
주기적으로 배치된 렌즈 배열 픽업에서의 요소 영상 크기와 3차원 물체 위치와의 해석과 컴퓨터 집적 영상 복원 화질 개선 방법

유훈*

Analysis between elemental image size and object locations in the pickup using
periodically-distributed lenslets and enhancement of computational integral imaging

Hoon Yoo*

요 약

본 논문에서는 주기적으로 배치된 렌즈 배열을 이용한 광학 픽업과 평면기반 컴퓨터 집적 영상 복원 (CIIR) 기술에서 요소 영상 크기와 3차원 물체의 복원 깊이 위치에 따른 복원 성능에 대한 분석을 제시한다. 주기적으로 배치된 렌즈 배열에서는 3차원 물체를 픽업할 때 주기성으로 인한 희박 표본화가 발생함이 보고된다. 또한 희박 표본화가 발생하는 3차원 물체의 위치는 요소 영상의 크기와 관계식을 제시한다. 희박 표본화를 회피하는 방안을 제시하고, 이론의 평가를 위해서 컴퓨터 실험을 진행했고 그 결과는 이론을 잘 뒷받침함을 보였다.

ABSTRACT

This paper describes an analysis on the relationship between elemental image size and object locations in the computational integral imaging reconstruction and in the pickup using a periodically-distributed lenslet array. A sparse sampling effect arises from a periodically-distributed lenslet array in the pickup of 3D objects. The relationship between elemental image size and object location is also reported. Based on the analysis, a method to eliminate the sparse sampling is proposed. To show the effectiveness of the proposed method, experimental results are carried out. It turns out that the theory works.

키워드

3차원 디스플레이, 집적 영상, 요소 영상, 컴퓨터 복원

Key word

3D display, Integral imaging, Elemental images, Computational reconstruction

* 종신회원 : 상명대학교 (교신저자, hunie@smu.ac.kr)

접수일자 : 2011. 03. 07

심사완료일자 : 2011. 03. 23

I. 서 론

3차원 영상을 다루는 기술들 중에서 집적 영상(integral imaging) 방식은 일반적인 백색광을 이용하여 3D 물체를 기록하고 재생할 수 있는 기술이다. 1908년에 Lippmann에 의해서 처음 제안된 이후 비교적 손쉽게 3차원 영상을 찍업하고 디스플레이하기에 많은 장점들이 있고 영상 인식 등의 분야에서 활용되어 연구가 활발히 수행되어 왔다 [1]-[8]. 집적 영상 기술은 기존의 잘 알려진 스테레오 또는 다시점(multi-view) 방식과는 달리 관찰자의 시각적 피로감이 없고 연속적인 시점과 수평, 수직시차를 모두 제공할 수 있다 [2,3].

그림 1에서 보이듯이, 집적 영상 기술은 일반적으로 찍업 과정과 디스플레이 과정으로 나누어진다. 집적 영상의 찍업 과정에서는 3D 물체 정보를 렌즈 배열과 영상 검출기를 이용하여 2차원 요소 영상(elemental image)으로 기록한다. 3차원 물체를 보여주기 위한 과정으로 디스플레이 과정에서는 찍업과정에서 얻어진 2차원 요소 영상을 디스플레이 장치에 표현한 후 이들을 다시 렌즈 배열에 투사해서 3D 영상으로 재생한다. 그림 1(a)에서 찍업되는 2차원 요소 영상은 3D 물체에 대해서 각각의 작은 렌즈를 통해서 얻은 작은 영상들의 조합이다. 요소 영상의 수는 렌즈 배열의 개수와 같고 2차원 배열로 이루어진 요소 영상들을 요소영상배열(elemental image array)라 한다.

최근 이 집적 영상 기술을 이용하여 3D 물체의 깊이 정보 추출 및 물체 인식 등의 여러 가지 응용 분야에 적용하기 위하여 컴퓨터를 이용한 집적 영상 재생 방법이 활발하게 연구되고 있다 [4]-[8]. 이를 컴퓨터 집적 영상 재생 (computational integral imaging reconstruction; CIIR) 방법이라 부르며, 이 방법은 렌즈 배열의 각 요소 렌즈의 기하 광학적 원리를 컴퓨터를 이용하여 모델링함으로써 3D 정보를 광학장비가 아닌 컴퓨터를 활용하여 3차원 영상을 재생하는 방법이다.

컴퓨터 집적 영상 재생 방법은 시점 기반 (view-based) CIIR 방법과 평면기반 (plane-based) CIIR 방법으로 분류한다. 시점 기반 CIIR 방법은 광학적 찍업으로 획득한 요소영상들에서 대응 시점으로부터 동일한 관측 각도에 해당하는 레이(ray)를 추적하고 요소 영상으로부터 한 픽셀씩을 추출하여 집합하면 특정 각도에서 관측한 영

상이 재생되는 방법이다 [4]. 이에 반해 평면기반 CIIR 방법은 요소 영상들을 투영하여(back-projection) 거리별로 집적되는 평면 영상을 3D 영상으로 재생하는 방법으로 재생되는 모든 거리에서 평면 영상을 재생하면 하나의 볼륨영상 즉 3차원 영상이 얻어진다[5]. 평면기반 방식은 시점 기반 방식 보다 적은 연산으로 3차원 영상을 합성함으로써 보다 활발하게 연구되고 있다.

그러나 렌즈의 배열을 이용한 찍업과 CIIR 방법에서는 렌즈의 주기적인 배열로 인한 다양한 문제를 내포할 수 있다. 예를 들면 주기적인 렌즈 배열로 찍업된 요소영상들로 인해서 CIIR 복원영상에 그레놀라잡음(granular noise)이 발생하는 것이다[6]. 또한 렌즈배열의 주기적 배치는 거리별 복원 영상의 화질에도 영향을 준다는 것도 보고되었다[9].

본 논문에서는 이러한 주기적인 렌즈배열이 거리별 복원 영상의 화질에 미치는 영향을 분석하고 해석한다. 또한 해석된 사항을 바탕으로 렌즈배열의 주기배열의 문제점을 해결하는 방안도 제시한다. 저자는 앞선 연구 [9]에서 CIIR 영상의 거리별 화질 열화가 됨을 보고했고 이를 극복하는 방안으로 보간법을 제시하였다. 본 논문에서는 이를 보다 정확히 해석하여 공식화했으며 그에 따른 방안으로 보간법을 사용하지 않는 방법을 제시한다. 또한 이를 위한 기초적인 실험을 수행하고 그 결과를 보고한다.

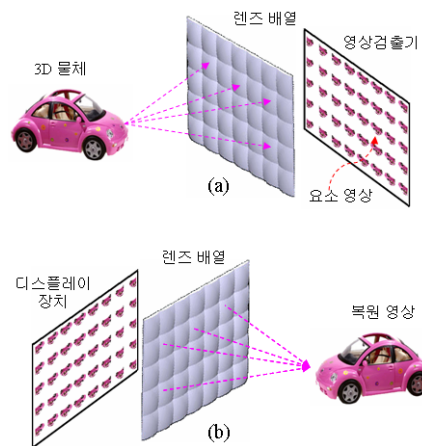


그림 1. 집적 영상 기술 (a) 찍업 (b) 디스플레이
Fig. 1. Integral imaging technique (a) pickup (b) display

II. 평면기반 CIIR 방법

그림 1에서와 같이 광학 렌즈 배열을 이용하는 언어진 요소영상배열을 제차 광학 렌즈 배열을 이용하여 디스플레이하면 광학적으로 3D 영상이 얻어진다. 이는 상당히 손쉽게 실제 3차원 영상을 획득하는 것이고 또한 픽업장치를 그대로 활용하여 쉽게 3차원 영상을 복원할 수 있다는 상당히 큰 장점을 준다. 광학적인 3차원 디스플레이의 문제점은 여러 가지 광학적인 한계점을 기본적으로 갖는다는 것이다. 예를 들면 디스플레이시 사용될 렌즈 배열의 다양한 수차문제 및 픽업 장치와의 동일성 확보 문제 등 까다로운 광학적인 문제를 함포하고 있어서 화질개선이 쉽지 않고 시스템화하기 어렵다는 것이다. 이에 반해서 디스플레이 과정을 컴퓨터를 이용으로 계산하여 3D 영상을 재생하는 방법이 CIIR 방법이다. CIIR 장점은 3차원 영상을 디스플레이할 때 발생하는 많은 광학적인 문제점들을 전혀 갖지 않고 매우 간단한 핀홀 모델만으로도 충분한 결과를 얻어내는 점이고 또한 획득된 영상을 다양한 처리기법을 동원하여 화질을 개선할 수 있을 뿐만 아니라 다양한 인식 기술에도 쉽게 활용이 가능하단 점이다.

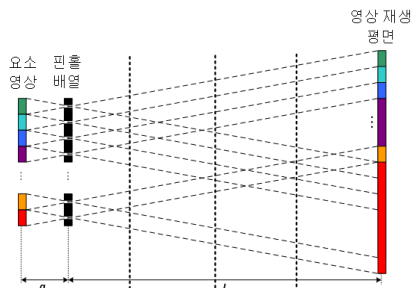


그림 2. 평면기반 CIIR 방법의 원리
Fig. 2. Principle of plane-based CIIR

그림 2는 거리 $z=L$ 에서 핀홀 배열 모델을 이용하여 디스플레이 평면에 영상을 재생하기 위한 평면기반 CIIR 방법의 원리를 나타낸다. 핀홀 배열로부터 고정된 거리 $z=L$ 에서 각 요소영상은 대응되는 가상의 핀홀 배열을 통해서 역으로 투영된다. 투영된 영상은 확대 배율 M 만큼 확대된다. 이때 M 은 핀홀 배열과 재생 이미지 평면 사이의 거리(L)와, 핀홀 배열과 요소영상 평면 사이의 거리(g)의 비율, 즉 $M=L/g$ 로 결정된다. $M>1$ 일 때, 투영된 이

미지들은 재생 이미지 평면 z 에서 확대된 인접한 요소영상들과 서로 중첩된다. 3D의 입체감 있는 정보를 재생하기 위해서는, 재생하고자 하는 모든 영상 평면들에 대응하는 거리에서 위와 동일한 과정을 반복한다.

III. 픽업과정에서 주기적 렌즈 배열의 해석 모델

일반적인 볼록렌즈에 대한 해석모델로 가장 많이 사용되는 것은 핀홀 모델이다. 사실상 핀홀을 이용해서 이미징을 하는 것이 가장 이상적이고 핀홀의 문제점을 해결하기 위해 사용되는 대안으로 렌즈를 사용한다고 볼 수 있다. 따라서 렌즈 배열을 배열한 것은 핀홀을 주기적으로 배치한 모델과 같아진다.

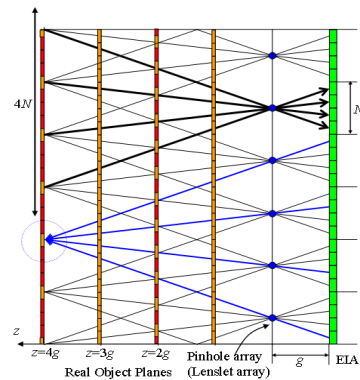


그림 3. 주기적 배치된 렌즈 배열에 의한 픽업 모델
Fig. 3. Pickup model by periodically-distributed lenslet array

그림 3에서는 렌즈배열을 핀홀 배열로 모델링한 것을 보여준다. 여기서 핀홀 배열의 좌측을 실제 물체가 존재하는 영역이라고 하고 오른쪽에 요소영상을 픽업하는 CCD 센서가 있다고 하자. 센서에 맺힌 상을 저장하면 요소 영상 배열(elemental image array: EIA)이라한다. 최근의 디지털기술 적용으로 CCD 센서는 요소 영상을 표본화하는 장치로 생각할 수 있다. 그림 3에서는 개별 요소영상을 N 개로 표본화한 것을 보여준다. 표본화에서 염두해야 할 것은 표본화 주파수가 원 신호의 스펙트럼의 최대값보다 2배 이상이어야 한다는 표본화 이론의 적용을 받는다는 것이다. 따라서 요소 영상에 대한 표본화는

요소 영상 내의 주파수 성분을 감안하여 충분히 많은 수의 표본으로 표본화를 진행해야한다.

하지만, CCD의 센서의 개수의 제한이 있을 뿐만 아니라 물체가 위치한 거리가 멀어질수록 하나의 요소영상이 표본해야할 공간이 커지는 광학적인 이유로 인해서 먼 거리에 위치한 물체에 대한 충분한 정보를 표본하지 못하게 된다. 예를 들면, 그림 3에서 보여주듯이, 크기가 N인 요소영상에 대해서 물체의 거리가 4g 위치인 경우 요소 영상보다 4배가 더 큰 영역에서 표본화 해야 한다. 이는 물체에서 출발한 레이들이 일부만 표본화 되어서 요소영상으로 저장되는 것을 의미한다.

또한, 거리별로 표본되는 양상이 다르게 진행되는 것도 확인할 수 있다. 그림 3에서 보이듯이, 예를 들어, 거리가 2g 위치와 3g 위치를 비교하자. 3g 위치가 분명히 요소 영상보다 3배 넓은 영역에서 표본화를 수행함으로써 요소 영상에 저장되는 정보는 2g 위치에서 저장되는 정보보다 적어야 한다. 이는 하나의 렌즈가 사용될 때는 맞은 말이지만 렌즈가 배열로 사용될 때 특히 주기적으로 배치된 렌즈일 경우는 다른 상황이 전개된다. 즉 3g 위치에서 표본들은 한 요소 영상에는 1/3만 저장되지만 다른 요소 영상들이 나머지 2/3의 정보를 분산해서 저장하기 때문에 사실상 3g 위치에서의 물체의 정보는 거리와 관계없이 정보를 저장하게 된다. 이와는 반대로 2g 또는 4g 위치에서 빨간색으로 표기된 부분의 물체 정보는 다른 요소 영상에서도 분산하여 저장하는 부분이 없다. 기하적인 관계가 동일 위치의 물체 정보를 다른 요소 영상도 동일하게 갖게 된다. 이는 주기적으로 배치된 요소 영상들의 표본 위치가 물체의 위치와 특별한 관계식을 만족하는 위치에 있게 되면 기하적으로 중복되는 것이기 때문이다. 그림 3은 이런 상황을 잘 보여주고 있다. 이와 같이 거리별로 기하적으로 특정위치에서 표본되는 위치가 중복되는 것을 희박 표본(sparse sampling)이라 하자.

참고로 그림 3의 모델은 CCD 센서의 표본 위치에서 직선으로 바라본 물체 공간으로 점 위치로 산정하고 있다. 실제로는 CCD 센서의 크기 만큼에 해당하는 물체 공간 면적에 해당하는 레이들이 합산되어 CCD 센서에 저장된다. 합산된 레이들의 중간 위치가 본 모델에서 중요하게 생각된 부분이다. 즉 중간위치가 사실상 표본의 중심을 알려주고 이 중심이 서로 기하적으로 중복되는 것을 확인하는 것이 중요하다. 또한 쉽게 모델을 확장할 수 있다는 면에서, 본 논문에서는 픽업시 표본의 위치와

물체 공간의 정보와 관계를 설명하기 위한 방안으로 직선에 의한 레이 추적 방법을 사용한다.

핀홀이 일정한 주기로 배치 되어있기 때문에 기하적으로 수렴하는 점들이 존재하는데, 여기서 주기는 요소 영상의 크기와 같다. 즉 샘플 수로 전환하면 N이 주기값이 된다. 또한 거리별로 레이가 중복되는 위치는 주기값 N의 배수 위치에 있거나 N으로 나누어떨어지는 g의 정수배 위치에서 발생함을 확인할 수 있다. 이에 대해서 더 상세히 관찰해보면 다음과 같은 상황을 알 수 있다. 렌즈의 크기가 N으로 주기적으로 계속 배치됨으로 표본할 물체 공간에서는 기본적으로 표본 간격이 N주기를 갖는다. 여기에 M위치에서는 레이의 간격이 M배 늘어나서 형성되고 M을 주기로 배치된다. 결국 M위치에서 레이들의 위치는 두 가지 주기에 의거 배치되는데 하나는 N주기를 갖는 것이고 다른 하나는 M의 주기를 갖는 것이다. 여기서 N과 M을 정수라고 한다면 이 두 주기를 동시에 만족하는 레이의 간격은 두 수의 최대공약수가 된다. 결과적으로 특정 위치 $z=Mg$ 에서 표본의 간격은 아래와 같이 얻어진다.

$$s = \text{gcd}(M, N) \tag{1}$$

여기서 gcd()란 최대공약수를 구하는 함수이다. 예를 들면 $N=30, z=5g$ 위치에서는 5g가 D집합의 원소임으로 희박 표본화가 발생하고 그때의 표본 간격은 $s=\text{gcd}(30, 5)=5$ 로 얻어진다. 이 희박 표본의 간격은 렌즈 배열의 주기적 배치에서 발생하는 희박 표본의 발생 강도를 알려준다.

결론적으로 말하자면 요소 영상의 크기와 약수를 갖는 위치에서 희박 표본화가 생기고 이는 화질 열화로 이어진다. 이를 바탕으로 희박 표본화를 회피할 수 있는 방안을 쉽게 고려할 수 있다. 즉, 요소 영상 크기와 정수 위치와 서로 약수가 존재하지 않게 하면 된다. 따라서 요소 영상 크기를 소수로 정하면 약수가 존재하지 않음으로 희박 표본화가 방지된다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 해석된 요소 영상의 픽셀 개수와 거리별 복원 화질에 대한 내용을 평가하기 위해서 컴퓨터 픽업

실험 및 재생 실험을 수행하였다. 실험을 위한 구조는 그림 4와 같다. 컴퓨터 픽업의 경우에는 렌즈 배열 대신에 핀홀 배열을 이용한다. 픽업 과정에서 원 영상은 Gaussian 영상 $f(x,y)$ 로 사용한다. 이 영상은 핀홀 배열로부터 z 만큼 떨어져 있고, 총 $L_x \times L_y$ 개의 화소로 구성되어 있다. 이 Gaussian 영상은 다음과 같이 표현된다.

$$f(x, y) = e^{-(x^2 + y^2)/2} \quad (2)$$

실험에 사용하는 핀홀 배열과 요소영상 크기는 두 종류를 사용한다. 하나는 23×23 개의 핀홀과 개별 요소 영상 크기는 30×30 픽셀로 두었고, 다른 하나는 반대로 30×30 개의 핀홀과 개별 요소 영상 크기는 23×23 픽셀로 두었다. 핀홀간의 간격은 1.08 mm 이다. 그리고 핀홀 배열과 요소영상간의 거리 $g=3 \text{ mm}$ 이다. 두 경우의 실험 구조에서 요소 영상 배열의 크기는 690×690 로 동일하게 하고 실험 영상 크기 $L_x \times L_y = 690 \times 690$ 로 두어서 객관적인 비교가 되게 하였다. 정리하면 처음 실험 구조는 요소 영상 크기 30이고 두 번째 실험 구조는 요소 영상 크기 23이다. 참고로 23은 소수에 해당한다. 반면에 30은 10, 15, 20, 30에서 10이상의 약수를 갖는 수이다.

요소 영상의 픽업이 끝나고 나면 다음의 과정으로 CIIR 과정 수행하였다. 여기서 핀홀 배열은 요소 영상으로부터 3 mm 에 위치시켰고 CIIR의 원리에 의하여 z 의 거리에 위치한 출력 평면으로 복원 영상을 얻었다. 복원된 영상의 화질을 분석하기 위해서 본 논문에서는 평균 제곱 오차 (mean square error: MSE)를 사용한다. 이는 다음과 같다.

$$MSE = \frac{1}{L_x L_y} \sum_{x=1}^{L_x} \sum_{y=1}^{L_y} |f(x, y) - r(x, y)|^2 \quad (3)$$

먼저 첫 번째 실험 구조를 이용하여 거리 z 에 따른 복원되는 Gaussian 영상의 화질을 조사하였다. 계산된 결과를 그림 5(a)에 나타내었다. 또한 두 번째 실험 구조에서 얻어진 결과는 그림 5(b)에 나타내었다. z/g 가 정수가 되는 경우에만 MSE를 비교하였다. 그림 5(a)에서 알 수 있듯이 요소 영상 크기 30의 인수가 되는 위치 중 특히 $z/g=10, 15, 20, 30$ 이 되는 곳에서 복원 성능이 크게 저하됨을 확인할 수 있다.

특히 요소 영상 크기의 절반 위치에서 가장 큰 약수를 가져서 가장 큰 저하를 보인다. 그림 5(b)에서 요소 영상 크기가 23이기에 때문에 $z/g=2, \dots, 22$ 까지 모두 인수가 되지 않음으로 복원 성능이 모두 양호한 것이 보인다. 단, $z/g=23$ 위치는 요소 영상 크기와 동일한 위치임으로 인수가 됨으로 복원 성능이 크게 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

유사한 실험으로 가우스영상 대신 Baboon 영상을 이용하여 실험한 결과가 그림 6에서 보인다. $M=15$ 위치에서 복원된 서로 다른 방식의 두 영상은 상당히 차이를 보이고 있음을 확인할 수 있다.

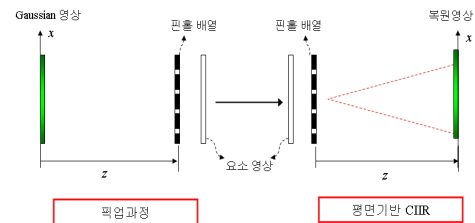
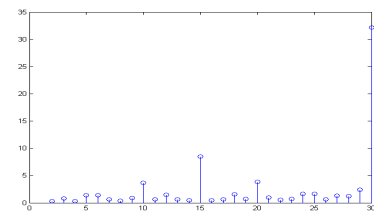
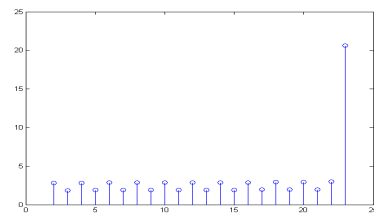


그림 4. Gaussian 영상을 이용한 실험 구성도
Fig. 4. Experimental structure using Gaussian image



(a)



(b)

그림 5. Gaussian 영상에 대한 복원 거리별 MSE 실험 결과, 요소 영상 크기 (a) 30×30 (b) 23×23
Fig. 5. MSE results for Gaussian image along the distance, elemental image size (a) 30×30 (b) 23×23

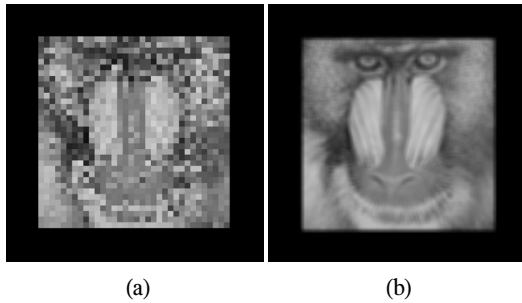


그림 6. $z/g=15$ 위치에서의 Baboon 영상에 대한 실험 결과, 요소 영상 크기 (a) 30×30 (b) 23×23
 Fig. 6. Results for Baboon image at $z/g=15$, elemental image size (a) 30×30 (b) 23×23

V. 결론

본 논문에서는 주기적으로 배치된 렌즈 배열을 이용한 광학 픽업과 평면기반 컴퓨터 집적 영상 복원 (CIIR) 기술에서 요소 영상의 픽셀 개수와 3차원 물체의 복원 깊이 위치에 따른 복원 성능에 대한 분석을 제시하였다. 주기적으로 배치된 렌즈 배열에서는 3차원 물체를 픽업할 때 주기성으로 인한 회박 표본화가 발생함을 알 수 있었다. 또한 회박 표본화가 발생하는 3차원 물체의 위치는 요소 영상의 크기와 관계됨을 증명하였다. 이를 활용하여 회박 표본화를 회피하는 방안을 제시하였다. 제시된 이론을 실험 결과로 확인하기 위해서 컴퓨터 실험을 진행했고 그 결과는 이론을 잘 뒷받침함을 보였다. 본 논문의 결과는 집적 영상 시스템 구성 시 요소 영상의 크기의 선택에 대한 이론적 배경을 제공함으로 관련 분야에 크게 활용될 것으로 기대한다.

참고문헌

[1] G. Lippmann, "La photographie integrale," C.R. Acad. Sci. Vol. 146, pp. 446-451, 1908.
 [2] B. Lee, S. Y. Jung, S.-W. Min, and J.-H. Park, "Three-dimensional display by use of integral photography with dynamically variable image planes" Opt. Lett. Vol. 26, pp. 1481-1482, 2001.

[3] J. Jang and B. Javidi, "Improved viewing resolution of three-dimensional integral imaging by use of nonstationary micro-optics" Opt. Lett. Vol. 27, pp. 324-326, 2002.
 [4] H. Arimoto and B. Javidi, "Integral three-dimensional imaging with digital reconstruction" Opt. Lett. Vol. 26, pp. 157-159, 2001.
 [5] S.-H. Hong, J.-S. Jang, and B. Javidi, "Three-dimensional volumetric object reconstruction using computational integral imaging" Opt. Express, Vol. 12, pp. 483-491, 2004.
 [6] H. Yoo and D.-H. Shin, "Improved analysis on the signal property of computational integral imaging system," Opt. Express Vol. 15, pp. 14107-14114, 2007.
 [7] S.-H. Hong and B. Javidi, "Distortion-tolerant 3D recognition of occluded objects using computational integral imaging," Opt. Express Vol. 14, pp. 12085-12095, 2006.
 [8] J.-S. Park, D.-C. Hwang, D.-H. Shin and E.-S. Kim, "Resolution-enhanced 3D image correlator using computationally reconstructed integral images," Opt. Commun. Vol. 276, pp. 72-79, 2007.
 [9] D.-H. Shin and H. Yoo, "Image quality enhancement in 3D computational integral imaging by use of interpolation methods," Opt. Express Vol. 15, pp. 12039-12049, 2007.
 [10] D.-H. Shin, B. Lee and E.-S. Kim, "Multidirectional curved integral imaging with large depth by additional use of a large-aperture lens," Appl. Opt. Vol. 45, pp. 7375-7381, 2006.

저자소개

유훈(Hoon Yoo)

한국해양정보통신학회논문지
 제12권 12호 참조