Skellam 분포를 이용한 ToF 카메라 영상의 노이즈 모델링

강주미*, 김성제*, 류한나*
*전자부품연구원
e-mail: yypeip@keti.re.kr

Noise Modeling of ToF Camera Images using Skellam Distribution

Ju-Mi Kang*, Sung-Jei Kim*, Hanna Ryu*
*Korea Electronic Technology Institute

요 약

최근 VR/AR, 자율주행차 등 다양한 응용분야가 주목 받으며 Time of Flight (ToF) 카메라와 같은 사물과 카메라 간의 거리를 측정할 수 있는 3D 카메라를 활용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 정확한 영상 정보를 획득하기 위해, ToF 카메라 센서에 의해 발생할 수 있는 노이즈를 모델링하는 것은 필수적이다. 본 논문에서 우리는 ToF 카메라 센서에 의해 발생하는 노이즈를 모델링하기 위해 Skellam 분포를 도입한다. 연속하는 거리 영상의 픽셀 차에 대한 분포를 분석함으로써 Skellam 분포 적용의 타당성을 제시한다. ToF 카메라의 노이즈 모델링을 통해 ToF 카메라 센서에 발생하는 노이즈를 제거하고 출력 영상의 품질을 향상시킬 것으로 기대한다.

1. 서론

최근 가상현실, 자율주행차, Human Robot Interaction 등의 다양한 핵심 기술들이 주목받고 있다. 기술의 성능을 향상시키기 위해서는 카메라로부터 획득된 영상의 의미 있는 정보를 정확하게 전달하는 것이 중요하다. 3D 카메라는 사물의 형태와 움직임, 거리와 같은 의미 있는 정보를 파악하여 제품을 자동화하기 위해 핵심이 되는 장치이며, ToF 카메라는 이러한 3D 카메라의 한 종류로써 많은 분야에서 사용되고 있다.

ToF 카메라는 빛을 쏘아 반사되어 돌아오는 시간을 측정하여 신속하고 효율적으로 거리 영상을 출력한다. 그러나 영상 획득 과정에서 다양한 조건에 의해 노이즈가 발생하게 되며, 이러한 노이즈는 출력 정보의 가치를 떨어트리는 주요한 원인이 된다.

기존의 다양한 영상 처리 및 컴퓨터 비전 분야의 연구에서는 노이즈 모델링을 통한 노이즈 제거 방법을 제안한다. Rosin은 시간 축 상에서 그리고 공간 영역 내에서 노이즈 모델링을 위해 가우시안과 푸아송 분포를 각각 사용했다[1]. 또한, Ohta는 시간 축 상에서 픽셀의 노이즈는 가우시안 분포를 따른다고 가정하여 모델링을 수행하였다[2].

한편, 카메라 이미지 프로세스에 기초하여 노이즈를 추정하는 연구도 있다. Healey는 노이즈의 강도와 분산이 통계적으로 선형이라는 것을 보여주었으며[3], Liu는 기존의 다수의 영상을 사용하여 노이즈 모델링을 하던 방법에서 단일 영상으로부터 노이즈를 추정하는 방법을 제안했다[4]. 이후에 Hwang은 CCD 또는 CMOS 카메라의 센서 노이즈 모델로 Skellam 분포를 도입했다. 이것은 센서 반응을 결정하는 광자가 포아송 분포를 따른다는 가정에 기반하며, Skellam 분포가 시간 축 상에서 뿐만 아니라 공간 영역에서도 픽셀의 밝기 차이를 측정하는데 사용될 수 있음을 보여주었다[5].

본 논문에서는 ToF 카메라 센서 노이즈 모델링을 위한 Skellam 분포 적용의 타당성을 증명하기 위해 거리와 Skellam parameter와의 관계를 비교하고 분석한다.

2. 기존의 Skellam 분포 기반의 노이즈 모델링

Hwang은 서로 다른 RGB 영상의 픽셀 간에 발생하는 밝기 차이와 Skellam parameter 사이의 관계를 분석함으로써 Skellam 분포 기반의 노이즈 모델링의 타당성을 검증하였다[5].

그들은 CCD 또는 CMOS 카메라 영상에서 발생할 수 있는 광자 노이즈를 영상의 가장 주된 노이즈로 판단하였다. 광자 노이즈는 일반적으로 포아송 분포에 의해 모델링되며, 관측 시간 간격 Ts에서 p광자의 확률 분포는 식(1)과 같은 이유로 포아송 분포가 된다.

$$P(p|\rho, T) = \frac{(\rho T)^p e^{-\rho T}}{p!} \qquad (1)$$

여기서 p는 광자, T는 관측 시간 구간, 그리고 ρ는 매 초마다 광자에서 측정되는 비율 매개 변수이다. 광자의 수

는 픽셀의 밝기를 결정할 수 있으며, 이 값이 커질수록 포아송 분포는 가우시안 분포에 근접해진다. 이러한 사실에 기반하여 밝기 차에 대한 분포를 표현하기 위해 포아송 분포를 사용하였다. 두 포아송 랜덤 변수의 차이는 Skellam 분포로 정의될 수 있다[7]. 우리는 이 Skellam 분포의 통계를 사용함으로써 밝기 차에 대한 Skellam parameters를 예측할 수 있다. Skellam 분포의 평균 μ_s와 분산 σ_S^2는 식 (2)와 같다.

$$\mu_S = \mu_1 - \mu_2 \qquad \sigma_S^2 = \mu_1 + \mu_2 \tag{2}$$

위의 식을 계산하기 위해 우리는 parameters인 μ_1과 μ_2를 식 (3)과 같이 계산한다.

$$\mu_1 = \frac{\mu_S + \sigma_S^2}{2} \qquad \mu_2 = \frac{-\mu_S + \sigma_S^2}{2} \tag{3}$$

μ_s와 σ_S^2는 연속으로 입력되는 영상들로부터 식 (4)와 같이 구해진다.

$$\mu_S = \frac{\sum_t (x_t(i,j) - x_{t+1}(i,j))}{n} \qquad \sigma_S^2 = \frac{\sum_t (\mu_S - (x_t(i,j) - x_{t+1}(i,j)))^2}{n} \tag{4}$$

여기서 $x_t(i,j)$는 t번째 프레임의 (i,j) 위치에서의 밝기 값을 의미하며, n은 전체 영상의 개수이다. 식 (4)는 시간 축 상에서 영상의 밝기 차이에 대한 Skellam parameters를 계산한 것이다. 그러나, 다수의 영상을 획득하는 것이 어려운 경우에는 시간 축 상에서 Skellam parameter를 계산하는 것에 어려움이 발생한다. 따라서 단일 영상만을 사용한 노이즈 예측을 위해서는 노이즈 분포가 시간적 영역과 공간적 영역에서 동일하다는 가정을 세우고 이를 증명해야한다.

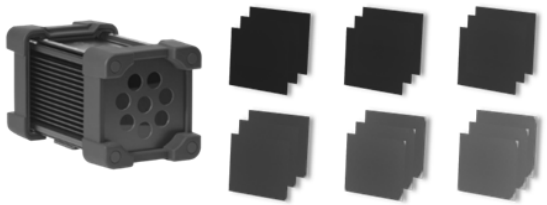
$$\mu_S = \frac{\sum_{(i,j)\in P} (x_t(i,j) - x_t(i+d_x, j+d_y))}{n} \qquad \sigma_S^2 = \frac{\sum_{(i,j)\in P} (\mu_S - (x_t(i,j) - x_t(i+d_x, j+d_y)))^2}{n} \tag{5}$$

Hwang은 영상의 패치를 추출하여 실험을 진행하였고 시공간적 영역에서의 노이즈 분포를 비교하였다. 식 (5)는 식 (4)를 공간적 영역으로 변형한 것이다. 여기서 $(i,j)\in P$는 영상 패치의 모든 위치를 의미하며, d_x와 d_y는 각각 수평, 수직 방향의 차이이다. n은 패치 안에 모든 픽셀의 수이다.

실험 결과를 통해 공간적, 시간적 영역에서 각 RGB 채널의 Skellam parameters가 크게 다르지 않다는 것을 보여줌으로써 밝기의 차이가 시공간상에서 에르고딕(ergodic)한 특징을 갖는다는 것을 증명하였다. 또한, 밝기 값이 커질수록 Skellam parameter 값이 증가하는 선형성을 보여줌으로써 Skellam 분포에 기반한 RGB 영상의 노이즈 모델링의 타당성을 입증하였다.

3. Skellam 분포 기반의 ToF 노이즈 모델링

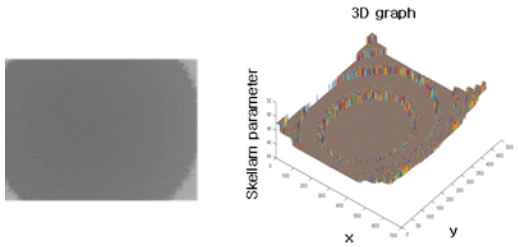
우리는 기존의 RGB 영상의 노이즈 모델링에 Skellam 분포를 적용한 것을 ToF 카메라 센서 노이즈 모델링을 위해 사용한다. CCD와 같은 이미지 센서를 사용하는 ToF 카메라에서도 동일한 광자 노이즈가 발생한다고 가정하고 서로 다른 거리 영상을 획득한다. 그림 1의 (a) odos 社의 ToF 카메라와 (b) 이를 이용해 거리를 가변하여 획득한 영상이다.



(a) (b)

(그림 1) ToF 카메라 거리 영상 획득

ToF 영상에서의 Skellam 분포 사용을 위해서 우리는 앞선 연구에 기반하여 두 가지 가정을 한다. 첫 번째는 거리가 멀어질수록 Skellam parameter 값이 증가한다는 것이며, 두 번째는 영상의 시공간적 영역에서의 거리 값 차이 분포가 에르고딕한 특징을 가지고 있다는 것이다.

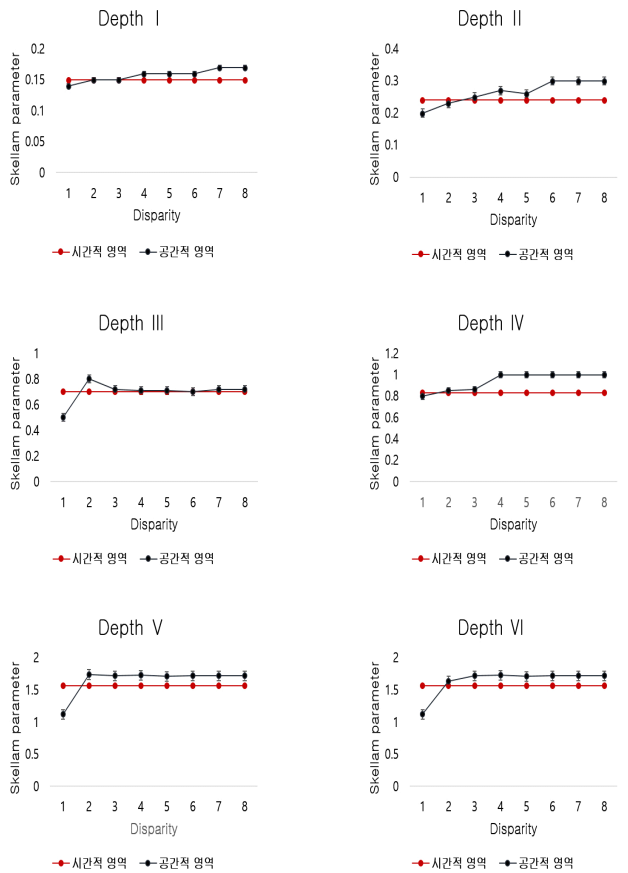


(a) (b)

(그림 2) 거리에 따른 Skellam parameter

가정을 확인하기 위해 평면 영상을 각 거리마다 여러 장 획득하여 실험을 진행한다. 그림 2 (a)는 중심부에서 가장자리로 갈수록 거리 값이 증가하는 영상이며, (b)는 영상 좌표에 따른 Skellam parameter의 값을 보여준다. x, y 축은 각각 영상의 가로, 세로 좌표이며, z 축은 좌표에 따른 Skellam parameter 값이다. 가장 자리로 갈수록 거리 값이 커지기 때문에 Skellam parameter 값이 중심부와

비교하여 높은 값을 가지는 것을 확인할 수 있다. 두 번째 가정을 확인하기 위해 우리는 획득한 여러 장의 거리 영상에 대해 시공간적 Skellam parameter 값을 계산하고 분포를 분석한다. 그림 3은 임의의 거리 6개에 대한 시공간적 영역에서의 Skellam parameter에 대한 비교를 보여준다. 실험 결과를 통해 시공간적 영역에서 각 거리의 Skellam parameter가 크게 변하지 않은 것을 확인할 수 있으며, 이것은 거리의 차이가 에르고딕한 특성을 갖는다는 것을 보여준다.



(그림 3) 시공간적 영역에서의 Skellam parameters 비교

두 가지 가정을 확인함으로써 우리는 ToF 카메라 입력 영상에 발생하는 노이즈를 Skellam 분포에 기반하여 모델링 할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

4. 결론

기존에 RGB 영상에서의 노이즈 분포 분석과 마찬가지로 우리는 거리에 따른 Skellam parameter의 변화를 관찰하였으며, 시공간적 Skellam parameter를 비교 분석하였다. 결과적으로 ToF 카메라를 통해 획득된 거리 영상도 RGB 영상에서와 같이 Skellam parameter가 거리 값과 선형적인 관계를 갖고 있는 것을 확인할 수 있었으며, 시공간적으로 에르고딕한 특징을 가지고 있는 것을 확인할 수 있었다. 이를 통해 거리 영상의 노이즈를 Skellam 분포를 활용하여 모델링할 수 있다는 것을 확인할 수 있었으며, 추후에 노이즈 모델을 활용한 거리 영상에서의 노이즈 제거를 수행할 예정이다.

감사의 글

This work was supported by Korea Evaluation Institute of Industrial Technology (KEIT) grant funded by the Korea government (No.10063436, The development of 50m rangeToF CMOS sensor, optical system and signal processing for automotive.

참고문헌

[1] P. L. Rosin. Thresholding for change detection. In Int. Conf. Computer Vision, pp. 274 - 279, 1998.

[2] N. Ohta. A statistical approach to background subtraction for surveillance systems. In Int. Conf. Computer Vision, pp. 481 - 486, 2001.

[3] G. E. Healey and R. Kondepudy. Radiometric ccd camera calibration and noise estimation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 267 - 276, 1994.

[4] C. Liu, W. T. Freeman, R. Szeliski, and S. B. Kang. Noise estimation from a single image. In Int. conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 901 - 908, 2006.

[5] Y. Hwang, J.-S. Kim, and I.-S. Kweon. Sensor noise modeling using the Skellam distribution: Application to the color edge detection. Cvpr, IEEE Conference on Computer Vision and Patern Recognition, pp. 1-8, 2007.

[6] I. Young, J. Gerbrands, and L. van Vliet. Fundamentals of image processing, 1995. Delft University of Technology.

[7] J. G. Skellam. The frequency distribution of the differencebetween two poisson variates belonging to different populations. Journal of the Royal Statistical Society: Series A,109(3):296, 1946.