

커브형 집적영상에서 부분적으로 가려진 먼 거리 물체 인식 향상을 위한 DPM 방법

정회원 정 한 구* 종신회원 김 은 수**

Improved Recognition of Far Objects by using DPM method in Curving-Effective Integral Imaging

Han-Gu Chung* *Regular Member*, Eun-Soo Kim** *Lifelong Member*

요 약

본 논문에서는 커브형 집적영상 시스템에서 부분적으로 가려진 먼 거리 3차원 물체의 인식 향상을 위한 새로운 direct pixel-mapping (DPM) 방법을 제안한다. 제안 방법은 커브형 집적영상 시스템에서 DPM 방법에 의해 먼 거리에 위치한 3차원 물체로부터 픽업된 요소영상배열 (elemental image array, EIA)은 가시적으로 가까운 거리에서 픽업한 것과 같은 새로운 요소영상배열을 생성한다. 이러한 특성은 재생한 3차원 물체 영상의 해상도를 향상시킬 수 있고, 이로 인하여 먼 거리에 위치한 3차원 물체에 대한 인식 성능을 향상시킬 수 있다. 컴퓨터적 실험결과와 기존 방법과의 비교를 통하여 제안방법으로 재생한 물체의 PSNR과 NCC의 값이 평균 1.75dB와 4.56% 향상됨을 확인할 수 있었다.

key Words : 커브형 집적영상, 요소영상, DPM 방법, 물체 인식 향상, PSNR, NCC.

ABSTRACT

In this paper, we propose a novel approach to enhance the recognition performance of a far and partially occluded three-dimensional (3-D) target in computational curving-effective integral imaging (CEII) by using the direct pixel-mapping (DPM) method. With this scheme, the elemental image array (EIA) originally picked up from a far and partially occluded 3-D target can be converted into a new EIA just like the one virtually picked up from a target located close to the lenslet array. Due to this characteristic of DPM, resolution and quality of the reconstructed target image can be highly enhanced, which results in a significant improvement of recognition performance of a far 3-D object. Experimental results reveal that image quality of the reconstructed target image and object recognition performance of the proposed system have been improved by 1.75 dB and 4.56% on the average in PSNR (peak-to-peak signal-to-noise ratio) and NCC (normalized correlation coefficient), respectively, compared to the conventional system.

I. 서 론

최근 3D 물체의 효과적인 인식을 위하여 ATR

(automatic target recognition), robot vision, video surveillance^[1-3] 등과 같은 다양한 기술들이 연구 개발되고 있다. 그중에서도 집적영상기술은 기계적인 장치

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (NO. 2011-0030815).

* 광운대학교 전자공학과, 홀로디지로그 휴먼미디어 연구센터 (chaodashuier@kw.ac.kr),

** 광운대학교 전자공학과, 홀로디지로그 휴먼미디어 연구센터 (eskim@kw.ac.kr),

논문번호 : KICS2011-10-441, 접수일자 : 2011년 10월 06일, 최종논문접수일자 : 2012년 2월 13일

나 레이저와 같은 특별한 광원이 필요하지 않고, 수직과 수평 시차와 연속적인 시점을 가지는 등의 장점을 가지고 있기 때문에, 현재 집적영상기술 기반의 3D 물체를 검출하고 인식하는 연구들이 활발히 진행되고 있다⁴⁻⁶.

집적영상 기술은 3D 물체의 정보를 기록하고 디스플레이 할 수 있는 3D 기술 중의 하나이며 렌즈 배열을 이용하여 보다 많은 시점에서 3D 물체를 관측할 수 있다⁷⁻⁹. 일반적으로 집적영상기술은 픽업과 복원 두 가지 과정으로 나눌 수 있는데, 픽업 과정에서는 3D 물체의 정보를 렌즈렛 배열 (lenslet array)과 CCD를 이용하여 요소영상 배열 (elemental image array, EIA)을 기록하고, 이와 반대로 복원 과정에서는 획득한 요소영상 배열을 역방향으로 렌즈렛 배열에 통과하여 원 위치와 동일한 거리에서 3D 물체 영상을 복원한다.

하지만, 이러한 집적영상 기술은 아직 많은 문제점을 가지고 있다. 요소영상의 해상도가 낮은 문제, 시야각 문제, 깊이감 문제 등 픽업 및 재생 장치의 기술적인 문제들이 많이 나타나고 있다.

최근, 해상도가 낮은 문제점을 해결하기 위한 대안으로 커브형 집적영상 (curving-effective integral imaging) 시스템이 제안되었다¹⁰⁻¹². 커브형 집적영상 시스템은 픽업과정에 요소영상의 샘플링비율 (sampling rate)을 증가함으로써 복원된 영상의 해상도와 시야각을 향상하는 장점을 가지고 있다. 때문에 커브형 집적영상 기반의 부분적으로 가려진 물체의 인식 시스템은 기존의 집적영상 기반의 인식 시스템보다 우수한 인식성능을 가지고 있다. 하지만 먼 거리에 위치한 물체의 경우 요소영상의 샘플링비율이 낮은 원인으로 인식성능이 떨어지는 문제점이 있다.

따라서 본 논문에서는 커브형 집적영상 시스템에서 먼 거리에 위치한 물체의 인식성능을 향상하기 위하여 DPM (direct pixel mapping) 방법을 이용한 인식 시스템을 제안한다. 제안 방법은 커브형 집적영상 시스템에서 먼 거리에 위치한 물체로부터 픽업된 요소영상을 DPM 방법을 이용하여 가시적으로 렌즈렛과 가까운 거리에서 새로운 요소영상을 생성한다. 다음, 새로운 요소영상을 이용하여 렌즈렛 배열과 가까운 거리에서 해상도가 향상된 물체 영상을 재생함으로써 먼 거리에 위치한 물체의 인식성능을 향상하는 목적을 달성한다. 마지막으로, 컴퓨터 시뮬레이션과 기존 방법과의 비교를 통하여 제안방법의 유효성을 검증하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 커브형

집적영상 시스템에 대해서 설명하고, 3장에서 DPM 방법을 이용한 인식성능 향상 방법에 대해 다룬다. 4장에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 이용하여 제안 방법과 기존 방법과의 비교결과를 보여주고 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 기존의 집적영상 기반의 인식 시스템

집적영상 기술은 1908년에 Lipmann¹⁷에 의해 제안된 이후, 부분적으로 가려진 3D 물체의 인식을 위해서 많은 연구가 진행되고 있다¹⁴⁻⁶. 일반적으로 집적영상 기반의 인식 시스템은 물체인식을 위한 참조영상 (reference image)의 생성과정과 참조영상을 이용하여 목표 물체를 인식하는 두 가지 과정으로 나누어진다.

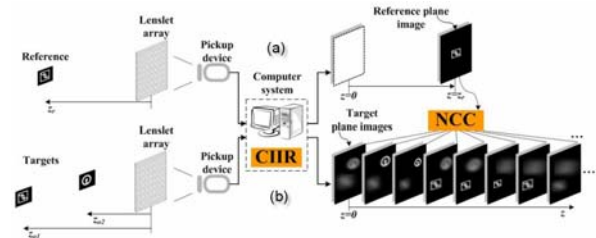


그림 1. 기존의 집적영상 기반의 인식 시스템
Fig. 1 Conventional recognition system based on integral imaging

그림 1(a)의 첫 번째 과정에서는 렌즈렛 배열과 CCD 카메라를 이용하여 인식하려는 목표 물체의 참조 요소영상을 기록하게 된다. 다음, 이 참조 요소영상을 이용하여 목표 물체의 인식을 위하여 컴퓨터적으로 참조영상을 재생하고 그 데이터를 컴퓨터에 저장한다. 그림 1(b)의 두 번째 과정에서는 부분적으로 가려진 목표 물체의 요소영상을 기록하고 컴퓨터적 집적영상 재생 방법 (CIIR: computational integral imaging reconstruction)을 이용하여 인식하려는 목표 물체 영상을 재생하게 된다. 마지막으로, 첫 번째 과정에서 저장된 참조영상과 재생된 목표 물체 영상과의 정규화 된 상호상관(NCC: normalized cross correlation)을 측정하고 목표 물체를 인식하게 된다.

하지만, 기존의 집적영상 기반의 인식 시스템은 물체가 먼 거리에 위치한 경우 요소영상의 샘플링비율이 낮은 원인으로 인식성능이 떨어지는 문제점이 있다. 따라서 본 논문에서는 부분적으로 가려진 먼 거리에 위치한 물체의 인식성능을 향상하기 위하여 커브형 집적영상 기반의 direct pixel-mapping (DPM) 방법을 이용한 인식 시스템을 제안한다.

III. 제안방법

커브형 집적영상 시스템은 기존 집적영상 시스템의 렌즈렛 배열에 광각렌즈를 추가함으로써 재생된 물체 영상을 관측함에 있어서 시야각 및 해상도가 향상되는 장점을 가진다. 하지만, 먼 거리에 위치한 물체에 대한 데이터 샘플링비율이 여전히 낮은 원인으로 재생된 물체 영상에 대한 인식 성능이 낮은 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 DPM 방법을 이용한 부분적으로 가려진 먼 거리에 위치한 물체의 인식 성능을 향상하는 방법을 제안한다.

3.1. 제안한 커브형 집적영상 기반의 인식 시스템

본 논문에서 제안한 커브형 집적영상 기반의 인식 시스템은 그림 2에 나타내었다. 그림 2에서 보듯이 제안한 커브형 집적영상 기반의 인식 시스템은 기존 집적영상 기반의 인식 시스템과 달리 먼 거리에서 픽업된 요소영상에 해상도를 향상할 수 있는 DPM 방법이 적용되었다.

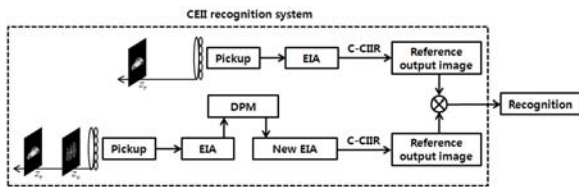


그림 2. 제안 방법의 시스템 구성도
Fig. 2. System structure of proposed method

제안한 인식 시스템은 우선 커브형 집적영상 시스템에서 Z_0 에 위치한 장애물과 먼 거리 Z_L 에 위치한 목표 물체를 동시에 하나의 요소영상으로 픽업한다. 다음, 그림2와 같이 DPM 방법을 이용하여 먼 거리에서 픽업된 요소영상을 가지적으로 렌즈렛 배열과 가까운 거리에서 픽업한 효과를 가지는 새로운 요소영상을 생성한다. 마지막으로, 이 새로운 요소영상을 이용하여 원 픽업거리보다 렌즈렛과 가까운 거리에서 3차원 물체 영상을 재생하기 때문에, 해상도가 향상된 3차원 물체 영상을 복원하게 되고, 이 영상을 컴퓨터에 저장된 참조영상과의 정교화 된 상호상관을 측정하여 목표 물체를 인식하게 된다.

3.2. Direct Pixel-Mapping (DPM) 방법

구체적인 DPM 방법은 그림 3에 나타냈다. 그림3에서 볼 수 있듯이 DPM 방법은 먼 거리에서 픽업

한 요소영상을 컴퓨터적으로 재생한 후 가지적으로 재 픽업하는 과정으로, 먼 거리에 위치한 물체를 마치 렌즈렛 배열과 가까운 거리에서 픽업한 효과를 갖는 새로운 요소영상을 생성하게 된다. 이러한 DPM 방법의 특성을 이용하여 재생된 목표 물체 영상의 복원거리는 물체와 렌즈렛 배열과의 원 거리보다 훨씬 감소하였을 뿐만 아니라, 따라서 재생된 목표 물체 영상의 해상도도 향상된다.

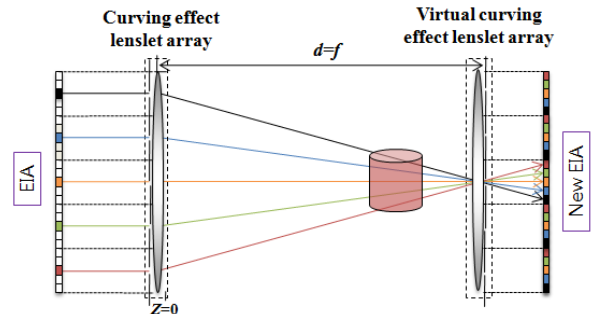


그림 3. Direct pixel mapping (DPM) 방법
Fig. 3. Direct pixel mapping (DPM) method

일반적으로, 커브형 집적영상 시스템에서 픽업된 전체 요소영상 E 는 $l_x \times l_y$ 개의 $s_x \times s_y$ 픽셀인 단일 요소 영상으로 구성되었다고 가정하면, 그림 3과 같이 DPM 방법으로 거친 후 생성된 새로운 요소 영상은 식 (1)로 표현할 수 있다.

$$S_{s_x-i, s_y-j}(l_x-m, l_y-n) = E_{m,n}(i, j) \quad (1)$$

여기서 $i=1, \dots, s_x$, $j=1, \dots, s_y$, $m=1, \dots, l_x$, $n=1, \dots, l_y$ 이다.

그림4(a)는 먼 거리에서 픽업된 원 요소영상을 나타내고, 그림 4(b)는 생성된 새로운 요소영상을 나타낸다. 그림4(a)에서 쉽게 볼 수 있듯이 먼 거리에서 픽업된 원 요소영상에서 목표 물체는 렌즈렛 배열과 멀리 떨어져 있기 때문에 물체의 정보는 거의 모든 단일 요소영상에 균일하게 분포되어 있지만, 식 (1)을 이용하여 DPM 방법을 진행한 후 생성된 그림 4(b)의 새로운 요소영상에서 목표 물체는 마치 렌즈렛과 가까이 있는 것과 같이 물체의 일부분 영역만 단일 요소영상에 픽업된 것처럼 보인다. 이 새로운 요소영상으로 목표 물체를 재생하게 되면 목표 물체 영상이 렌즈렛 배열과 가까운 거리에서 재생되기 때문에 제안 시스템의 인식 성능을 향상시킬 수 있다.

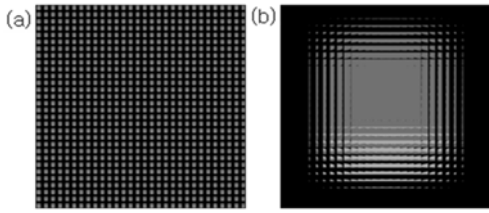


그림 4. (a) 먼 거리에서 픽업된 원 요소영상
(b) 새로운 요소영상
Fig. 4. (a) Picked up original EIA from far object
(b) New EIA

또한, 커브형 집적영상에서 DPM 방법을 이용하여 렌즈렛 배열과 가까운 거리에서 해상도가 향상된 3차원 물체의 영상을 재생하기 위하여 물체와 렌즈렛 배열 사이의 거리 Z_{eff} 는 식 (2)을 만족해야 한다.

$$\frac{f}{2} < Z_{eff} < f \quad (2)$$

여기서 f 는 커브형 집적영상 시스템에서 광각렌즈의 초점거리이다. 만약 물체가 식 (2)을 만족하는 유효거리의 범위에 위치하여 있다고 가정하고, DPM 방법을 거친 후 생성된 새로운 요소영상으로 목표 물체를 재생하게 되면 식 (3)과 같이 렌즈렛과 가까운 거리 Z_S 에서 목표 물체 영상을 복원 할 수 있고, 따라서 제안 시스템의 인식성능을 향상 할 수 있다.

$$Z_S = f - Z_L \quad (3)$$

예를 들어 만약 광각렌즈의 초점거리가 $f = 100mm$ 이고, 물체가 렌즈렛 배열과 $Z_L = 70mm$ 인 거리에 위치하여 있다고 가정하고, 제안한 DPM 방법을 적용하면 식(3)과 같이 렌즈렛 배열과 가까운 거리인 $Z_S = 30mm$ 에서 목표 물체의 영상을 재생할 수 있다.

IV. 컴퓨터 모의실험 및 분석

본 논문에서 제안한 인식 시스템의 유효성을 보이기 위해 실험에서 해상도가 900×900 픽셀인 장애물 “Tree”와 목표 물체 “Car” 두 가지 영상을 이용하여 실험을 진행하였다. 픽업단계에서는 초점거리가 $f = 90mm$ 인 광각렌즈와 핀홀 사이 거리가 $1mm$ 인 30×30 개의 핀홀 배열을 사용하였고, 핀홀 배열과 요소영상 사이의 거리는 $3mm$ 으로 가정하였다. 제안한 인식 시스템의 다양성을 보이기 위하여 세 가지 경우에 따라 핀홀 배열로부터 장애물

“Tree”와 목표 물체 “Car” 사이의 거리 z_t 와 z_c 를 설정하였다. 즉, $0 < z_t < f/2 < z_c < f$ 인 경우, $f/2 < z_t < z_c < f$ 인 경우 및 $z_t < f/2 < z_c$ 인 경우 총 세 가지 조건하에서 실험을 진행하였고 장애물과 목표 물체의 픽업 환경은 그림 5에 나타내었다. 그림 5(a)-(c)에서 보듯이 장애물과 목표 물체는 각 세 가지 경우에 따라 거리가 $Z_{t1} = 15mm$, $Z_{t1} = 75mm$ 인 위치, 거리가 $Z_{t2} = 69mm$, $Z_{t2} = 75mm$ 인 위치 및 거리가 $Z_{t3} = 39mm$, $Z_{t3} = 51mm$ 인 위치로 설정하였다.

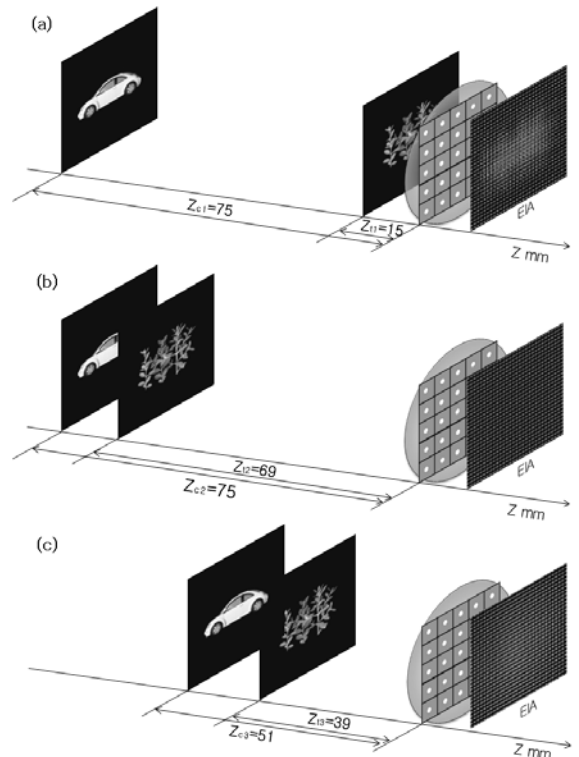


그림 5. 실제 장애물과 목표 물체의 픽업 환경
(a) $0 < z_t < f/2 < z_c < f$ 인 경우, (b) $f/2 < z_t < z_c < f$ 인 경우, (c) $z_t < f/2 < z_c$ 인 경우
Fig. 5. Pick up conditions between occlusion and target object (a) $0 < z_t < f/2 < z_c < f$, (b) $f/2 < z_t < z_c < f$, (c) $z_t < f/2 < z_c$

그림 6(a)은 제안된 커브형 집적영상 인식 시스템에서 그림 5의 세 가지 경우에 따라 픽업된 900×900 픽셀 크기의 원 요소영상들을 나타내고, 그림 6(b)은 픽업된 세 가지 요소영상에 식 (1)과 같이 DPM 방법을 적용하여 생성된 새로운 요소영상들을 나타낸다. 그림 6(b)에서 쉽게 볼 수 있듯이 제안된 인식 시스템에 의해 생성된 새로운 요소영상에서 픽업된 목표 물체는 그림6(a)의 원 요소영상

에서 픽업된 목표 물체보다 가까운 거리에서 픽업한 효과를 가지면서, 또한 목표 물체가 장애물의 영향을 적게 받는다는 것을 관찰할 수 있다.

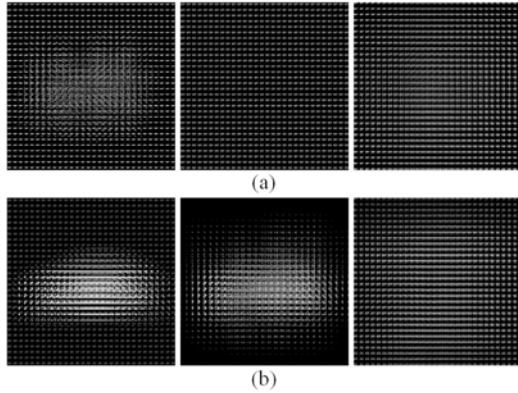


그림 6. 생성된 요소영상: (a) 세 가지 경우에 따라 픽업된 원 요소영상, (b) 제안된 인식 시스템에서 생성된 새로운 요소영상
 Fig. 6. Generated EIAs: (a) Original EIAs, (b) Generated new EIAs in proposed system

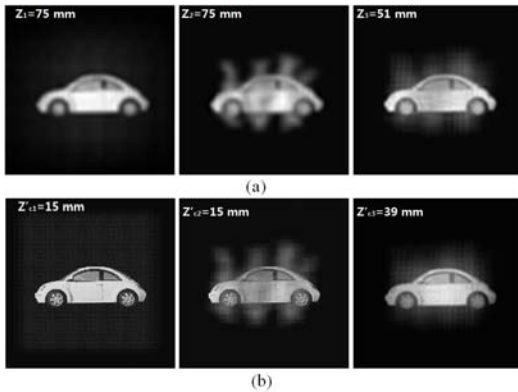


그림 7. 재생된 목표 물체 영상: (a) 세 가지 경우에 따라 픽업된 원 요소영상으로 재생된 영상, (b) 제안된 인식 시스템에서 생성된 새로운 요소영상으로 재생된 영상
 Fig. 7. Reconstructed target object images from (a) Original EIAs, and (b) new EIAs in proposed recognition system

그림 7(a)은 그림 6(a)의 세 가지 경우에 따라 픽업된 원 요소영상을 이용하여 재생한 목표 물체 영상이고, 그림 7(b)은 그림 6(b)의 새로운 요소영상을 이용하여 재생한 목표 물체 영상이다. 그림 7(a)과 같이 목표 물체 영상들은 픽업 시와 동일하게 먼 거리 $Z_{c1} = 75mm$, $Z_{c2} = 75mm$, $Z_{c3} = 51mm$ 인 위치에서 재생되었지만, 그림 7(b)에 나타난 새로운 요소영상을 이용하여 재생한 목표 물체 영상들은 픽업 시보다 짧은 거리 $Z'_{c1} = 15mm$, $Z'_{c2} = 15mm$, $Z'_{c3} = 39mm$ 인 위치에서 재생되었기에 그림 7(a)에 비해 향상된 해상도를 가진다는 것을

쉽게 확인 할 수 있다. 다이어트

본 논문에서는 제안 방법과 기존 방법과의 정량적인 비교를 위하여 최대 신호 대 잡음비 (PSNR, Peak Signal to Noise Ratio)를 계산하여 재생된 목표 물체의 해상도 비교를 진행하였고 그 결과를 그림 8에 나타내었다.

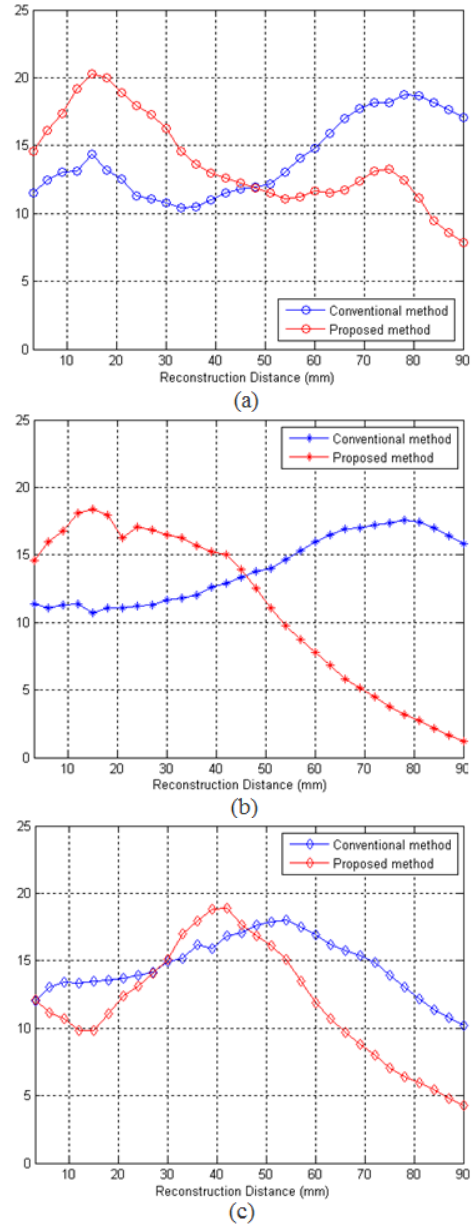


그림 8. 제안 시스템과 기존 시스템과의 PSNR 비교: (a) $0 < z_t < f/2 < z_c < f$ 인 경우, (b) $f/2 < z_t < z_c < f$ 인 경우, (c) $z_t < f/2 < z_c$ 인 경우
 Fig. 8. PSNR comparisons between proposed and conventional systems: (a) $0 < z_t < f/2 < z_c < f$, (b) $f/2 < z_t < z_c < f$, (c) $z_t < f/2 < z_c$

그림 8(a)의 경우, 기존 시스템과 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상의 PSNR은 각 18.43dB와

21.48dB로 나타났으며, 기존 시스템과의 비교를 통하여 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상의 해상도는 3.05dB 향상되었음을 확인할 수 있다. 그림 8(b)과 그림 8(c)의 경우에서도 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상의 해상도가 기존 시스템과 비교하면 PSNR은 각 1.26dB와 0.95dB 향상되었음을 확인할 수 있다. 그 외, 그림 8에서 관찰 할 수 있듯이, 기존 시스템에서 재생된 목표 물체 영상들은 픽업 시에 위치한 먼 거리 $Z_{c1} = 75mm, Z_{c2} = 75mm, Z_{c3} = 51mm$ 인 위치에서 재생된 반면, 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상들은 픽업 시보다 짧은 거리인 $Z'_{c1} = 15mm, Z'_{c2} = 15mm, Z'_{c3} = 39mm$ 위치에서 재생된 것을 확인할 수 있다.

그림 9. 제안 시스템과 기존 시스템과의 NCC 비교 (a) $0 < z_t < f/2 < z_c < f$ 인 경우, (b) $f/2 < z_t < z_c < f$ 인 경우, (c) $z_t < f/2 < z_c$ 인 경우
Fig. 9. NCC comparisons between proposed and conventional systems: (a) $0 < z_t < f/2 < z_c < f$, (b) $f/2 < z_t < z_c < f$, (c) $z_t < f/2 < z_c$.

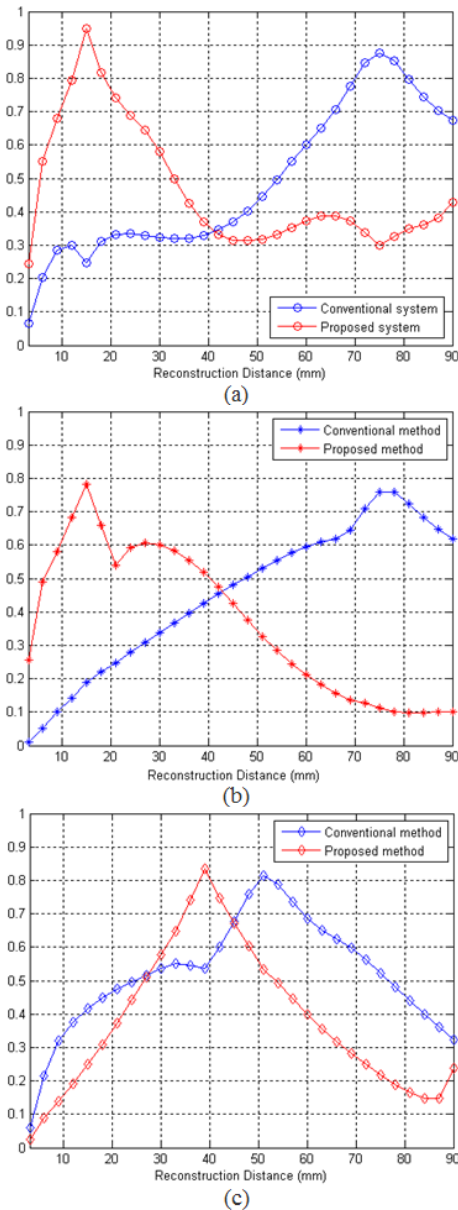
또한, 그림 8에서 PSNR값의 비교에서 알 수 있듯이, 재생한 물체 영상의 해상도가 향상될수록 참조영상과의 유사도(similarity)가 높다는 것을 알 수 있다. 이에, 제안한 시스템의 인식 성능을 분석하기 위하여 정규화 된 상호상관 (NCC: Normalized Cross Correlation)을 도입하여 참조영상과 재생된 목표 물체 영상 사이의 유사도를 측정하고, 여기서 NCC값이 크면 클수록 물체의 인식성능이 우수하다는 것을 의미한다. 그림 9(a)의 경우, 기존 시스템과 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상의 유사도 NCC는 각 0.8758과 0.9493로 측정되었으며, 기존 시스템과 비교한 결과 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상에 대한 인식성능은 7.74% 향상되었음을 확인할 수 있다. 그림 9(b)의 경우와 그림 9(c)의 경우에서도 기존 시스템과 제안 시스템에서 재생된 목표 물체 영상의 유사도 NCC는 각 0.7835와 0.7584 및 0.8337과 0.8123로 측정되었으며, 제안 시스템의 인식성능을 기존 시스템과 비교하면 각 3.31%와 2.63% 향상되었음을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 부분적으로 가려진 먼 거리에 위치한 물체의 인식성능을 향상하기 위해 DPM 방법을 이용한 커브형 집적영상 기반의 인식 시스템을 제안하였다. 제안된 인식 시스템은 부분적으로 가려진 먼 거리에 위치한 목표 물체로부터 픽업한 요소 영상에 DPM 방법을 적용하여 가시적으로 렌즈렛 배열과 가까운 거리에서 픽업한 효과를 가지는 새로운 요소영상을 생성하고, 이를 이용하여 목표 물체 영상을 재생함으로써 제안된 시스템의 인식 성능을 향상하였다. 또한, 제안된 인식 시스템의 유효성을 검증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 진행하고 기존 방법과의 비교를 통하여 제안된 시스템이 기존 시스템보다 NCC값이 평균 4.56% 향상되었음을 확인할 수 있었다.

참고 문헌

[1] A. Mahalanobis and F. Goudail, "Methods for



automatic target recognition by use of electro-optic sensors: introduction to the feature issue," *Appl. Opt.*, 43, pp. 207-209, 2004

[2] J.-H. Ko, D.-C. Hwang, Y.-W. Jung, and E.-S. Kim: "Intelligent mobile robot system for path planning using stereo camera-based geometry information," *Proc. SPIE* 6006, pp. 60060L, 2005

[3] B. Javidi, ed., "Optical Imaging Sensors and Systems for Homeland Security Applications" Springer, NewYork, 2005

[4] M. Cho, B. Javidi, "Three-dimensional visualization of objects in turbid water using integral imaging," *Journal Display Technology* 6, pp. 544-547, 2010

[5] D. -H. Shin, B. -G. Lee and J. -J. Lee, "Occlusion removal method of partially occluded 3D object using sub-image block matching in computational integral imaging," *Opt. Express*, 16, pp. 16294-16304, 2008

[6] Y. Hoon, "Artifact analysis and image enhancement in three-dimensional computational integral imaging using smooth windowing technique," *Opt. Lett.*, 36, pp. 2107-2109, 2011

[7] G. Lippmann, "La photographie integrale," *C. R. Acad. Sci.*, 146, pp. 446-451, 1908.

[8] J. -H. Park, J. Kim, Y. Kim, and B. Lee, "Analysis of 3-D Integral Imaging Display Using the Wigner Distribution," *Journal of Display Technology*, 2, pp. 180-185, 2006

[9] Y. Kim, J. Kim, K. Hong, H. K. Yang, J. -H. Jung, H. Choi, S. -W. Min, J. -M. Seo, J. -M. Hwang, and B. Lee, "Accommodative response of integral imaging in near distance," *Journal of Display Technology*, 8(2), pp. 70-78, 2012

[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.*, 45, pp. 7375-7381, 2006

[11] J. -B. Hyun, D. -C. Hwang, D. -H. Shin, and E. -S. Kim, "Curved computational integral

imaging reconstruction technique for resolution-enhanced display of three-dimensional object images," *Appl. Opt.*, 46, pp. 7697-7708, 2007

[12] Y. Piao, D. -H. Shin, and E. -S. Kim, "Computational depth conversion of reconstructed three-dimensional object images in curving-effective integral imaging system," *Jpn. J. Appl. Phys.*, 49, pp. 022501, 2010

정 한 구 (Han-Gu Chung)

정회원



1986년 2월 영남대학교 전자공학과 졸업
2009년 8월 연세대학교 전파통신공학과 석사
2010년 3월~현재 광운대학교 전자공학과 박사과정
<관심분야> 3차원 영상처리, 3차원 디스플레이.

김 은 수 (Eun-Soo Kim)

중신회원



1984년 연세대학교 공학박사
1988년 미국 Caltech 객원교수
1981년-현재 광운대학교 교수
2003년-현재 차세대 3D 디스플레이 연구센터(3DRC) 센터장
2009년-현재 차세대 3D 융합 산업 컨소시엄(3DFIC) 회장
2010년~2011년 한국통신학회 회장
2011년~현재 홀리디지로그 휴먼미디어 연구센터 (HDHM) 센터장
<관심분야> 3차원 영상처리, 3차원 디스플레이.