

집적 영상을 이용한 가려진 표적의 복원과 인식

이동수 · 염석원[†] · 김신환 · 손정영

대구대학교 정보통신공학과
 ☎ 712-714 경북 경산시 진량읍 내리리 15

(2008년 7월 6일 받음, 2008년 8월 19일 수정본 받음, 2008년 8월 21일 게재 확정)

본 논문에서는 집적 영상의 획득과 복원을 통하여 장애물에 가려진 물체를 인식하는 기술은 제안하고 구현하였다. 집적 영상의 복원은 해당되는 화소 세기의 1차 확률적 특성인 평균으로 구한다. 복원평면까지의 거리는 2차 확률적 특성인 표준 편차를 이용하여 구하고 3차원 물체의 경계(edge)를 검출한다. 표준 편차의 합을 최소로 하는 거리에서 복원된 영상을 표적인식에 이용한다. 표적인식은 주성분 분석(principle component analysis, PCA) 분류기를 복원된 영상에 적용하였다. 표적 분류에 대한 판정은 분류기에 의해서 투영된 클래스의 평균 특징 벡터와 테스트 특징 벡터간의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 이용한다. 실험 및 시뮬레이션을 통하여 가려진 표적을 본 논문에서 제안한 방법을 통하여 오차 없이 분류하였다.

주제어: Image recognition, Algorithms and filter, Image reconstruction techniques, Three-dimensional image processing, Three-dimensional image acquisition, Imaging system

I. 서 론

집적 영상(integral imaging)은 1908년 Lippmann에 의해 고안된 방법으로 렌즈릿 어레이(lenslet array)를 이용하여 3차원의 물체 정보를 기본 영상(elemental image)에 저장하고 복원(reconstruction)하는 기술이다.^[1-14] 집적 영상은 안경 및 기타 보조기구를 사용하지 않고 렌즈릿 어레이를 이용한 한 번의 촬영으로 관측자의 시야각(viewing angle) 내에서 연속적인 시점, 수직수평 시차, 실시간 full color 동영상의 재생을 지원한다.^[3] 컴퓨터를 이용한 집적 영상의 복원은 가상 핀홀 어레이(pinhole array)를 통해서 임의의 3차원 공간 평면에 물체를 복원한다. 컴퓨터를 이용하는 집적 영상의 복원은 복원 평면의 거리와 방향의 설정에 제한이 없다는 장점이 있다.^[4-7] 최근에는 집적 영상을 이용한 활용 방법으로 왜곡 및 부분적으로 가려진 장애물을 제거하고 표적을 인식하는 방법도 연구되고 있다.^[8-11] 또한 광자 계수 검출기(photon counting detector)와 집적 영상을 이용한 패턴 인식이 제안되었다.^[12,13] 본 논문에서는 집적 영상의 획득과 복원을 통하여 장애물에 강한 표적 인식 기술을 제안한다. 집적 영상의 복원은 해당되는 화소 세기(intensity)의 1차 확률적 특성인 평균으로 구한다.^[12,13] 그리고 2차 확률적 특성인 표준 편차를 이용하여 최적화된 복원평면까지의 거리를 구하고 3차원 물체의 경계(edge)를 검출한다.^[14] 표준편차의 합을 최소로 하는 거리에서 복원된 영상을 표적인식에 이용한다. 표적인식을 위해서는 주성분 분석(principal component analysis, PCA)법을 이용한다.^[15] 주성분 분석법은 높은 차원의 정보를 표적의 특징이 집중된 낮은 차원으로 투영하는 방법이다. 표적 분류에 대한

판정은 각 분류기에 의해서 투영된 각 클래스의 평균 특징 벡터와 테스트 특징 벡터간의 최소 유클리드 거리로 판정한다. 본 논문에서는 1차 확률적 특성인 평균을 이용하여 복원을 하고 2차 확률적 특성인 표준편차 합을 이용하는 거리추정을 제안한다. 기존에는 투영의 합에 의한 복원 방법만이 제안 되었지만 본 논문에서는 평균에 의한 복원과 함께 표준 편차를 이용하여 거리를 추정하고 경계 영상을 구하였다. 그리고 표적인식을 위하여 통계적 분류법인 주성분 분석법을 이용하여 복원영상을 학습하고 분류를 한다. 기존에는 복원 영상을 통계적 학습과정 없이 주로 상관에 기반(correlation-based)한 방법으로 인식하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 집적영상의 복원과 거리추정 알고리즘을 제안하고, III장에서는 주성분 분석법을 이용한 패턴 분류기를 설명한다. IV장에서는 표적의 복원과 인식 실험결과를 V장에서는 결론을 제시한다.

II. 집적 영상 복원과 거리 추정

본 논문에서는 집적 영상의 획득과 복원을 통하여 장애물에 강한 물체인식을 제안 한다. 그림 1은 집적 영상의 개념도이다. 그림 1(a)와 1(b)는 각각 집적 영상의 픽업과정과 복원과정이다. 그림 2에서와 같이 집적 영상의 수치적 복원은 가상 핀홀(pinhole) 어레이를 통해 기본 영상을 임의의 거리에 위치한 복원 평면에 투영함으로써 이루어진다.^[4-13] 그림 2의 기호 $o(n)$ 은 n 번째의 핀홀이며 g_A 는 기본 영상 어레이와 핀홀 어레이 사이의 거리이다. z_A 는 핀홀 어레이와 복원 지점 A 까지의 거리이다. 3차원 공간에서 표적의 정보는 다음과 같이 복원된다.^[12,13]

[†]E-mail: yeom@daegu.ac.kr

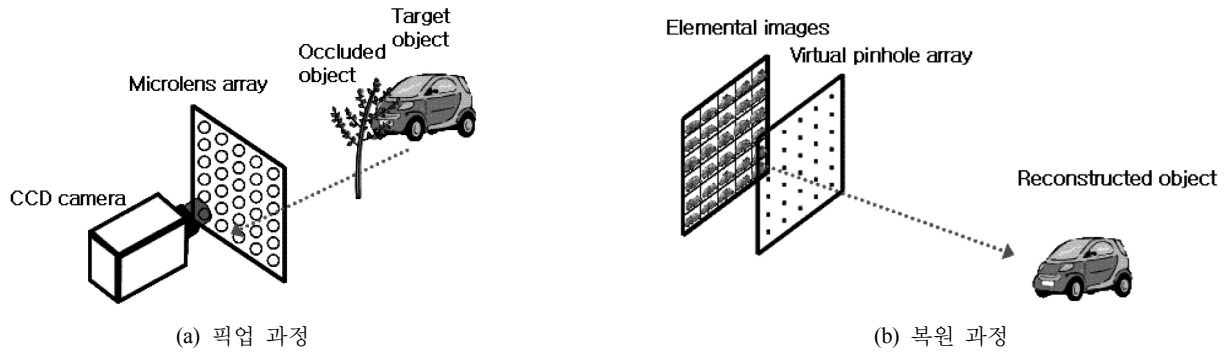


그림 1. 집적영상 시스템.

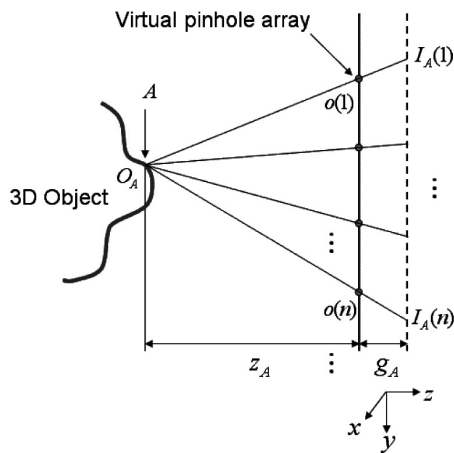


그림 2. 집적 영상의 복원 모델.

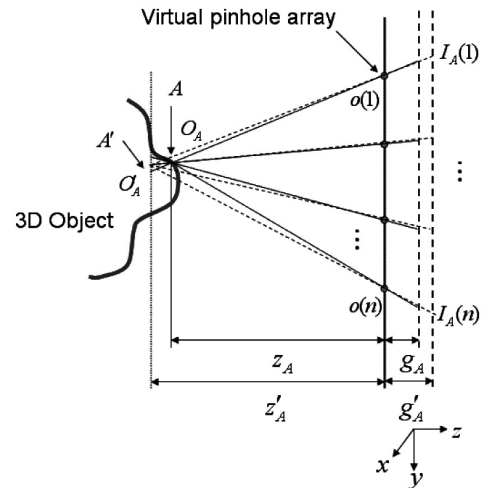


그림 3. 물체의 경계 검출 모델.

$$O_A = \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} I_A(i). \quad (1)$$

여기서 $I_A(i)$ 는 i 번째 렌즈릿(lenslet)의 기본 영상에서 A 지점과 대응하는 화소의 세기이고 N_A 는 시야각(viewing angle)이 A 지점을 포함하는 렌즈릿의 수이다. 식 (1)에서 $I_A(i)$ 는 복원 지점 A 에 가장 가깝게 투영되는 화소를 포함한다. [4, 5]에서 복원법은 기본 투영 후의 합을 사용하는 반면 본 논문에서는 평균을 사용하였다.^[12,13]

그림 3은 물체의 경계 검출 모델이다. z'_A 는 핀홀 어레이와 임의의 복원 지점 A' 사이의 거리이고 g'_A 는 핀홀 어레이와 기본 영상과의 거리이다. 실제로 존재하지 않는 A' 지점의 복원에 사용되는 기본영상의 화소는 픽업과정에서 획득한 A' 의 주변에 대응하는 화소이므로 O'_A 는 관련 없는 화소에 의하여 형성된다. 그러므로 렌즈릿으로부터 A 지점까지 실제거리 z_A 에 해당하는 화소 세기의 표준편차는 z'_A 에서의 표준편차의 합보다 적다. 그러므로 다음과 같이 표적까지의 최적화된 거리를 추정한다.^[14]

$$\hat{z} = \underset{z}{\operatorname{argmin}} \sum_{x=1}^{N_x} \sum_{y=1}^{N_y} \sigma_A(x, y, z), \quad (3)$$

$$\sigma_A^2 = \frac{1}{N_A} \sum_{i=1}^{N_A} (I_A(i) - O_A)^2. \quad (4)$$

여기서 N_x 와 N_y 는 복원된 영상의 x 축과 y 축의 공간 영역의 크기를 나타낸다. 즉, 표준편차의 합이 최소가 되는 복원평면까지의 거리를 표적의 위치라고 가정한다. 집적 영상에서 각 기본 영상의 해상도는 일반 카메라의 영상보다 낮지만 수십 또는 수백 개의 기본 영상을 획득한다. 그러므로 복원 지점에 해당하는 화소들 세기의 표준편차를 통하여 경계 부분을 검출하고 물체의 깊이 정보를 추출할 수 있다.

III. 주성분 분석 분류기

주성분 분석은 높은 차원(d)의 정보를 표적의 특징이 집중된 낮은 차원(l)으로 투영하는 방법이다. 고차원 영상 벡터로 공분산(covariance) 행렬을 구하고 공분산 행렬의 고유 벡터 방향으로 영상 벡터를 선형 투영시켜서 차원을 축소한다.^[15] 여기서 차원 d 는 복원평면에서 화소의 수($N_x N_y$)이다. 주성분 변환 행렬 W_p 는 d 차원의 복원된 영상벡터 $\mathbf{o} = [O_1, \dots, O_d]^T$ 로부터 구한다. 여기서 t 는 전치행렬을 의미한다. 복원 영상백

터 \mathbf{o} 로부터 평균 벡터 $\mathbf{m}_0 = E_0(\mathbf{o})$ 를 구하고 공분산 행렬 $\Sigma = E_0(\mathbf{o} - \mathbf{m})(\mathbf{o} - \mathbf{m})^T$ 를 구한다. 여기서 E 는 기대치연산자이다. 공분산 행렬을 이용하여 고유값(eigenvalues) 행렬(Λ)과 고유벡터(eigenvectors) 행렬(E)을 계산한다. PCA 투영은 고유벡터를 모두 사용하지 않고 고유값에 따라 정렬한 후 상위에서 l 번째까지의 고유벡터 행렬 $W_P = [\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_l]$ 을 사용한다. 그러므로 투영된 벡터는 \mathbf{y} 는 l 차원의 벡터로 다음 식과 같다.

$$\mathbf{y} = W_P^T (\mathbf{o} - \mathbf{m}_0). \tag{5}$$

투영된 벡터 \mathbf{y} 로부터 복원된 벡터 $\hat{\mathbf{o}} = W_P \mathbf{y} + \mathbf{m}_0$ 는 $\|\mathbf{o} - \hat{\mathbf{o}}\|^2$ 을 최소로 한다.^[15]

표적 인식에 대한 분류 판정은 다음 식을 이용하여 구한다.

$$\hat{j} = \underset{j}{\operatorname{argmin}} \|W_P^T (\mathbf{o}_{\text{test}} - \mathbf{m}_{0j})\|. \tag{6}$$

여기서 \mathbf{o}_{test} 는 미지의 복원 영상 벡터이고 $\mathbf{m}_{0j} = E_{0j}(\mathbf{o} | \mathbf{y})$

는 학습영상으로부터 얻어지는 클래스 조건 평균벡터이다. $\|\cdot\|$ 는 유클리드 놈(Euclidean norm)이다.

IV. 실험결과

집적영상 획득 시스템은 렌즈렛 어레이와 픽업 카메라로 구성된다. 그림 4는 모형 자동차의 기본 영상이다. 각 렌즈렛의 피치(pitch)는 1.09 mm이고 초점 거리는 3.3 mm 정도이다. 두 가지 자동차 모형의 크기는 각 4.5 cm × 2.5 cm × 2.5 cm이다. 렌즈렛 어레이와 장애물 사이의 거리는 4~5 cm이다. 그리고 렌즈렛 어레이와 표적 사이의 거리는 약 9 cm이다. 각 자동차는 장애물에 가려진 것과 학습을 위하여 가려지지 않은 것으로 구분하여 기본 영상을 획득하였다. 각 기본 영상 어레이의 크기는 1419×1161화소이며 22×18개의 기본영상으로 구성되어 있다.

그림 5(a)와 5(b)는 그림 4(a)인 car1을 84 mm에서 복원한 영상 및 경계 영상(σ_d)이다. 그림 5(c)와 5(d)는 기본 영상의 거리가 75 mm에서 복원한 영상 및 경계 영상이다. 그림 6(a)

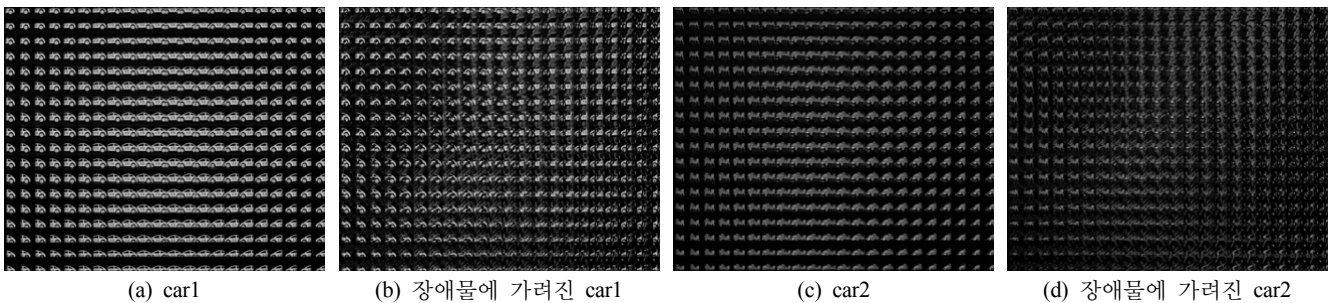


그림 4. 모형 자동차 2개의 기본 영상.

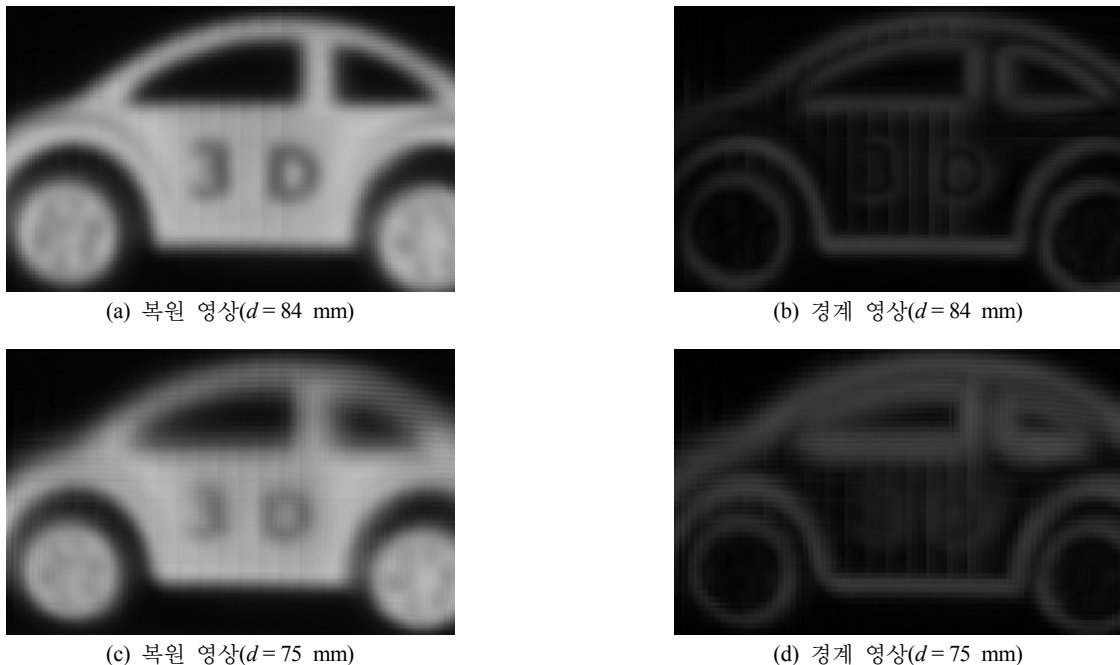
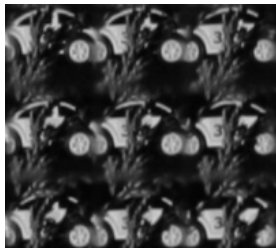
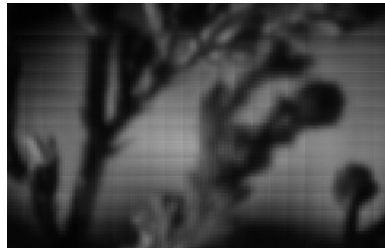


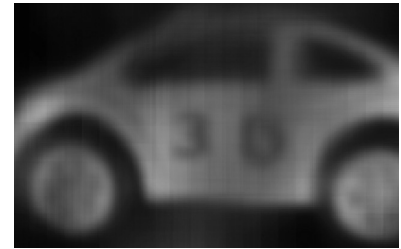
그림 5. 장애물이 없는 car1의 복원.



(a) 기본 영상의 중앙 부분

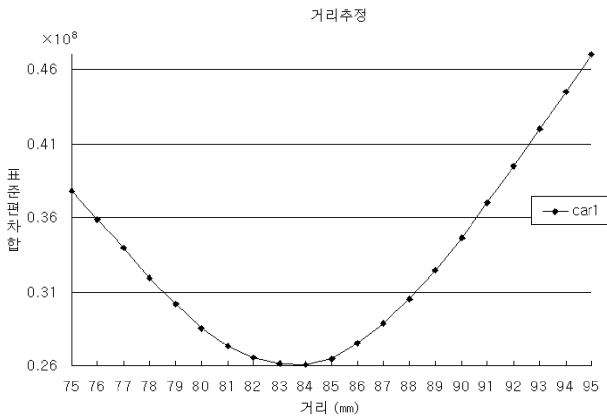


(b) 복원 영상($d=48$ mm)

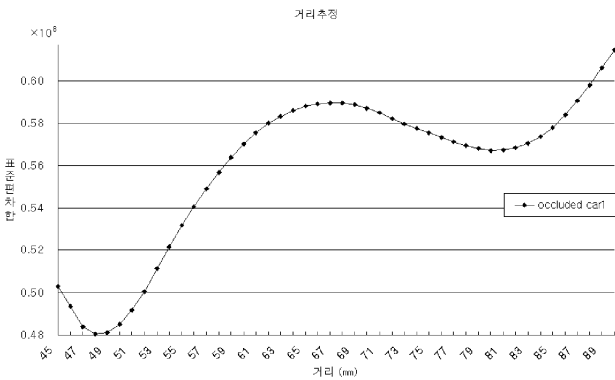


(c) 복원 영상($d=80$ mm)

그림 6. 장애물에 가려진 car1의 복원.



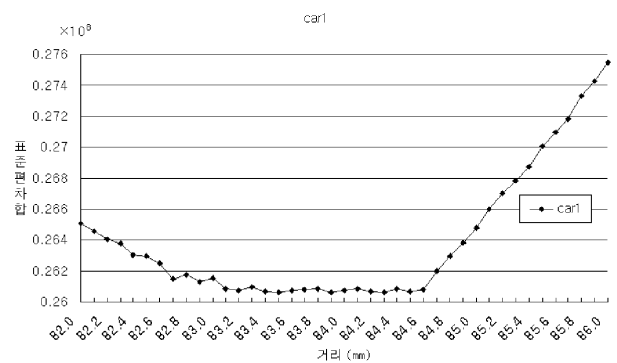
(a) 장애물이 없는 기본 영상



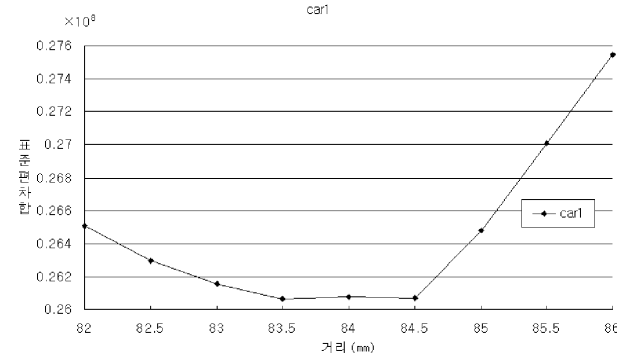
(b) 장애물이 있는 기본 영상

그림 7. 거리에 따른 표준편차 합.

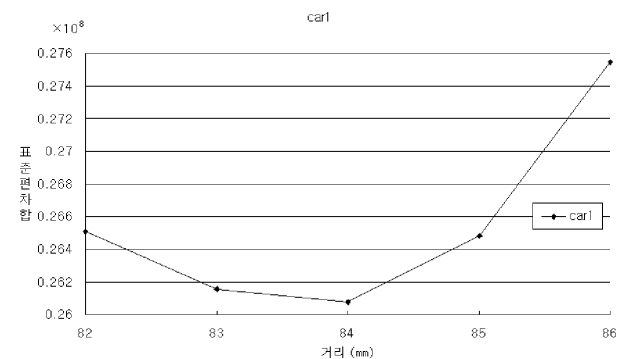
는 장애물에 가려진 car1의 기본 영상의 중앙 부분이다. 그림 6(b)와 6(c)는 장애물에 가려진 car1을 각각 48 mm와 80 mm에서 복원한 영상이다. 그림 7(a)와 7(b)는 장애물이 없는 기본영상(그림 4(a))과 장애물이 있는 기본영상 어레이(그림 4(b))를 복원 할 경우 거리에 따른 표준 편차의 합이다. 표준 편차의 합이 최소가 되는 거리에 복원된 표적과 경계검출이 보다 뚜렷하다. 그림 8은 그림 7(a)의 거리가 82 mm ~ 86 mm 사이의 확대 그림으로 표준편차의 합의 상관관계를 보여준다. 표적은 약 1.5 cm에서 걸쳐서 유사한 표준편차의 합을 보인다. 3차원 표적의 평균적인 깊이를 추정하는 결과이므로 정확한 깊이 해상도를 구하기 어려운 점이 있다. 실제 측정거리와의 오차는 실제 측정 시의 오차와 핀홀 어레이 투



(a) 거리 간격이 0.1 mm 일 경우



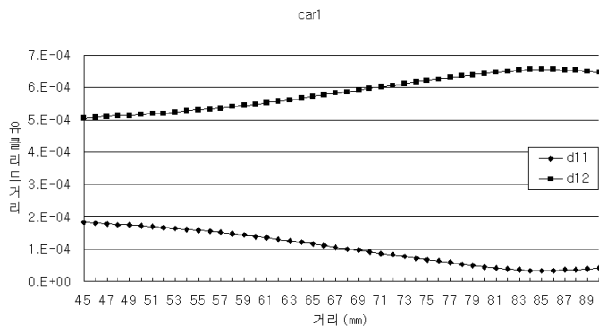
(b) 거리 간격이 0.5 mm일 경우



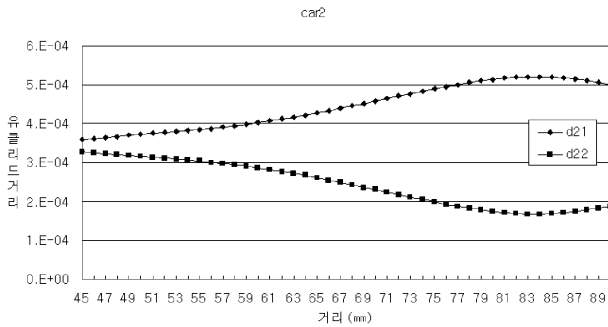
(c) 거리 간격이 1 mm일 경우

그림 8. 거리에 따른 표준편차 합.

영 모델에 기인하는 오차, 그리고 영상 획득 시 발생하는 오차에 기인한다.



(a) car1 평균까지의 유클리드 거리



(b) car2 평균까지의 유클리드 거리

그림 9. 유클리드 거리.

PCA에서 학습은 장애물이 없는 각 클래스에서 표준 편차 합이 가장 낮은 복원 영상 두 개로 한다. 표적 인식을 위한 테스트는 장애물이 있는 각 클래스에서 거리가 45 mm ~ 90 mm인 복원 영상을 정규화하여 테스트에 이용한다. 그림 9는 PCA 투영 이 후 복원 거리에 따라 구한 각 클래스 별 유클리드 거리이다. d_{ij} 는 i 번째 클래스의 영상으로부터 j 번째 클래스의 조건 평균 벡터까지의 유클리드 거리로 $d_{ij}(z) = \|W_P^T(\mathbf{o}_{test}^i(z) - \mathbf{m}_{o(j)})\|$ 와 같다. 여기서 $\mathbf{o}_{test}^i(z)$ 는 i 번째 클래스의 표적으로부터 복원된 영상이다. 그림 9에서 보이듯이 거리의 변이에도 불구하고 클래스 간의 유클리드 거리의 차가 분명하여 복원된 영상을 모두 성공적으로 분류할 수 있었다.

V. 결 론

본 논문에서는 집적 영상을 이용하여 3차원 정보를 기본영상 형태로 획득하고 컴퓨터를 이용하여 복원하였다. 복원과 거리 추정을 위하여 영상 세기의 평균과 표준편차를 이용하였다. 최적의 거리에서 추출된 복원 영상을 이용하여 표적을 학습하고 PCA 분류기를 통해서 장애물에 가려진 표적을 인식하였다.

참고문헌

[1] G. Lippmann, "La photographie integrale," *C. R Acad. Sci.*

146, pp. 446-451, 1908.
 [2] J. -S. Jang and B. Javidi, "Time-multiplexed integral imaging for 3D sensing and display," *Optics and Photonics News*, 15, pp. 36-43, 2004.
 [3] J. -Y. Son, V. V. Saveljev, Y. -J Choi, J. -E. Bahn, S. -K Kim, and H. Choi, "Parameters for designing auto-stereoscopic imaging systems based on lenticular, parallax barrier, and integral photography plates," *Optics Engineering*, 42, pp. 3326-3333, 2003.
 [4] S. H. Hong, J. S. Jang, and B. Javidi, "Three-dimensional volumetric object reconstruction using computational integral imaging," *Optics Express*, 12, pp. 483-491, 2004.
 [5] Y. S. Hwang, S. H. Hong, and B. Javidi, "Free view 3-D visualization of occluded objects by using computational synthetic aperture integral imaging," *Journal of Display Technology*, 3, pp. 65-70, 2007.
 [6] D. -C. Hwang, D. -H. Shin, S. -C. Kim, and E. -S. Kim, "Depth extraction of three-dimensional objects in space by the computational integral imaging reconstruction technique," *Applied Optics*, 47, pp. D128-D135, 2008.
 [7] C. Wu, M. McCormick, A. Aggoun, and S. Y. Kung, "Depth Mapping of Integral Images Through Viewpoint Image Extraction With a Hybrid Disparity Analysis Algorithm," *Journal of Display Technology*, 4, pp. 101-108, 2008.
 [8] B. Javidi, R. Ponce-Diaz, and S. -H. Hong, "Three-dimensional recognition of occluded objects by using computational integral imaging," *Optics Letter*, 31, pp. 1106-1108, 2006.
 [9] J. -H. Park, J. Kim, and B. Lee, "Three-dimensional optical correlator using a sub-image array," *Optics Express*, 13, pp. 5116-5126, 2005.
 [10] J. S. Park, D. C. Hwang, D. H. Shin, E. S. Kim, "Resolution-enhanced 3D image correlator using computationally reconstructed integral images," *Optics Communications*, 276, pp.72-79, 2007.
 [11] S. Yeom and B. Javidi, "Three-dimensional distortion-tolerant object recognition using integral imaging," *Optics Express*, 12, pp. 5795-5809, 2004.
 [12] 염석원, "광자계수 비선형 정합필터를 이용한 부분적으로 가려진 물체의 패턴인식", *2007년 광정보처리 기술 및 3차원 디스플레이 워크샵*, pp. 35-40, 2007.
 [13] S. Yeom, B. Javidi, C.-W. Lee, and E. Watson, "Photon-counting passive 3D image sensing for reconstruction and recognition of partially occluded objects," *Optics Express*, 15, pp. 16189-16195, 2007.
 [14] 염석원, 이동수, 김신환, "집적 영상을 이용한 왜곡에 강한 물체인식", *광전자 및 광통신 학술회의, COOC 2008*, 2008
 [15] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification 2nd*, (Wiley Interscience, New York 2001), Chapt. 3, pp. 114-117.

Occluded Object Reconstruction and Recognition with Computational Integral Imaging

Dongsu Lee, Seokwon Yeom[†], Shinhwan Kim, and Jung-Young Son

*Department of Computer and Communication Engineering, Daegu University 15 Jillyang Gyeongsan Gyeongbuk 712-714,
Republic of Korea*

[†]*E-mail: yeom@daegu.ac.kr*

(Received July 6, 2008; Revised manuscript August 19, 2008; Accepted August 21, 2008)

This paper addresses occluded object reconstruction and recognition with computational integral imaging (II). Integral imaging acquires and reconstructs target information in the three-dimensional (3D) space. The reconstruction is performed by averaging the intensities of the corresponding pixels. The distance to the object is estimated by minimizing the sum of the standard deviation of the pixels. We adopt principal component analysis (PCA) to classify occluded objects in the reconstruction space. The Euclidean distance is employed as a metric for decision making. Experimental and simulation results show that occluded targets are successfully classified by the proposed method.

OCIS codes: (100.5010) Pattern recognition and feature extraction; (100.3010) Image reconstruction techniques; (100.6890) Three-dimensional image processing; (110.6880) Three-dimensional image acquisition.