

센서패턴잡음을 이용한 DIBR 기반 입체영상의 카메라 판별

이 준 희^{*,1)}

¹⁾ 국방과학연구소 제5기술연구본부

Camera Identification of DIBR-based Stereoscopic Image using Sensor Pattern Noise

Jun-Hee Lee^{*,1)}

¹⁾ The 5th Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea

(Received 25 June 2015 / Revised 14 December 2015 / Accepted 18 December 2015)

ABSTRACT

Stereoscopic image generated by depth image-based rendering(DIBR) for surveillance robot and camera is appropriate in a low bandwidth network. The image is very important data for the decision-making of a commander and thus its integrity has to be guaranteed. One of the methods used to detect manipulation is to check if the stereoscopic image is taken from the original camera. Sensor pattern noise(SPN) used widely for camera identification cannot be directly applied to a stereoscopic image due to the stereo warping in DIBR. To solve this problem, we find out a shifted object in the stereoscopic image and relocate the object to its original location in the center image. Then the similarity between SPNs extracted from the stereoscopic image and the original camera is measured only for the object area. Thus we can determine the source of the camera that was used.

Key Words : Stereoscopic Image(입체영상), Depth Image-based Rendering(깊이 영상기반 렌더링), Sensor Pattern Noise(센서패턴잡음), Camera Identification(카메라 판별)

1. 서 론

군사 경계지역은 적 침입을 대비하여, 상시 감시경계가 요구된다. 감시경계를 수행하는 병사들은 육체적/정신적으로 한계가 있으며, 갈수록 숫자는 줄어들고 있다. 최근 위험지역에 무인 신호감지 센서와 감시영

상장비를 설치하고, 유/무선통신이 연결된 중앙감시센터에서 실시간 감시한다. 하지만, 시스템 구축에 많은 시간과 비용이 소요되고, 지역이 한정된다. 향후 운용자가 무선통신환경에서 원격으로 감시정찰 로봇이 전송하는 영상을 보면서, 감시정찰을 수행할 것이다.

무선통신환경에서 송수신되는 영상은 전송대역폭 제한으로 주로 일반화질(720×480), 고화질(1280×720)이다. 일반가정에서 유선통신으로 초고화질(3840×2160), 입체영상(3D)이 방송 콘텐츠로 보급되는 점을 감안하면, 무

* Corresponding author, jhlee12@add.re.kr
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

선통신환경에서는 차세대영상의 적용이 미흡한 상황이다. 무선통신환경에 차세대영상을 적용하기 위해서는 전송대역폭을 줄이는 방법이 모색되어야 한다.

차세대영상 기술의 입체영상은 2차원 평면에 입체감/공간감을 제공하여, 더욱 현실적인 상황인식이 가능해진다. 군수와 민수에서 원격감시나 원격제어를 위해 적용한다면, 효율적인 운용을 통해 성공적인 임무수행에 기여할 것이다. 최근 국방과학연구소에서 구난로봇 원격제어를 위해 2차원 라이다에서 획득한 정보로 지면을 모델링하고, 로봇 모델링과 함께 단일영상에 입체감을 표현하였다^[1]. 이는 사람의 단안에서 공간감을 인지한다.

보다 정확한 입체 인식방법은 사람의 양안 시차를 이용하여, 좌안과 우안 영상을 생성하는 것이다. 3차원 입체영상은 한 장면에 좌/우 영상으로 구성되기 때문에 2차원 영상보다 2배 많은 전송대역폭이 필요하다. 방송분야에서 사용하는 DIBR(Depth Image-based Rendering) 기술을 통해 전송대역폭을 줄일 수 있다^[2]. DIBR 기반 입체영상은 중앙영상과 깊이영상으로 저장, 전송하고, 전시할 때 좌/우 영상으로 변환된다. 이 방법의 장점은 첫째, 깊이영상은 회색조영상으로, 컬러영상보다 1/3배 낮은 공간을 차지한다. 둘째, 깊이영상에서 입체감 조절을 통해 눈 피로를 완화한다. 셋째, 중앙영상을 2차원 영상으로 사용가능 하다. 이러한 특성 때문에 전송대역폭이 제한되는 원격감시, 원격제어에 사용하기 적합하다^[3].

한편, 영상 조작 사레가 급증함에 따라 영상에 대한 보안 연구가 활발히 진행되어 왔다. DIBR 기반 입체영상은 군수와 민수분야에서 감시나 통제 등 중요한 용도로 사용될 수 있기 때문에 보안 대책이 강구되어야 한다. 영상보안에는 저작권 보호를 위한 디지털워터마킹과 영상 위변조 탐지를 위한 디지털 영상 포렌식 기술이 있다. DIBR 기반 입체영상과 관련하여 워터마킹^[4,5], DIBR 영상판별^[6,7], 재표본화 탐지^[8] 등의 연구가 진행되었다.

본 논문은 디지털 영상 포렌식에서 영상의 카메라 판별에 관한 내용이다. 카메라 판별 기술은 영상의 통계적인 특성을 분석하여, 영상이 어떤 카메라에서 촬영되었는지 판별한다. 만약, 영상이 다른 카메라에서 촬영된 영상으로 바뀌기기한 경우 이를 조작으로 탐지하여 영상 출처에 대한 신뢰성을 제공한다.

카메라 판별에는 렌즈 수차^[9], 색 수차^[10], CFA(Color Filter Array) 보간법^[11], 화소 결합패턴^[12], SPN(Sensor

Pattern Noise)^[13], 양자화 테이블^[14] 등을 이용하는 방법들이 있다. 그 중에서 SPN 방법은 동일 모델 카메라 판별, 영상처리 강인성, 높은 정확도 때문에 가장 널리 사용된다. 하지만 DIBR 기반 입체영상에는 변환과정에서 SPN이 좌/우로 이동하여 그대로 적용이 불가하다. 본 논문에서는 DIBR 과정 분석하여 입체영상에서 입체물체를 찾는다. 그리고 해당영역에 SPN을 이용하여 카메라를 판별하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 DIBR을 기반으로 입체영상의 생성방법과 카메라의 고유한 SPN 등 배경기술 설명한다. 3장에서는 제안하는 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 실험을 통해 제안한 방법을 검증하고, 5장에서 결론을 기술한다.

2. 배경기술

2.1 DIBR 기반 입체영상

Fig. 1은 카메라로부터 촬영된 중앙영상과 깊이영상을 3차원 입체영상인 좌/우 영상으로 생성하는 DIBR 변환 과정이다. 중앙영상은 컬러영상, 깊이영상은 회색조영상으로 가까운 곳은 흰색, 먼 곳은 검은색으로 나타난다.

전처리과정에서 깊이영상은 중앙영상이나 적외선 카메라로 추정된 깊이 값의 오류를 제거하여, 자연스럽게 입체감을 느낄 수 있도록 레벨을 조절한다.

깊이영상 기반으로 중앙영상의 화소마다 식 (1)의 워핑(Warping)을 적용하여, 좌/우 영상을 생성한다^[15].

$$x_l = x + \left(\frac{t_x}{2} \times \frac{f}{Z} \right), \quad x_r = x - \left(\frac{t_x}{2} \times \frac{f}{Z} \right) \quad (1)$$

x_l, x_r 은 좌/우 영상의 좌표, x 는 중앙영상의 좌표, f 는 카메라의 초점거리, t_x 는 기준거리이다. Z 는 상대적인 깊이로 다음의 식 (2)와 같다.

$$Z = \frac{d}{255} (Z_{near} - Z_{far}) + Z_{far} \quad (2)$$

d 는 중앙영상의 화소에 대응하는 깊이 값, Z_{near} 과 Z_{far} 은 깊이영상의 최솟값과 최댓값을 의미한다.

워핑에서 입체감을 나타내는 물체는 깊이를 기반으로 좌/우로 이동한다. 그 결과, 좌/우 영상에는 중앙영

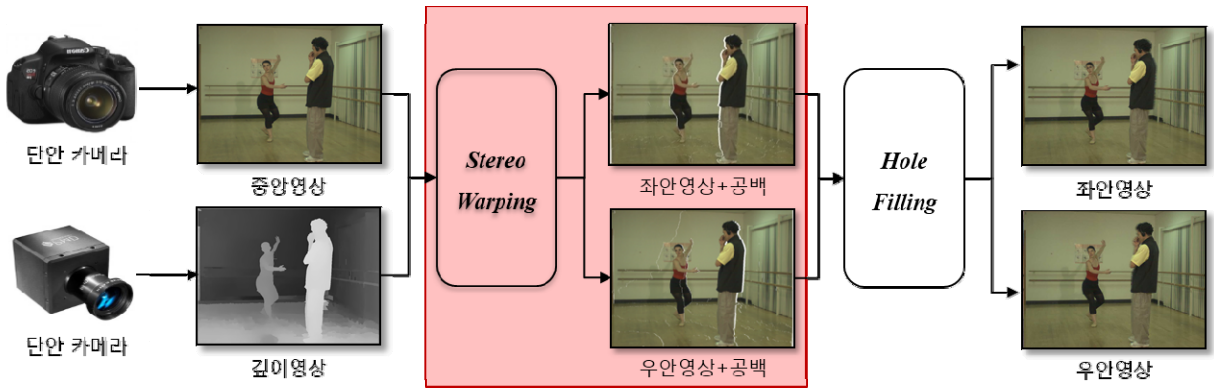


Fig. 1. DIBR procedure

상에서 없는 새로운 영역인 공백(Hole)이 나타난다. Fig. 1에서 남자 기준으로 좌 영상에서는 좌측, 우 영상에서는 우측 흰색영역이 공백에 해당한다. 공백 채움(Hole filling) 기법은 고정 색상^[16], 수평 보간법^[17], 외삽법^[18], 모드선택^[19] 등 다양한 방법들이 있다.

2.2 SPN(Sensor Pattern Noise)

디지털 카메라의 영상센서는 화소이라고 부르는 수많은 광자탐지기로 구성된다. 화소는 광전효과에 의해 광자를 전자로 변환하여 빛을 촬영한다. 화소마다 축적된 전하는 증폭되어 디지털신호로 변환된다.

화소의 실리콘 제조공정이 불완전하여 각 화소의 물리적인 면적이 약간 달라진다. 그 결과, 화소마다 빛에 대한 민감도가 달라서 센서 특유의 PRNU(Photo Response Non-Uniformity) 잡음이 나타난다(Fig. 2).

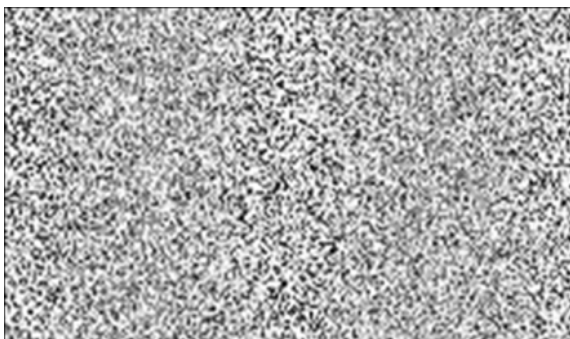


Fig. 2. Photo-response non-uniformity noise

또한, 빛에 노출되지 않은 상태에서 촬영하면, 모든 화소의 값은 0이 된다. 하지만 실제 센서 내부에서 발

생하는 열에너지 때문에 소량의 자유전자가 발생하여, 0이 아닌 일정한 값을 가지게 된다. 이를 암전류(Dark current) 잡음이라 한다.

PRNU 잡음은 암전류 잡음과 달리 환경, 카메라 광학, 설정, 영상 내용에 영향을 받지 않는다. 그리고 손실 압축, 필터링, 감마보정 등의 일반적인 영상처리 과정에 강인하고, 시간에 불변하기 때문에 센서 지문으로써 카메라 판별에 사용된다^[13].

PRNU 잡음 추정을 위해 센서 출력결과를 Y 라 하고 하면, 다음과 같이 모델링 할 수 있다^[20].

$$Y = I + IK + \tau D + c + \Theta \tag{3}$$

I 는 빛의 양, K 는 PRNU 잡음, Θ 는 무작위 잡음, $\tau D + c$ 는 암전류 잡음이다. 잡음제거 필터를 이용한 잔류(Residual) 잡음 $W = Y - F(Y)$ 에 식 (3)을 대입하면 식 (4)와 같다.

$$\begin{aligned} W &= IK + \tau D + c + I - F(Y) + \Theta \\ &= IK + \tau D + c + \Xi \\ &= IK + \Xi \end{aligned} \tag{4}$$

PRNU 잡음을 제외한 나머지 잡음은 가산 잡음이므로 간단하게 Ξ 라 표현한다. 영상 d 개에 대해 IK 와 Ξ 가 서로 독립이므로 식 (5)와 같다.

$$\frac{W_k}{I_k} = K + \frac{\Xi_k}{I_k} \tag{5}$$

식 (5)에서 K 에 대해 로그우도(Log likelihood)를 정리

하고, 편미분하면 최대우도추정치는 다음과 같다.

$$\hat{K} = \sum_{k=1}^d I_k W_k / \sum_{k=1}^d I_k^2 \quad (6)$$

3. 제안하는 방법

본 논문에서는 3차원 입체영상인 좌/우 영상을 가지고, DIBR 변환 이전에서 중앙영상을 촬영한 카메라를 찾는 방법을 제안한다.

가장 널리 사용되는 카메라 판별은 식 (6)을 이용하여, 카메라에서 추정된 참조 SPN과 실험영상의 SPN의 유사도를 비교하여 판별한다. 좌/우 영상의 SPN은 DIBR 변환의 워핑에서 중앙영상 대비 좌/우로 이동하기 때문에 위치가 달라진다. 그 결과, 두 SPN의 동기화가 깨져서 판별이 불가능해진다.

본 논문에서는 비동기화 문제를 해결하기 위해 좌/우 영상에서 입체감을 나타내는 물체를 찾아서, 중앙영상에서의 원위치로 복구하여 동기화시킨다. 동기화된 물체영역에 SPN의 유사도를 계산하여 카메라를 판별한다. Fig. 3은 제안하는 방법의 전체과정으로 공백 추정, 입체물체 추정, 입체물체 유사도 계산 등 3 단계로 구성된다.

공백 추정은 입체물체 추정을 위한 사전단계로 좌/우 영상에서 잡음을 분석하여, 워핑에서 발생한 좌/우 안 공백을 추정한다. 공백은 물체를 따라서 발생하기 때문에 좌안 공백과 영상으로 입체물체의 좌측 윤곽선(Edge), 우안 공백과 영상으로 입체물체의 우측 윤곽선을 추정한다. 좌/우 윤곽선을 매칭하고, 연결하여 입체물체를 검출한다.

마지막으로 좌/우 영상에서 추정한 SPN에 입체물체 영역만 남기고, 나머지는 0으로 설정한다. 윤곽선 매칭에서 계산된 이동정보 기반으로 입체물체를 중앙영상의 위치로 되돌린다. 입체물체 SPN과 카메라에서 추정한 참조 SPN과의 상관관계를 계산하고, PCE(Peak to Energy) 값을 구한다. PCE 값과 문턱치(Threshold)을 비교하여, 해당 카메라에서 촬영 되었는지 판별한다. 각 단계별 세부적인 과정은 다음과 같다.

3.1 공백 추정

대부분 공백 채움 기법은 공백의 좌/우에 인접한 화소 값을 기반으로 보간한다. 이 과정에서 공백에는 영상의 고유 특성이 사라진다. 2.1에서 설명한 바와 같이 화소마다 고유한 잡음 값을 가져야하지만, 공백의 잡음은 보간법 때문에 유사한 값을 가지게 된다.

Fig. 4는 좌 영상에서 공백을 추정하는 과정으로 먼저 좌 영상에 웨이블릿(Wavelet) 기반 잡음제거 필터

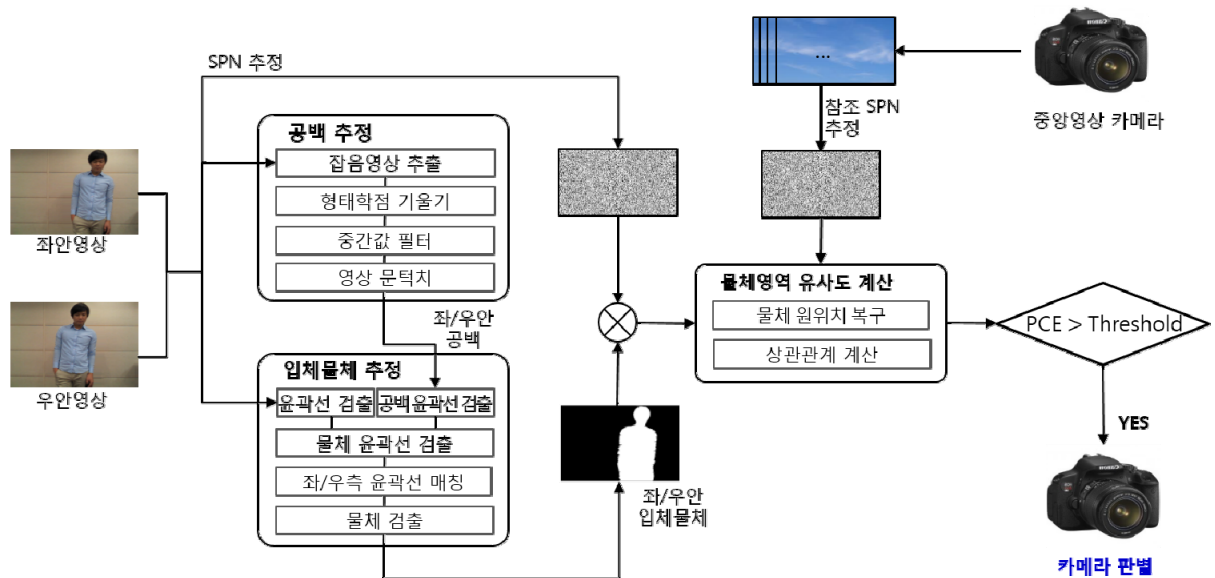


Fig. 3. Overall process of the proposed method

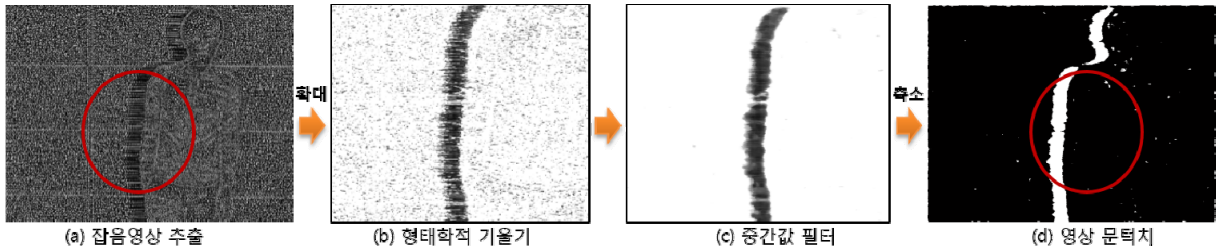


Fig. 4. Image results for hole estimation process in the left image

F 를 적용하여, Fig. 4(a)와 같이 영상의 잡음 $W = Y - F(Y)$ 을 추출한다.

화소가 유사한 값을 갖는 영역을 찾기 위해 형태학적(Morphology) 변환을 이용한다²²⁾. 형태학적 변환은 영상의 기본적인 특징은 유지하면서 형태에 변화를 준다. 기본연산에는 침식(Erosion), 팽창(Dilation), 열림(Opening), 닫힘(Closing) 등이 있다. 회색조영상에서 구성요소(Structuring elements)가 대칭일 때, 침식연산은 식 (7)과 같다.

$$E = \min_{[i,j] \in B} W[x-i, y-j] = \min_B(W) \quad (7)$$

W 는 잡음영상, B 는 구성요소를 의미한다. 침식연산은 좌표 (x, y) 를 기준으로 구성요소의 범위에 있는 값들 중에서 최솟값으로 치환한다. 반대로 팽창연산은 식 (8)과 같이 최댓값으로 치환한다.

$$D = \max_{[i,j] \in B} W[x-i, y-j] = \max_B(W) \quad (8)$$

형태학적 기울기(Gradient) $MG = D - E$ 는 인접화소의 대조비가 계산된다. 구성요소를 $[1, \dots, 1]$ 으로 설정하면, 수평방향으로 화소간의 차이가 계산된다. 계산 결과 공백 화소 값은 0에 가까워져 Fig. 4(a)의 중앙부분이 Fig. 4(b)에서 검은색으로 나타난다.

공백 이외 영역에서 잡음의 무작위 특성 때문에 발생하는 검은 점들은 중간값(Median) 필터로 Fig. 4(c)와 같이 제거한다. 마지막으로 영상의 문턱치화(Thresholding)하여 공백을 검출한다(Fig. 4(d)). 우 영상에도 동일한 과정을 거쳐 공백을 검출한다.

3.2 입체물체 추정

좌안 공백은 입체물체의 좌측, 우안 공백은 입체물체의 우측에 발생하기 때문에 공백에 대응하는 입체물체의 윤곽선을 찾는다. 우 영상에서 입체물체의 우측 윤곽선을 찾기 위해 좌안 공백에서 좌측 윤곽선을 선택한다. 우 영상에서 잡음에 강인한 캐니 알고리즘을 이용하여, 윤곽선을 검출한다. Fig. 5(a)는 우 영상의 윤곽선과 공백을 중첩한 그림으로 흰색영역이 공백, 녹색선이 공백의 좌측 윤곽선이다.

Fig. 5(b)에서 빨간선이 공백에 대응하는 입체물체의 우측 윤곽선이다. 캐니 알고리즘은 다른 윤곽선 검출 알고리즘과 마찬가지로 실제 윤곽선과 달리 윤곽선이 끊겨 있거나 윤곽선이 아닌 곳을 윤곽선으로 식별하는 등 오차를 포함한다. 오류를 줄이기 위해서 공백에 대응하는 윤곽선 후보들을 선정하고, 후보 중에서 가장 가능성이 높은 것을 선택한다(Algorithm 1).

공백 윤곽선 화소의 좌표 x 을 포함하는 후보들 중에서 가장 많이 참조된 윤곽선의 좌표 y 가 입체물체

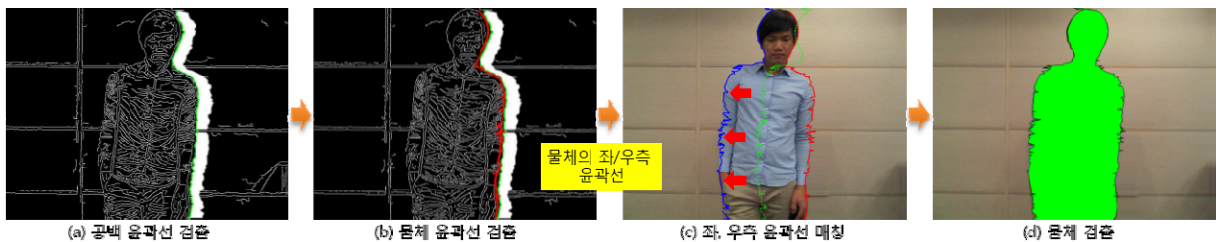


Fig. 5. Image results for shifted object estimation process in the right image

Algorithm 1. Searching candidate edges of the shifted object

(a) find candidate edges in an edge image	(b) select y pixel for the x among candidate edges
<pre> for each point of hole's edge while(i < IMAGE_WIDTH) value = edge_image(point.Y, point.X+k) if value == point of an edge point.X = point.X + k break; end edge = floodfil(edge_image, point) edge_list(edge_index) = edge end </pre>	<pre> for each of hole's edge point = hole_edge(i) score = 0; for j = num_edge_list edge = edge_list(j) if find(edge, point) == true if score < score_list(j) max_index = j end end point.Y = edge_list(max_index).Y end </pre>

윤곽선의 한 화소 (x, y) 가 된다. 대응하는 점이 없는 경우에는 이전과 이후 화소를 선형 보간법으로 좌표 y 을 계산한다(Algorithm 1(b)). 대응점을 모두 찾으면, Fig. 5(b)의 빨간 선처럼 입체물체의 좌측 윤곽선이 된다. 좌 영상에서는 위 과정을 거쳐 입체물체의 우측 윤곽선을 검출한다.

좌/우 영상에서 입체물체의 좌/우측 윤곽선의 위치를 매칭시켜야 한다. Fig. 5(c)의 우 영상에서 중앙의 녹색 선은 좌 영상에서 추정된 입체물체의 좌측 윤곽선으로 실제 위치인 파란선 보다 공백 너비의 약 2배 정도 우측으로 이동되었다. 좌측 윤곽선의 위치는 식 (8)과 같이 우 영상의 윤곽선 영상에서 좌측으로 이동하면서, 윤곽선의 화소가 가장 많이 중첩되는 곳을 선택한다. 이때 윤곽선 너비를 확장하여 오차를 줄인다.

$$pos_x = \max_{pos_x} \left(\sum_{y \in edge_c} edge_img(x, y) \right) \quad (8)$$

Fig. 5(c)에서 파란선 위치에서 가장 많이 중첩되어, 입체물체의 좌측 윤곽선이 된다. 마지막으로 입체물체 좌/우측 윤곽선의 상단과 하단을 연결하여, Fig. 5(d)와 같이 물체영역을 검출한다. 좌 영상에서는 입체물체의 우측 윤곽선을 우측으로 이동하여, 위치를 찾아서 물체를 검출한다.

3.3 물체영역 유사도 계산

좌/우 영상이 중앙영상의 카메라에서 촬영 여부는 기존의 SPN을 기반으로 한다. 카메라에서 촬영한 영상

에서 식 (6)으로 참조 SPN을 추정한다. 좌/우 영상의 SPN에는 입체영역만을 남기는 마스크 식 (9)을 스칼라 곱한다. 마스크는 입체물체는 1, 나머지 영역은 0을 값을 가진다.

$$MASK(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{object} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

식 (8)에서 윤곽선의 이동범위의 절반만큼 좌 SPN은 좌측, 우 SPN은 우측으로 이동하여, 중앙영상에서의 위치로 복구한다. 참조 SPN과 좌/우 SPN을 식 (10)의 정규 교차 상관관계 NCC(Normalized Cross Correlation)를 계산한다.

$$NCC(i, j) = \frac{\sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n (X(k, l) - \bar{X})(Y(k+i, l+j) - \bar{Y})}{\|X - \bar{X}\| \|Y - \bar{Y}\|} \quad (10)$$

X 는 카메라의 참조 SPN, Y 는 좌/우 SPN, (i, j) 은 상관관계를 가지는 좌표 (x, y) 을 의미한다. NCC의 결과 두 SPN이 상관관계가 발생하면, 상관관계 평면에 점두치(Peak)가 발생한다. 점두치의 정량화 위해 식 (11)의 PCE(Peak to Correlation Energy)을 계산한다.

$$PCE(u) = \frac{NCC(i_{peak}, j_{peak})^2}{\sum_{i, j} NCC(i, j)^2} \quad (11)$$

좌/우 SPN에서 각각의 PCE 값을 계산하고, 둘 중에 높은 값을 선택한다.

$$PCE_{max} = \max(PCE_l, PCE_r) \quad (12)$$

사전에 정의한 문턱치 값 τ_{pcc} 과 비교하여 높으면 해당 카메라에서 촬영된 것으로 판별한다.

4. 실험결과

본 장에서는 기존의 SPN 기반 카메라 판별 방법이 입체영상에는 어떤 결과가 나오는지 확인한다. 그리고 제안하는 방법과 기존 방법의 PCE 값을 비교한다. 마지막으로 제안하는 방법으로 입체영상 카메라 판별을 수행한다.

본 실험에서는 DIBR 기반 입체영상의 카메라 판별을 위해 마이크로소프트사에서 제작한 키넥트(Kinect)를 이용하였다^[23]. 키넥트는 음성인식을 위한 마이크로폰, 동작인식을 위한 IR 방출기와 깊이센서, 영상인식을 위한 컬러센서 등으로 구성된다. 깊이센서와 컬러센서에서 640×480 해상도의 중앙영상과 깊이영상을 획득할 수 있다.

실험환경은 키넥트 장비 제약 때문에 입체감을 나타내는 물체는 1~2 m 떨어진 상태에서 실내 촬영하였다. 동일 모델의 키넥트 3대를 이용하여, 각 10장의 중앙영상과 깊이영상을 촬영하였으며, DIBR 변환 식 (1)으로 좌/우 영상을 생성하였다. 공백을 채우기 위해 모드 선택(Mode Selection) 방법을 적용하였다^[19]. 키넥트마다

중앙, 좌/우 영상 10장씩, 총 90장에 대해 실험하였다. 키넥트의 참조 SPN 추정엔 빛이 균일하게 들어오는 벽을 2분간 동영상으로 촬영하고, 동영상에서 프레임 영상들을 추출하여, 식 (5)로 컬러센서의 SPN을 만들었다.

기존의 SPN 기반 카메라 판별법은 Fridrich 연구팀에 의해 제안되었다^[13]. Fridrich 연구팀의 방법은 카메라와 실험영상으로부터 2.1에서 설명한 SPN을 추정하고, 식 (11)의 PCE 값을 비교하여 카메라를 판별한다. 하지만, NCC를 기반으로 PCE가 계산되기 때문에 동기화에 매우 취약하다는 단점이 있다^[24].

Table 1. Average PCE values calculated by Fridrich's method for center, left and right images of Kinects

실험영상 종류		참조 SNP		
		키넥트1	키넥트2	키넥트3
키넥트1 SPN	중앙	2647.06	0.63	4.80
	좌안	-0.18	-0.18	-0.80
	우안	0.55	0.55	0.27
키넥트2 SPN	중앙	1.30	6732.80	0.17
	좌안	-0.32	15.17	-0.79
	우안	1.88	13.09	0.24
키넥트3 SPN	중앙	1.89	-0.88	2817.36
	좌안	-0.26	-3.33	-0.85
	우안	-0.21	1.28	0.61

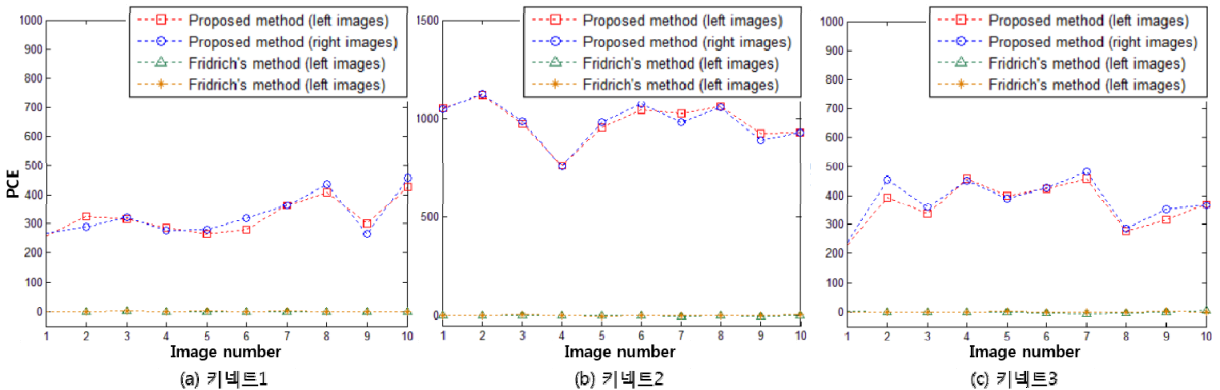


Fig. 6. Comparison of PCE values calculated by the proposed method and Fridrich's method

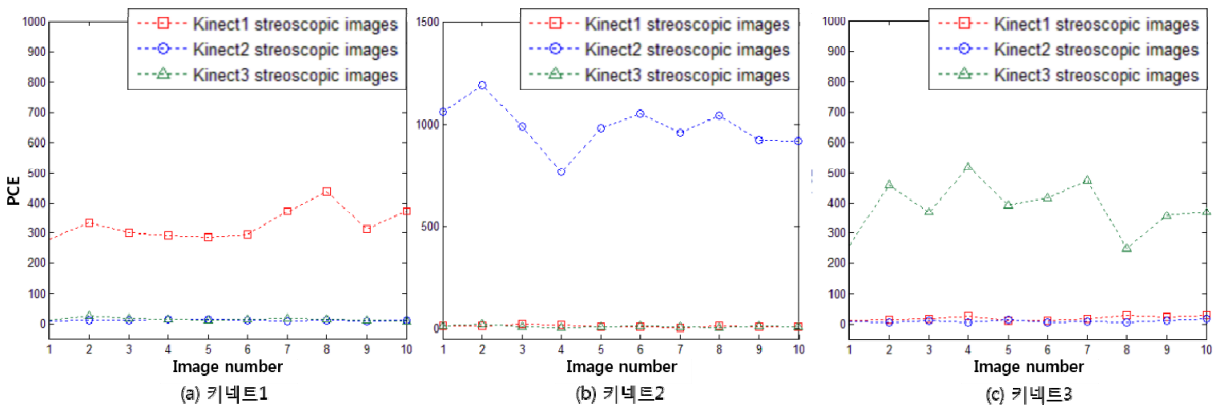


Fig. 7. PCE values for stereoscopic images calculated by the proposed method

Table 1은 Fridrich 연구팀의 방법으로 키넥트1~3의 참조 SPN과 실험영상의 SPN 대한 평균 PCE 값의 계산 결과이다. 키넥트의 참조 SPN에 대한 키넥트1~3의 중앙영상 SPN의 평균 PCE 값은 2647, 1.30, 1.89 순서로 키넥트1의 중앙영상이 높고 나머지는 0에 가까운 값이 나온다. 그리고 키넥트2와 3의 참조 SPN 역시 동일한 키넥트의 중앙영상에만 PCE 값이 높게 나와 중앙영상에 대한 키넥트 판별이 가능하다.

하지만, 동일 키넥트에서 만들어진 좌/우 영상은 다른 결과를 보여준다. 키넥트1의 참조 SPN에 대한 좌/우 영상 SPN의 평균 PCE 값은 -0.18과 0.55으로 오히려 다른 키넥트의 중앙영상의 수치 보다 더 낮다. 이는 2.1에서 설명한 DIBR 변환의 워핑 때문에 중앙영상의 SPN이 좌/우로 이동하여, 참조 SPN과 동기가 맞지 않게 된다. 그 결과, 동일 키넥트에서 생성된 영상 입에도 불구하고 식별하지 못한다.

Fig. 6은 각 키넥트의 입체영상에 대하여 제안한 방법과 Fridrich 연구팀의 방법의 PCE 비교 결과이다. Fig. 6(a)는 키넥트1의 참조 SPN과 키넥트1의 좌/우 영상의 SPN 10장에 대한 PCE 값의 비교 그래프이다. 녹색(세모)과 주황색(점) 점선은 Fridrich 연구팀의 방법으로 PCE 값의 계산결과를 의미하고, Table 1에서 설명한 바와 같이 거의 0이 나온다. 빨간색(네모)와 파란색(원)의 점선은 제안한 방법을 이용한 PCE 값의 계산결과를 의미하고, 250 이상이 나온다. 입체물체 추정과정에서 오차를 내포하기 때문에 좌/우 영상의 PCE 값이 동일하진 않지만, 전체적으로 유사한 값 나온다. 제안한 방법의 PCE 값 범위가 250~480 정도로, Fridrich 연구팀 보다 최소 250이 높다. 키넥트2와 3에

서도 최소 800, 230이 높게 나온다. 키넥트2에서의 PCE 값이 키넥트1, 3보다 높게 나오는 이유는 키넥트 2의 SPN 세기가 강하기 때문이다. 제안한 방법은 좌/우 영상에 대하여 동기화된 입체영역에서 높은 PCE 값이 계산되며, 이는 키넥트 판별을 가능하게 한다.

카메라 판별을 위해 좌/우안 입체영상 30장에 대하여 제안한 방법으로 수행한 결과는 Fig. 7과 같다. 좌/우 영상에서 계산된 PCE 값 중에 최댓값(식 12) 선택한다. Fig. 7(a)의 키넥트1의 참조 SPN과 입체영상의 비교결과이다. 빨간색(네모)은 키넥트1, 파란색(원)은 키넥트2, 녹색(세모) 점선은 키넥트3에서 만들어진 입체영상을 의미한다. Fig. 7(a)에서 7(c)까지 동일 키넥트 순서로 빨간색, 파란색, 녹색만 높게 나온다. 반면, 입체물체를 동기화 시키더라도 키넥트가 다른 경우 SPN이 달라서 PCE 값은 거의 0이 된다.

실험영상에서 FPR(False Positive Rate)가 0이 되는 값을 τ_{pce} 설정하면, 실험영상에 대한 각 키넥트의 판별 정확도는 100 %가 된다.

5. 결론

본 논문에서는 원격감시, 원격제어에 적용하기 적합한 차세대 영상인 DIBR 기반 입체영상에 대해 출처를 검증하기 위한 새로운 카메라 판별 방법 제안했다. 기존 카메라 판별 방법들은 DIBR 변환 때문에 그대로 적용할 수 없다. 이를 해결하기 위해 먼저 잡음 특성을 기반으로 워핑에 의해 생성된 공백들을 역으로 추정한다. 추정한 공백과 입체영상의 윤곽선을 비교하

여 중앙영상에서 좌/우로 이동되었던 입체물체를 검출한다. 그리고 입체물체를 중앙영상에서의 위치로 되돌려서 동기화를 시킨 후 해당영역에서만 SPN을 비교하여 카메라를 판별하였다.

실험에서 동일 모델의 3대 키넥트에서 만들어진 입체영상에 대하여 기존 SPN 기반 카메라 판별 방법으로는 상관관계가 발생하지 않아 실제 촬영한 카메라 입에도 불구하고 판별하지 못했다. 반면에 제안한 방법을 통해 추정된 입체물체 영역에서 상관관계가 발생하는 것 확인했다. 그리고 입체영상들이 어느 키넥트에서 촬영되었는지 100 % 판별하였다. 향후에는 물체 추정에 대한 정확도를 높이고, 실제로 제작된 입체영상에 대한 실험 및 분석을 통해 보완할 예정이다.

References

- [1] S. Sim and J. Min, "A Study on 3D Telepresence Image for Remote Control of Rescue Robot," 22th Ground System Development Conference, 2014.
- [2] C. Fehn, "Depth-Image-Based Rendering(DIBR), Compression and Transmission for a New Approach on 3D-TV," in Proc. SPIE Conf. Stereoscopic Displays and Virtual Reality Systems XI, pp. 93-104, 2004.
- [3] L. Wang, C. Hou, J. Lei and W. Yan, "View Generation with DIBR for 3D Display System," Multimedia Tools Appl, pp. 74:9529-9545, 2015.
- [4] H. Kim, J. Lee, T. Oh and H. Lee, "Robust DT-CWT Watermarking for DIBR 3D Images," IEEE Trans. On Broadcasting, Vol. 58, No. 4, pp. 533-543, December 2012.
- [5] Y. Lin and J. Wu, "A Digital Blind Watermarking for Depth-Image-Based Rendering 3D Images," IEEE Trans. on Broadcasting, Vol. 57, No. 2, pp. 602-611, June 2011.
- [6] C. Choi and H. Lee, "Detection of the Single Image Leaked from DIBR System Based on the Horizontal Neighboring Pixels," International Conference on 3D Systems and Applications, Hsinchu, pp. 506-510, June 2012.
- [7] D. Jung and H. Lee, "Detection of the Single Image from DIBR Based on 3D Warping Trace and Edge Matching," Journal of Computer and Communications, Vol. 2, pp. 43-50, 2014.
- [8] H. Choi, D. Hyun and H. Lee, "Enhanced Resampling Detection for DIBR Stereoscopic Image," International Conference on 3D Systems and Applications, Hsinchu, pp. 506-510, June 2012.
- [9] K. Choi, E. Lam and K. Wang, "Sour Camera Identification using Footprints from Lens Aberration," Proc. of SPIE, 2006.
- [10] L. Van, S. Emmanuel and M. Kankanhalli, "Identifying Source Cell Phone using Chromatic Aberration," ICME, 2007.
- [11] S. Bayram, H. Sencar, N. Memon and I. Avcibas "Source Camera Identification based on CFA Interpolation," ICIP, Vol. 3, pp. III-69-72, 2005.
- [12] Z. Geradts, J. Bijhold, M. Kieft, K. Kurosawa, K. Kuroki and N. Saitoh, "Methods for Identification of Images Acquired with Digital Cameras," SPIE, Vol. 4243, pp. 505-512, 2001.
- [13] J. Lukas, J. Fridrich and M. Goljan, "Digital Camera Identification from Sensor Pattern Noise," IEEE Trans Inf Forensics and Security, 1(2):205214, 2006.
- [14] H. Farid, "Digital Image Ballistics from JPEG Quantization," Dept. Comput. Sci., Dartmouth College, Tech. Rep. TR2006-583.
- [15] L. Zhang and W. Tam, "Stereoscopic Image Generation based on Depth Images for 3D TV," IEEE Trans. Broadcasting, Vol. 51, No. 2, pp. 191-199 June 2005.
- [16] C. Vazquez, W. Tam and F. Speranza, "Stereoscopic Imaging: Filling Disoccluded Areas in Depth Image-Based Rendering," SPIE, 6392, 2006.
- [17] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester, "Image Inpainting. Proceedings of ACM SIGGRAPH," New Orleans, pp. 417-424, July 2000.
- [18] L. Po, S. Zhang, X. Xu and Y. Zhu, "A New Multidirectional Extrapolation Hole-Filling Method for Depth-Image-Based Rendering," 18th IEEE International Conference on Image Processing(ICIP), Brussels, pp. 2589-2592, September 2011.
- [19] D. De Silva, W. Fernando and H. Arachchi, "A New Mode Selection Technique for Coding Depth

- Maps of 3D Video,” IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, pp. 686-689, March 2010.
- [20] J. Fridrich, “Digital Image Forensic using Sensor Noise,” IEEE Signal Processing Magazine, 26(2): 2637, 2009.
- [21] M. Roushdy, “Comparative Study of Edge Detection Algorithms Applying on the Grayscale Noisy Image Using Morphological filter,” International Journal of Graphics, Vision, and Image Processing GVIP, Vol. 6, Issue 4, pp. 17-23, Dec. 2006.
- [22] P. Soille, Morphological Image Analysis: Principles and Applications. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1999.
- [23] Kinect camera, <http://dev.windows.com/en-us/kinect>
- [24] M. Goljan and J. Fridrich, “Camera Identification from Scaled and Cropped Images,” Electronic Imaging, Security, Forensics, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents X, SPIE, pp. 68190E, 2008.