장에서는 웨이블릿 변환에 대한 간단한 소개와 Ⅳ장에서는 웨이블릿 계수의 에너지를 이용한 새로운 DFD 방식에 대해 서술한다. 마지막 장에서는 실험적인 결과와 결론을 제공한다.

Ⅱ. Camera and PSF models

DFD 방법은 각 영상의 열화 변화량이 물체의 거리와 직접적인 관계가 있음을 이용한다. 간단한 영상의 기하학적인 형성은 그림 1과 같다. p는 어떤 물체의 표면에 있는 점이고, p'을 초점이 맞은 점이라고 하면, p와 p'의 관계는 다음의 렌즈 식으로 표현할 수 있다.

$$\frac{1}{f}=\frac{1}{u}+\frac{1}{v} \tag{1}$$

여기서 u는 렌즈와 물체와의 거리이고, v는 렌즈와 초점이 맞는 점까지의 거리이다. 만약에 p의 초점이 맞지 않다면 열화가 발생한다. 기하학적인 광학에 의하면 열화 된 점 p''는 렌즈의 구경과 같은 형상을 가지게 되지만, 특정한 비율로 스케일링 된다. p점이 열화 된 영상에서 $h(x,y)$는 카메라에 대한 임펄스 응답이며, 따

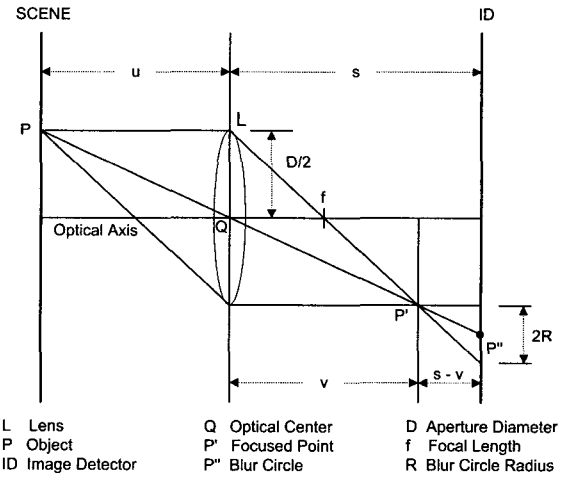


그림 1. 간단한 시스템에서의 영상 모델
Fig. 1. Image formation in a simple camera system.

라서 $h(x,y)$는 Point Spread Function (PSF)이다.

거리 s, 초점거리 f 그리고 카메라 구경 D는 카메라의 계수에 속하며 $\boldsymbol{e}$로 나타낸다

$$\boldsymbol{e} = (s, f, D) \tag{2}$$

통상적으로 카메라 시스템의 렌즈는 원형의 구경을 가진다. 이 경우 이미지 검출기 상의 열화 된 점 역시 원형이 되며 이를 열화 원(Blur circle)이라고 한다. 여기서 R을 열화 원의 반경이고 D는 렌즈의 구경의 지름이다. 또한 s는 렌즈와 이미지 검출기(그림 1)의 면과의 거리로 한다. 그림 1에서 삼각형의 닮은꼴을 이용하여 우리는 다음과 같은 식을 얻는다.

$$R = s\frac{D}{2}\left[\frac{1}{f} - \frac{1}{u} - \frac{1}{s}\right] \tag{3}$$

R은 $s \geq v$ 및 $s < v$ 에 따라 양의 값 혹은 음의 값이 될 수 있다. $s \geq v$에서 이미지 검출기의 면은 p 의 초점이 맞은 이미지의 뒤에 있고, $s < v$의 경우에는 초점이 맞은 이미지 p의 앞에 위치한다. 두 경우 모두 R의 크기는 열화 원의 실제의 반경과 일치한다. 기하학적 광학에 따라 열화원 내에서의 영상 밝기는 근사적으로 상수이다[2]. 만약에 카메라를 무손실 시스템이라고 가정한다면 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$\int\int h(x,y)\,dxdy = 1 \tag{4}$$

따라서 다음 식을 얻을 수 있다.

$$h_1(x,y) = \begin{cases} \dfrac{1}{\pi R^2} & ,x^2+y^2 \leqq R^2 \\ 0 & ,otherwise \end{cases} \tag{5}$$

$h_1(x,y)$는 카메라의 PSF이고 기하학적인 광학을 사용해서 유도된다.

렌즈의 회절 및 비실제적인 면을 고려하여 픽셀 밝기 분포가 2차원 가우시안(Gaussian) 함수로 대안적인 모델이 자주 사용된다.

$$h_2(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{6}$$

σ는 $\sigma = kR$인 관계이고 열화 계수이다. 또한 k는 주어진 카메라의 비례 상수이다.

$$\sigma = \frac{kDs}{2}\left[\frac{1}{f} - \frac{1}{u} - \frac{1}{s}\right] \tag{7}$$

회절 효과가 지배적인 σ가 매우 작은 경우를 제외하고 보통 k를 $k = 1/\sqrt{2}$ 가정한다. 지름 R이 이미지 평면의 전체에 걸쳐 상수이면, 카메라의 파라미터 s, D, f가 모두 같은 상수이기 때문에, 카메라는 위치 불변 선형 시스템(Linear shift invariant system)으로 동작한다. 따라서 획득된 영상 $g(x,y)$는 초점이 맞은 영상 $f(x,y)$와 카메라의 PSF $h(x,y)$의 콘볼루션(Convolution)으로 표현된다.

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) \tag{8}$$

여기서 $*$는 콘볼루션 연산자이다.

$g(\omega,v)$, $H(\omega,v)$ 그리고 $F(\omega,v)$를 각각의 $g(x,y)$, $h(x,y)$, $f(x,y)$의 푸리에 변환이라 하면 주파수 영역에서 식(8)은

$$G(\omega,v) = H(\omega,v;\sigma)F(\omega,v) \tag{9}$$

이 된다.

Ⅲ. 시간-주파수 영역 분석 및 웨이블릿 변환

푸리에 해석[7]은 Sinusoidal 파형을 이용하여 신호를 주파수 성분으로 분해한다. 푸리에 기저 함수(Basis function)는 시간축에서 무한대이다. 그러므로 주파수 영역에서는 지역적으로 존재하는 신호는 시간 영역에서는 무한대로 표현된다. 따라서 푸리에 스펙트럼 해석은 기본적으로 비정상적(Nonstationary)이며, 갑자기 변하는 신호를 해석하기에는 적합하지 않다. 또한 주파수 영역으로 변환하게 되면 시간 정보를 잃게 된다.

Short-Time 푸리에 변환(STFT) 및 가버 변환(Gabor transform)은 보통 비정상적이며 빠르게 변화하는 신호의 푸리에 해석을 이용할 때의 단점을 극복하기 위해 사용된다. STFT는 고정된 크기의 윈도우를 이용한다. Dennis Gabor는 1940년에 처음으로 STFT를 소개하였으며 이것은 단지 시간 신호의 작은 영역의 분석이 목적인 윈도우(Sliding-window)를 이용한 푸리에 변환으로 알려져 있다. 시간 영역에서 신호는 윈도우와의 곱으로 나타나지만, 윈도우와 신호 스펙트럼과의 콘벌루션 결과는 주파수 영역에서 블러링 된 결과가 된다. 윈도우가 좁아질수록 신호의 집중화는 좋아지지만 스펙트럼의 집중화는 나빠진다. STFT는 시간에 근거한 신호와 주파수에 근거한 사이의 일련의 관계를 표현한다. STFT는 언제 어떠한 주파수의 신호가 발생하는

지의 정보를 모두 제공한다. 그러나 단지 제한된 정밀도의 신호만를 얻을 수 있다. 또한 이러한 결과는 윈도우의 사이즈에 의해 결정된다. STFT는 윈도우를 한번 결정하면 불특정 원리에 의해 주어지는 시간과 주파수의 해상도가 시간-주파수 면의 전체에 걸쳐 고정된다는 단점이 있다. 많은 신호 해석은 더욱더 유연한 접근을 요구하므로, 시간과 주파수 모두 원하는 곳에서 윈도우의 사이즈를 결정할 수 있어야 한다.

웨이블릿 해석[8][9]은 크기가 가변적인 영역에서의 윈도우 기술을 이용하여 다음과 같은 단계로 표현된다. 웨이블릿 해석은 저주파수 정보의 정밀함을 원할 때 긴 시간 간격을 이용하며, 고주파수의 정보를 원할 때 짧은 간격을 이용한다. 웨이블릿의 장점은 지역적 해석을 수행하는 능력이다. 이것은 넓은 범위 신호의 지역화된 특성을 해석을 하는 것이다. 웨이블릿 해석은 다른 해석 기법들이 놓친 방향성이나 기울기 변화에 있어서의 불연속성 및 자기 상관과 같은 부분을 나타낼 수 있다. 더욱이 웨이블릿 해석은 신호를 고전적인 기법과는 다른 관점에서 볼 수 있는 기회를 제공한다. 웨이블릿 해석은 감지할 수 없을 정도로 압축을 하거나, 잡음을 제거할 수 있다. L을 측정 가능한 벡터 공간 및 2차 적분 가능한 함수라고 하면, D에 속하는 함수 $f(t)$의 연속 웨이블릿 변환은 $f(t)$를 기저함수 $\psi(t)$로 분해할 수 있다.

$$W_f(s,\tau)=\frac{1}{\sqrt{s}}\int f(t)\psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right)dt \tag{10}$$

*는 공액복소수를 나타내고, s는 스케일인자, τ는 천이인자이다. 우리는 종종 양의 스케일인자만을 고려한다. 웨이블릿은 $s>1$일 때 확장하며, $s<1$일 때 축소된다. 웨이블릿은 다른 스케일 s와 위치 τ를 가진 동일한 기저 웨이블릿으로부터 만들 수 있다.

웨이블릿의 푸리에 변환은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\Psi_{s,\tau}(\omega) &= \int\frac{1}{\sqrt{s}}\Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)\exp(-j\omega t)dt \\ &=\sqrt{s}\Phi(s\omega)\exp(-j\omega\tau)\end{aligned} \tag{11}$$

식(11)은 잘 알려진 함수의 시간 영역에서의 확장 $t/s(s>1)$이 푸리에 영역에서 축소 s를 발생시킨다는 것을 보여준다.

웨이블릿 변환이 함수 $f(t)$와 스케일 된 웨이블릿의 상관 관계(Correlation)이므로, 웨이블릿의 공액 푸리에 변환 $\Psi(\omega)$과 함수 $f(t)$의 푸리에 변환 $F(w)$의 곱인 푸리에 역변환으로 나타낼 수 있다.

$$W_f(s,\tau)=\frac{\sqrt{s}}{2\pi}\int F(\omega)\Psi^*(s\omega)\exp(j\omega t)d\omega \tag{12}$$

웨이블릿의 푸리에 변환은 웨이블릿 변환 필터라 할 수 있다. 웨이블릿 변환 필터의 임펄스 응답 $\sqrt{s}\Psi(s\omega)$은 스케일된 웨이블릿 $\Psi(t/s)$이므로, 웨이블릿 변환은 각각 다른 스케일 s를 가진 웨이블릿 변환 필터의 모음이 된다.

이산 웨이블릿 변환이라고 불리는 용어는 연속 웨이블릿이 이산 스케일과 천이인자를 가진 경우를 의미한다.

$$\begin{aligned}\Psi_{i,k}(t) &= s_0^{-i/2}\Psi[s_0^{-i}(t-k\tau_0 s_0^i)] \\ &= s_0^{-i/2}\Psi(s_0^{-i}t-k\tau_0)\end{aligned} \tag{13}$$

다중해상도 해석 구조에 있어서, 직교 웨이블릿 변환은 스케일링 함수에 의존한다. 기본 스케일링 함수 $\phi(t)$는 같은 해상도의 정규 직교 기저를 만들기 위한 이산 천이 인자에 의해 이동한다. 또한 스케일링 함수 $\phi(t)$는 스케일 인자 2^{-i}에 의해 확대된다.

$$\phi_{i,k}(t)=2^{-i/2}\phi(2^{-i}t-k) \tag{14}$$

계수 $2^{-i/2}$는 정규화 상수이다. 확장된 $\phi_{i,j}(t)$는 각각의 해상도 레벨 i에서 이산된 천이에 의해 정규직교 기저를 생성한다.

스케일링 함수와 웨이블릿의 직렬 확장의 일반적인 식은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned}f(t) = &\sum_k c_{i_0}(k)2^{-i/2}\phi(2^{-i}t-k) \\ &+\sum_k\sum_{i=i_0}d_i(k)2^{-i/2}\psi(2^{-i}t-k)\end{aligned} \tag{15}$$

웨이블릿 확장의 계수는 신호 $g(t)$의 이산 웨이블릿 변환 (DWT) 이라 한다. 이 웨이블릿 계수는 원래의 신호를 완전히 기술할 수 있으며, 해석, 서술, 근사, 필터링을 위해 푸리에 시리즈 계수를 사용하는 것과 비슷한 목적을 위해 사용된다. 만약에 웨이블릿이 직교 시스템(Orthogonal)이라면 이 계수는 내적에 의해 계산될 수 있다.

$$c_i(k)=\langle f(t),\phi_{i,k}(t)\rangle=\int f(t)\phi_{i,k}(t)\,dt \tag{16}$$

$$d_i(k) = \langle f(t), \psi_{i,k}(t) \rangle = \int f(t)\psi_{i,k}(t)\,dt \quad (17)$$

다중해상도 해석의 관점에 있어 정규직교 웨이블릿 변환은 함수를 정규직교 스케일링 함수로 투영함으로서, 점점 더 낮은 해상도와 점점 더 작은 세부 정보 근사로 분해하는 것이다. 두 가지의 연속적인 근사값의 차이점은 정규직교 웨이블릿으로 투영하여 계산되었다는 것이다. 웨이블릿 분해와 복구는 반복된 이산 필터에 의해 계산된다. DWT는 푸리에 시리즈와 유사하지만 여러 가지 면에서 더욱 유연하고 유익하다. DWT는 주기 신호를 효과적으로 표현하기 위한 푸리에 시리즈와 같이 주기적으로 만들 수 있다. 하지만 푸리에 시리즈와 다르게 DWT는 비주기 신호에 대해서도 최상의 결과를 즉각적으로 보여준다. 만약 스케일링 함수와 웨이블릿이 정규직교 기저로 구성된다면, 신호 $f(t)$의 에너지를 각각의 웨이블릿 계수 성분의 에너지와 연계하는 Parseval 정리가 존재 할 것이다. 일반적인 웨이블릿 확장을 위한 식 (18), Parseval 의 정리는

$$\int |f(t)|^2 dt = \sum_{l=-\infty}^{\infty} |c(l)|^2 + \sum_{i=0}^{\infty}\sum_{k=-\infty}^{\infty} |d_i(k)| \quad (18)$$

k에 의한 시간과 i에 의해 스케일 되어 분할된 확장 영역의 에너지이다.

Ⅳ. 웨이블릿을 이용한 DFD

웨이블릿 계수의 푸리에 변환은 상관관계 정리에 의해 다음과 같다.

$$W_f(s,\omega) = \sqrt{s}F(\omega)\Psi^*(s\omega) \quad (19)$$

여기서 f는 신호이며, $\sqrt{s}\Psi^*(s\omega)$에 의한 1차원 식 (9)의 양변의 곱의 의해 식(20)이 얻어진다.

$$\sqrt{(s)}\Psi^*(s\omega)G(\omega) = \sqrt{s}\Psi^*(s\omega)F(\omega)H(\omega;\sigma) \quad (20)$$

그리고 식(20)에 식(19)의 관계를 적용하면 다음의 식이 얻어진다.

$$W_g(\omega) = W_f(\omega)H(\omega;\sigma) \quad (21)$$

위의 식을 2차원으로 확대하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$W_g(\omega,v) = W_f(\omega,v)H(\omega,v;\sigma) \quad (22)$$

식(22)의 에너지는

$$\begin{aligned} P_{W_g}(\omega,v) &= W_g(\omega,v)\,W_g^*(\omega,v) \\ &= e^{-(\omega^2+v^2)\sigma^2} W_f(\omega,v)\,W_f^*(\omega,v) \end{aligned} \quad (23)$$

이것은 디포커싱에 의한 열화는 주파수 영역의 지수함수의 감소와 일치함을 보여준다. 따라서 디포커싱의 정도는 주파수 영역에서 포커스 된 이미지와 열화 된 이미지의 차이에 의해 추정된다.

카메라 계수의 하나 이상의 조정을 통해 이미지 영역에 대한 열화 계수 σ를 변경할 수 있다. 2개의 이미지가 카메라 세팅 s, f, D 와 $s+ds$, $f+df$, $D+dD$에 의해 구해진다고 하고 ds, df, dD는 대응하는 파라미터에 대한 미세한 변화이다), 식(7)을 s, f, D에 관하여 미분하면 다음의 식이 얻어진다.

$$\begin{aligned} d\sigma &= \frac{\partial\sigma}{\partial s}ds + \frac{\partial\sigma}{\partial f}df + \frac{\partial\sigma}{\partial D}dD \\ &= \frac{kD}{2}\left(\frac{1}{f}-\frac{1}{u}\right)ds - \frac{kDs}{f^2}df + \frac{\sigma}{D}dD \end{aligned} \quad (24)$$

본 논문에서는 변화하는 s에 의한 거리와 작은 값을 가지는 렌즈의 포커싱 위치를 복원했다. 그래서 s에 대해 식(7)을 미분하면 다음의 식을 얻는다.

$$d\sigma = \frac{kD}{2}\left(\frac{1}{f}-\frac{1}{u}\right)ds \quad (25)$$

비슷하게 카메라 세팅 σ와 $\sigma+d\sigma$에 의해 얻어지는 두 개의 영상을 생각하면 $d\sigma$은 대응하는 파라미터의 미세한 변화이다) 식(23)을 σ에 대해 미분하면,

$$dP_{W_g} = -2(\omega^2+v^2)P_{W_g}\sigma d\sigma \quad (26)$$

식 (26)을 다시 쓰면,

$$-\frac{1}{2}\frac{1}{\omega^2+v^2}\frac{dP_{W_g}}{P_{W_g}} = \sigma d\sigma = C \quad (27)$$

다음의 상수는 카메라 세팅 과정에서 얻을 수 있으므로 $K = sk^2D^2ds$로 변환한다. 식 (7), (25), (27)을 사용하면 다음을 얻는다.

$$\frac{K}{4}\left(\frac{1}{f}-\frac{1}{u}-\frac{1}{s}\right)\left(\frac{1}{f}-\frac{1}{u}\right) = -\frac{1}{2}\frac{1}{\omega^2+v^2}\frac{dP_{W_g}}{P_{W_g}} = C \quad (28)$$

$1/f - 1/u$를 X에 대입하고 위의 식을 풀면,

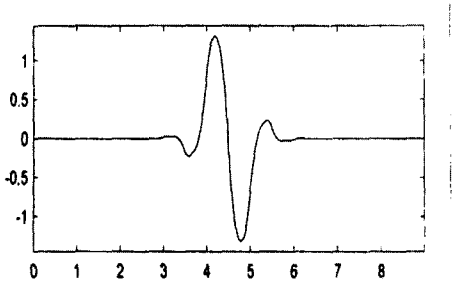


그림 2. 웨이블릿 함수의 분해
Fig. 2. Decomposition Wavelet Function.

$$X = \frac{1}{f} - \frac{1}{u} = \frac{K \pm \sqrt{K^2 + 16KCs^2}}{2Ks} \tag{29}$$

일반적인 실험적 세팅에서 초점 길이 f가 물체의 거리 u보다 커질수록 X는 항상 양이다. 그래서 물체의 거리는 다음과 같이 얻어진다.

$$u = \frac{1}{\frac{1}{f} - \frac{K + \sqrt{K^2 + 16KCs^2}}{2Ks}} \tag{30}$$

본 논문에서는 웨이블릿 분석은 푸리에 변환과 STFT의 결점을 극복한다. 웨이블릿 기저함수 (그림 2)에 의한 웨이블릿 변환의 결과인 웨이블릿 계수를 사용한 Parseval정리에 의해 식(7)의 에너지를 계산한다. 웨이블릿 변환은 웨이블릿 계수를 얻기 위하여 각 이미지들에 적용된다. 그러면 계수의 제곱은 에너지 P_{W_g}와 dP_{W_g}으로 합하여진다. 그래서 식(30)에서 거리가 얻어진다.

V. 실험 및 결과

제안한 DFD 알고리즘은 디지털 카메라 시스템(Digital Camera System)에서 실험하였다. 그림 3은 DCS의 블록선도이다. 그림 3에서 디지털 카메라 시스템은 컴퓨터의 인터페이스 보드를 통해 카메라의 렌즈 위치를 조절한다. 프레임 그래버(Frame grabber)에 의해 얻어진 이미지 프레임(Image frame)은 펜티엄 PC에서 처리되어서 모니터에 나타난다. 실험에서 렌즈의 줌은 51mm, 구경은 42mm로 했다.

웨이블릿 분석을 이용한 새로운 DFD알고리즘을 이전의 알고리즘과 비교하기 위해서, 실제의 기울어진 평면 물체(Slanted planar object)로 실험을 했고, 200 x 200 크기의 이미지가 사용되었다. 그림 4는 렌즈 스텝

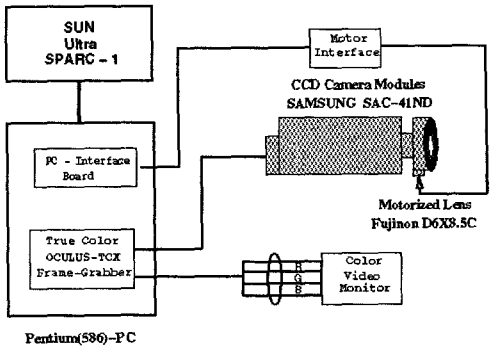
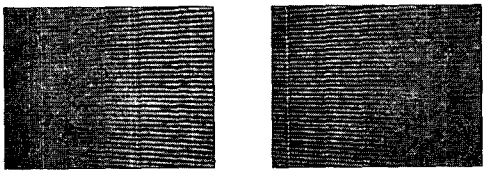


그림 3. 디지털 카메라 시스템의 블록선도
Fig. 3. Block diagram for digital camera system.



(a) Lens Step 20 (b) Lens Step 30

그림 4. 실제 기울어진 평면 물체
Fig. 4. Images of real slanted planer object.

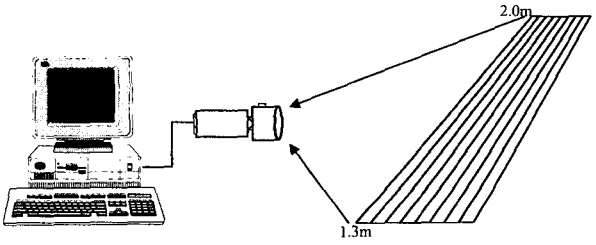
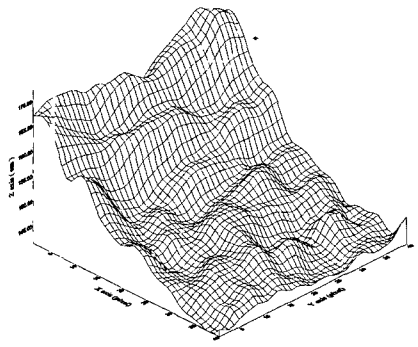


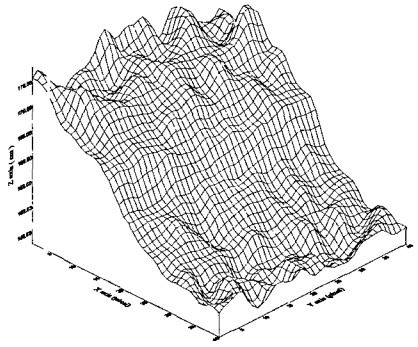
그림 5. 실제 기울어진 물체 설치
Fig. 5. The setting for a slanted planer real object.

(Lens step)이 20과 30일 때의 실제의 기울어진 평면 물체(Slanted planar object)의 이미지를 나타낸 것이다. 실제의 기울어진 평면물체는 단지 수평방향으로 기울여져 있고 고르지 못한 표면무늬를 만들기 위해서 줄무늬를 그려 넣었다. 기울어진 평면 물체에 대한 실험의 기하학적 모습은 그림 5에 표현하였다. 거리를 구하는 서로 다른 네 개의 방법에 대한 각각의 프로그램이 실행되었다. 비교분석을 위해 물체에 대한 거리지도(Depth map)가 수직방향으로 얼마나 일정하고, 실제거리에 대한 수평방향 결과가 얼마나 잘 나오는지에 대해서 초점을 맞추었다.

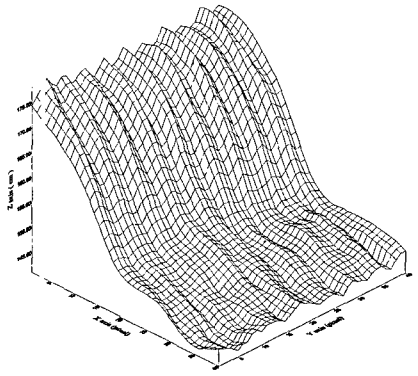
그림 6은 3-D 거리지도를 나타낸 것이고 그림 7은 웨이블릿 분석을 이용한 새로운 DFD 방법과 Subbarao 알고리즘, 공간 영역 접근방법(Spatial domain approach), 웨이블릿 대신에 라플라시안을 이용한 방법



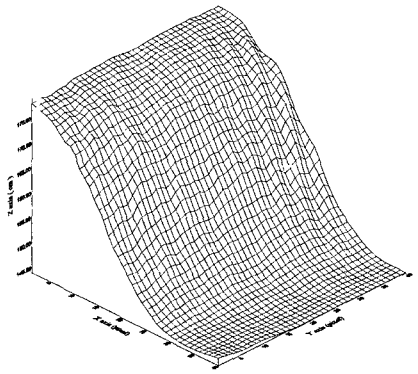
(a) Subbarao 알고리즘



(b) 공간영역 접근 방법

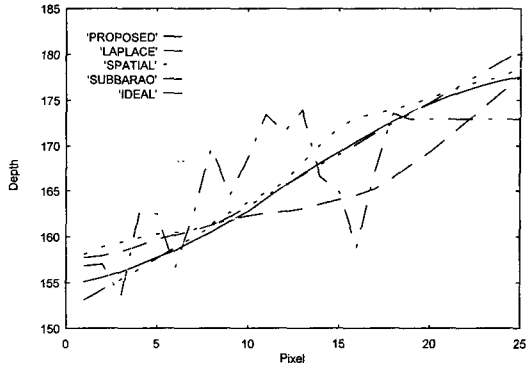


(c) 라플라시안 알고리즘

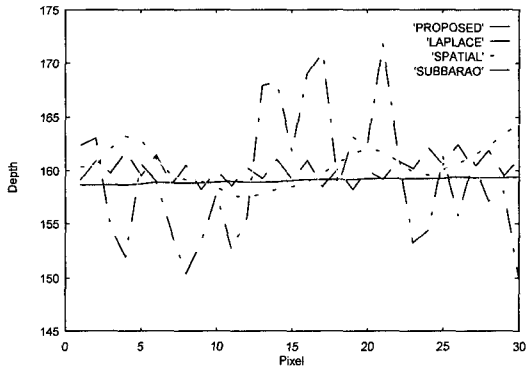


(d) 제안한 알고리즘

그림 6. 기울어진 물체의 3차원 거리 지도
Fig. 6. Depth maps for a real slanted planer object.



(a) 수평 거리 지도



(b) 수직 거리 지도

그림 7. 기울어진 물체의 2차원 거리 지도
Fig. 7. 2-D Depth maps for a real slanted planer object.

의 성능을 비교하기 위해, 실제의 기울어진 평면 물체에 대한 2-D 거리지도를 보여준다. 그림 6에서 나타나듯이 제안한 DFD알고리즘의 수직방향과 수평방향의 거리는 이전의 DFD방범보다 더욱 평평하다. Subbarao 알고리즘과 공간 영역 접근 방법은 원래 거리지도가 매우 평평함에도 불구하고 매우 불규칙한 거리지도를 만든다. 그림 7에서 제안된 DFD방법이 이전의 방법보다 이상적인 거리지도에 더 가깝다는 것을 보여준다.

Subbarao 알고리즘에는 윈도우 문제(Windowing problem)가 나타나고, 푸리에 함수에 의한 경계효과는 주파수 영역에서는 지역적인 문제지만 시간영역에서는 전체적인 문제이다. 그래서 거리를 찾는데 정확하지 못하게 한다. 공간영역접근방법은 넓은 면에 대한 합리적인 거리 예측을 한다. 그러나 그것은 거리의 변화가 심할 때 필요한 높은 공간적 분해능으로 거리지도를 만들지는 못한다. 왜냐하면 크기가 큰 윈도우를 이용하고, 영상을 3차 다항식으로는 표현할 수 없는 복잡한 영상에 대해서는 정확한 이미지 모델이 될 수 없기 때문이다. 또한 디포커스 함수(Defocus function)는 표면무늬

표 1. 150cm에서 180cm까지의 RMS 에러
Table 1. RMS errors of depth map from 150cm to 180cm.

	Subbarao 알고리즘	공간 영역 접근 방법	라플라시안 알고리즘	제안된 알고리즘
RMS Error (cm)	2.11	1.32	1.85	0.81

빈도에 따라 바뀌기 때문에, 알려지지 않은 표면무늬에 대한 디포커스를 전체적으로 예측하는 단일 광대역 라플라시안 필터는 지역적인 영상의 표면무늬의 주파수 스펙트럼에 영향을 받을 수 밖에 없다. 따라서 정확하게 거리를 예측할 수 없다. 표 1은 실제 기울어진 평면 물체의 실제 거리와 측정된 거리와의 차에 대한 RMS 에러를 보여준다.

VI. 결 론

DFF 방법은 많은 수의 이미지를 사용하여 검색하므로, DFD 방법보다 정확하지만 느린 문제점이 있다. 이 문제를 피하기 위해 이미지의 상대적인 열화 양을 측정하여 거리를 복원하는 웨이블릿 분석을 이용한 새로운 DFD를 제안하였다. 제안한 방법은 다중 분해능(Multiresolution) 국부적 분석과 변동하는 이미지에 대한 가변구역의 윈도우 기술(Windowing technique), 이 모두를 수행할 수 있는 웨이블릿 변환을 사용하여 이미지의 에너지(Power)를 계산하는데 기초하고 있다. 다른 열화 정도를 가지는 두 이미지를 처리함으로써 이전 방법보다 더 좋은 수행속도와 정확성을 가질 수 있다. 또한 실험 결과는 웨이블릿 분석에 의한 표준 이미지 비율이 열화 계수와 거리에 밀접한 관련이 있음을 보여준다.

참 고 문 헌

[1] A. P. Pentland, "A New Sense for Depth of Fiend," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 9, No. 4, pp. 523-531, July 1987.

[2] M. Subbarao, "Efficient Depth Recovery through Inverse Optics," Editor: H. Freeman, Machine Vision for Inspection and Measurement, Academic Press, Boston, pp.101-126, 1989.

[3] J. Ens and P. Lawrence, "An Investigation of Methods for Determining Depth form Focus," IEEE PAMI, vol. 15, no. 2, pp. 97-108, 1993.

[4] M. Subbarao, and T. Wei, "Depth from Defocus and Rapid Autofocusing : A practical Approach," Tech. Report 92.01.17, Computer Vision Lab., Dep. of Electrical Engineering, SUNY, Stony Brook, New York , January, 1992.

[5] M. Subbarao, "Parallel Depth Recovery by Changing Camera Parameters," Proc. IEEE Sec. Intl. Conf. Computer Vision, pp. 58-65, December, 1987.

[6] Y. Xiong and S. A. Shafer, "Depth from Focusing and Defocusing," IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 68-73, 1993.

[7] G. Surya, "Three Dimensional Scene Recovery from Image Defocus," Ph. D. Dissertation, Computer Vision Lab., SUNY, Stony Brook, December 1994.

[8] A. D. Poularikas, The Transforms and Applications Handbook, CRC Press, 1996.

[9] S. Mallat, "Wavelets for a Vision," Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No. 4, April 1996.

[10] M. Watanabe and S. K. Nayar, "Minimal Operator Set for Passive Depth form Defocus," IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, pp. 431-438, 1996.

[11] A. N. Rajagopalan and S. Chaudhuri, "Optimal Recovery of Depth from Defocused Images Using MRF model," *Proc. Int'l Conf. Computer Vision*, pp. 1047-1052, 1998.

[12] P. Favaro and S. Soatto," A Geometrical Approach to Shape from Defocus," IEEE PAMI, vol. 27, no. 3, pp.406-417, 2005.

저 자 소 개

최 창 민(정회원)
2003년 8월 인하대학교 기계공학과 졸업(공학사).
2003년 9월~현재 광주과학기술원 기전공학 석사과정.
<주관심분야: 영상처리, 3차원 형상 복원, Depth from defocus>

최 태 선(정회원)
1976년 2월 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사).
1979년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업 (공학석사).
1993년 12월 뉴욕주립대학교 전기공학과 졸업(공학박사)
현재 광주과학기술원 기전공학과 교수 재임.
2000년 6월 IEEE Third Millennium Medal 수상.
2003년11월 대한전자공학회 해동상(논문분야) 수상.
<주관심분야 : 영상처리, 영상통신, Machine Vision>