

Time-of-Flight 카메라의 잡음 모델링을 통한 적응적 거리 잡음 제거 방법

김중식 백열민 김회율
한양대학교 전자통신컴퓨터공학부

jskim@vision.hanyang.ac.kr, ymbaek@vision.hanyang.ac.kr, wykim@hanyang.ac.kr

Adaptive Depth Noise Removal for Time-of-Flight Camera using Depth Noise Modeling

Kim, JoongSik Baek, Yeul-Min Kim, Whoi-Yul
Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University

요약

본 논문에서는 ToF(Time-of-Flight) 카메라의 거리 잡음을 제거하는 방법으로 거리와 진폭에 따른 거리 잡음 모델링을 이용한 적응적인 SUSAN(Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus) 필터를 제안한다. ToF 카메라의 거리 잡음 제거를 위해서 기존에 제안된 여러 가지 방법들은 거리 잡음의 특성을 고려하지 않거나 진폭에 따른 거리 잡음의 특성만을 고려하였다. 하지만 실제 ToF 카메라의 거리 영상에 포함되는 거리 잡음은 진폭과 거리에 따라서 변화하기 때문에 거리와 진폭을 모두 고려한 거리 잡음 모델링이 필요하다. 따라서 제안하는 방법은 우선 거리와 진폭의 변화에 따른 ToF 카메라의 거리 잡음 특성을 모델링 한다. 이후 제안하는 방법은 생성된 거리 잡음 모델에 의해 인자가 결정되는 적응적 SUSAN 필터를 이용하여 ToF 카메라의 거리 영상의 잡음을 제거한다. 실험 결과 제안하는 방법은 기존의 ToF 거리 영상의 거리 잡음 제거 방법에 비해 보다 효과적으로 거리 영상의 잡음을 제거하면서 디테일을 잘 보존하였다.

1. 서론

ToF 카메라는 카메라에서 방출된 IR(infrared) 빛이 물체에서 반사되어 오는 위상차를 측정하여 실시간으로 물체의 거리 지도를 얻는다. 또한, 그레이 스케일 영상의 형태인 진폭 영상을 함께 얻는다. ToF 카메라는 물체로부터 반사되어 오는 IR을 측정하기 때문에 IR이 물체에 흡수되거나 산란되는 경우에는 반사된 IR이 왜곡되어 측정된 거리 값이 부정확해지며 IR이 반사되어 돌아오는 과정에서 신호에 잡음이 포함 된다. 그리고 영상에서 측정 가능한 거리를 벗어나거나 측정된 IR이 포화된 값을 가지는 경우에는 영상에 임펄스 잡음이 생긴다. 이러한 ToF 카메라의 거리 잡음을 제거하기 위해서 [1]에서는 ToF의 거리 잡음이 고정된 표준편차를 가지는 가우시안 잡음이라고 가정하여 고정된 인자값을 사용하는 Bilateral 필터를 사용하였다. 진폭차이 지도(Amplitude Difference Map)를 이용하여 사용자가 정한 진폭보다 큰 경우에는 Bilateral 필터 대신 Median 필터를 적응적으로 사용하였다. 그러나 실제 ToF 카메라의 거리 잡음은 진폭과 영상 내 물체의 거리에 따라 변화하는 특성을 가진다. 따라서 [1]의 방법과 같이 ToF

의 거리 잡음을 고정된 표준편차를 가지는 가우시안 잡음으로 가정하는 방법들은 실제 ToF 카메라의 거리 잡음을 효과적으로 제거하지 못하는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 [2]에서는 Bilateral 필터의 인자를 거리 영상 전체의 최대값과 최소값을 이용하여 영상에 따라 적응적으로 변화하게 하는 방법을 제안하였다. 또한 임펄스 잡음 제거를 위해서 Median 필터를 사용하였고, 사용자가 설정한 임의의 진폭값을 기준으로 Bilateral 필터와 Median 필터의 사용 여부를 결정하였다. 이 방법은 Bilateral 필터의 인자를 거리 영상에 따라서 적응적으로 변화하게 했기 때문에 [1]보다는 거리 잡음 제거의 성능이 개선되었다. 하지만 Median 필터의 사용 유무를 결정하는 진폭 기준 값을 사용자가 영상에 따라서 최적의 값으로 설정해주어야 하는 문제점이 있다. 또한 ToF 카메라의 정확한 거리 잡음 특성을 이용하지 않고 단순히 거리 영상의 최대값과 최소값을 이용하여 필터의 인자를 설정하고 이를 거리 영상의 모든 픽셀에 동일하게 적용하기 때문에 거리 영상 내에 디테일한 부분과 평평한 부분 모두에서 거리 잡음을 효과적으로 제거하지 못한다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 ToF 카메라에 포함된 거리 잡음을 모델링한 후 거리 영상의 픽셀 별로 변화하는 거리 잡음의 특성을 반영하는 방법들이 제안되었다. [3]에서는 영상의 진폭에 따라서 변화하는 거리 잡음의 특성을 반영하여 적응적으로 커널을 구성하는 NLM(Non-Local Mean) 필터가 제

안되었다. 하지만 ToF 카메라의 거리 영상에 포함되는 거리 잡음은 진폭에 반비례 할 뿐만 아니라 물체의 거리가 멀어질수록 증가하는 특성이 있다[4]. 그렇기 때문에 더 정확한 거리 잡음 제거를 위해서는 진폭과 거리 모두를 고려한 거리 잡음의 모델링이 필요하다. 따라서 제안하는 방법은 거리와 진폭 모두를 고려하여 ToF 카메라의 거리 잡음을 모델링 하였고 이를 이용하여 픽셀별로 변화하는 인자가 적용된 적응적인 SUSAN 필터를 이용하여 ToF 카메라의 거리 잡음을 제거한다.

2. 본론

2.1 거리 잡음의 특성

ToF 카메라의 거리 영상에 포함되는 거리 잡음을 측정한다는 것은 거리와 진폭에 따라서 변화하는 거리의 표준편차를 측정하는 것과 같다. 그러므로 거리 잡음의 특성을 파악하기 위하여 본 논문에서는 ToF 카메라로부터 1m에서 5m까지 0.5m 간격으로 그림 1과 같이 각 거리에서 컬러채커를 1000장씩 촬영하였다.

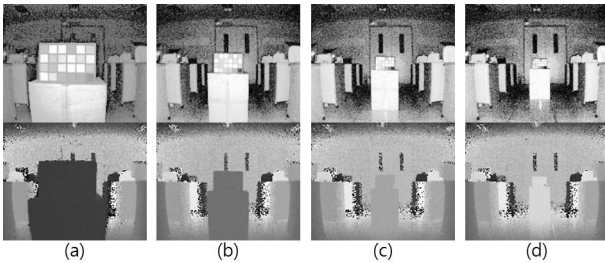


그림 1. 거리에 따른 컬러채커 진폭영상(위)과 거리영상(아래) (a) 1m, (b) 2m, (c) 3m, (d) 4m

그림 2와 같이 촬영한 영상에서 컬러채커를 분할하여 24가지의 색상이 있는 컬러패치로 구분한다. 하나의 컬러 패치에 대해서 식 (1), 식 (2) 그리고 식(3)의 방법으로 진폭의 평균값과 거리의 평균값 그리고 거리의 표준편차를 구한다.

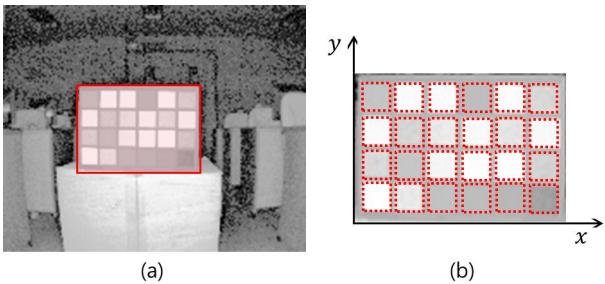


그림 2. 컬러채커의 색상 패치 분할 (a) 진폭 영상에서의 컬러채커 부분을 분할할 영역, (b) 컬러채커의 24가지 패치

$$m_a = \frac{1}{1000} \sum_{(x,y) \in p} A(x,y) \quad (1)$$

$$m_d = \frac{1}{1000} \sum_{(x,y) \in p} D(x,y) \quad (2)$$

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{1}{1000} \sum_{(x,y) \in p} (D(x,y) - m_d)^2} \quad (3)$$

A 는 ToF 카메라의 진폭 영상이고, D 는 깊이 영상이다. p 는 컬러채커의 24개의 컬러 패치중 한 개의 컬러 패치를 의미하며, (x,y) 는 m_a , m_d 그리고 σ_d 를 구할 해당 패치 내의 픽셀 위치를 의미한다. 한 가지 컬러패치 p 에 대해서 m_a 은 진폭의 평균값이며 m_d 는 거리의 평균값 그리고 σ_d 는 거리의 표준 편차를 나타낸다. 실험의 결과로 총 216000개 ($1000 \times 24 \times 9$)의 데이터 셋 $D(m_a, m_d, \sigma_d)$ 를 얻을 수 있다. $m_a - \sigma_d$ 와 $m_d - \sigma_d$ 의 관계는 그림 3과 같다.

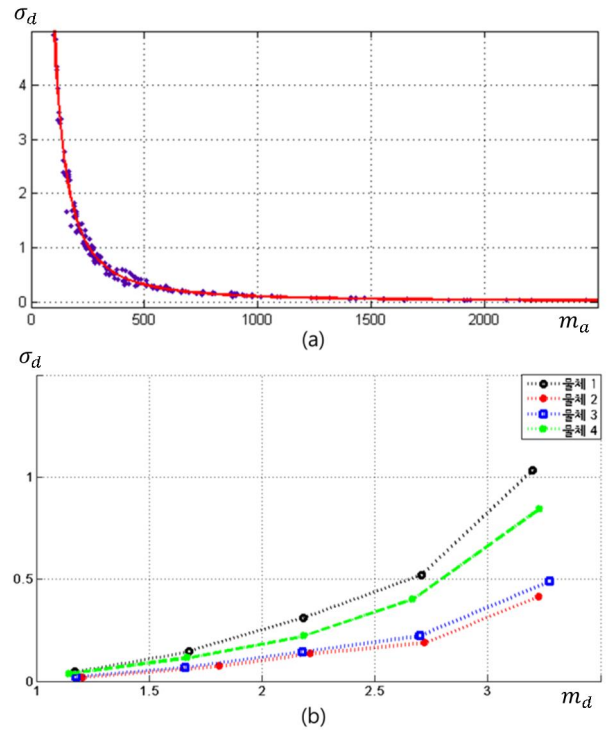


그림 3. 진폭-거리의 표준편차와 거리-거리의 표준편차 그래프 (a) 진폭-거리의 표준편차, (b) 거리-거리의 표준편차

그림 3의 (a)를 통해서 m_a 과 σ_d 는 서로 반비례하며 지수 함수로 모델링할 수 있음을 확인하였고 (b)를 통해서 m_d 과 σ_d 의 관계 또한 지수함수로 모델링 할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 제안하는 방법은 진폭과 거리에 따른 거리의 표준편차를 모두 모델링하기 위하여 3차원 지수 평면을 나타내는 식 (4)과 같은 함수를 생성하였다.

$$\sigma_n = ax_{amp}^b + cx_{dep}^d + ex_{amp}x_{dep} \quad (4)$$

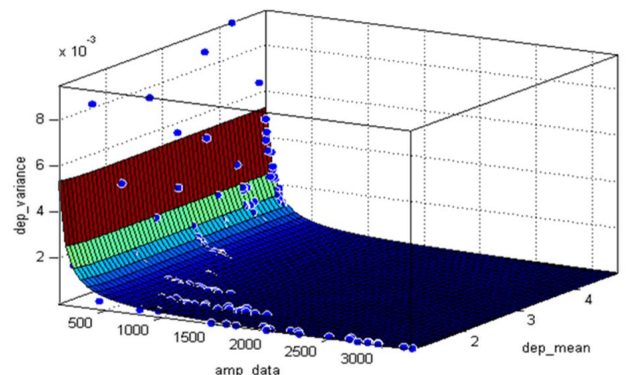


그림 4. 최소 자승법을 이용한 3차원 지수 평면

x_{amp} 는 해당 픽셀의 진폭, x_{dep} 는 해당 픽셀의 측정된 거리이다. 최소 자승법을 사용하여 그림 4와 같이 피팅 하였고, 식 (4)의 지수와 계수를 구했다. 모델링 함수에 대해서 R-square값은 0.8445이고 RMSE는 0.003141cm로 실험을 통해서 얻은 데이터에 적합한 모델링 함수를 생성할 수 있었다.

2.2 SUSAN 필터

본 논문에서는 잡음 제거의 방식으로 식 (5)과 같은 적응적 SUSAN 필터를 제안한다. SUSAN 필터는 중심 픽셀과 밝기가 유사한 이웃 픽셀들에 대해서는 평탄화를 시키며, 영상의 디테일을 보존 할 수 있는 잡음 제거 필터이다[5]

$$S_C = \frac{\sum_{p \in \Omega, p \neq c} w_d(p, c) w_r(I_p, I_c) I_c}{\sum_{p \in \Omega, p \neq c} w_d(p, c) w_r(I_p, I_c)} \quad (5)$$

식 (5)에서 Ω 는 필터에서 사용되는 SUSAN 커널의 이웃 픽셀의 집합이며 커널의 중심픽셀은 이 집합에서 제외된다. c 는 커널의 중심픽셀의 위치이고 p 는 커널의 이웃 픽셀의 위치이다. SUSAN 필터에서 사용되는 w_d (spatial 필터), w_r (range 필터)는 다음의 식 (6) 그리고 식 (7)과 같다.

$$w_d(p, c) = \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\|p - c\|}{\sigma_d}\right)^2\right) \quad (6)$$

$$w_r(p, c) = \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\|I_p - I_c\|}{k \sigma_n}\right)^2\right) \quad (7)$$

Spatial 필터에서는 픽셀간의 거리에 따라서 필터링을 수행하게 되는데 본 논문에서는 빠른 계산 속도를 위해 Spatial 필터의 커널 크기를 3으로 고정하였다. 식 (4)을 통해 거리와 진폭을 고려한 거리의 표준편차인 σ_n 를 SUSAN 필터의 Range 필터의 표준편차로 사용하여 거리와 진폭에 따라서 평탄화를 수행할 범위를 적응적으로 변화하게 하였다. 비례상수 k 를 이용하여 필터의 표준편차를 변화시킬 수 있다.

3. 실험 및 결과

필터의 성능을 시험하기 위한 실험 이미지는 그림 5와 같다. 잡음 제거를 수행하였을 때 동일한 거리를 가지는 평평한 부분의 거리 잡음을 효과적으로 제거하면서 거리 차이가 있는 영상의 경계를 잘 보존하는 지 확인하기 위해서 실험에서 가운데의 상자는 배경과 40cm 정도 거리를 두었으며 배경은 평평한 부분으로 구성하였다.

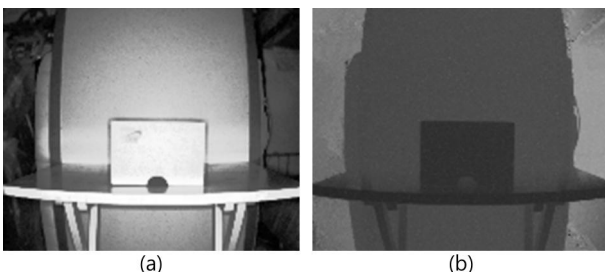


그림 5. 필터의 성능을 비교해볼 영상 (a) 진폭 영상, (b) 거리 영상

본 논문에서 제안하는 필터의 성능을 검증하기 위해서 [1]과 [2]의 잡음 제거 방식과 거리 잡음 제거의 성능을 비교 분석해보았다. [2]에서 사용된 Bilateral 필터는 사용자가 정의할 수 있는 필터의 표준편차 비례상수를 가지고 있다. 표준편차에 따라서 필터의 성능이 달라지기 때문에 표준편차를 변화시키면서 실험영상에 거리 잡음 제거 필터를 적용하였다. 그림 6은 실험 영상에 대한 각각의 거리 잡음 제거 방식의 결과이다. 그림 6의 (d)를 보면 거리 차이가 생기는 가운데 영역의 경계부분을 잘 보존하였으나 같은 거리를 가지는 평평한 부분에 대한 거리 잡음 제거에 취약한 것을 확인할 수 있다.

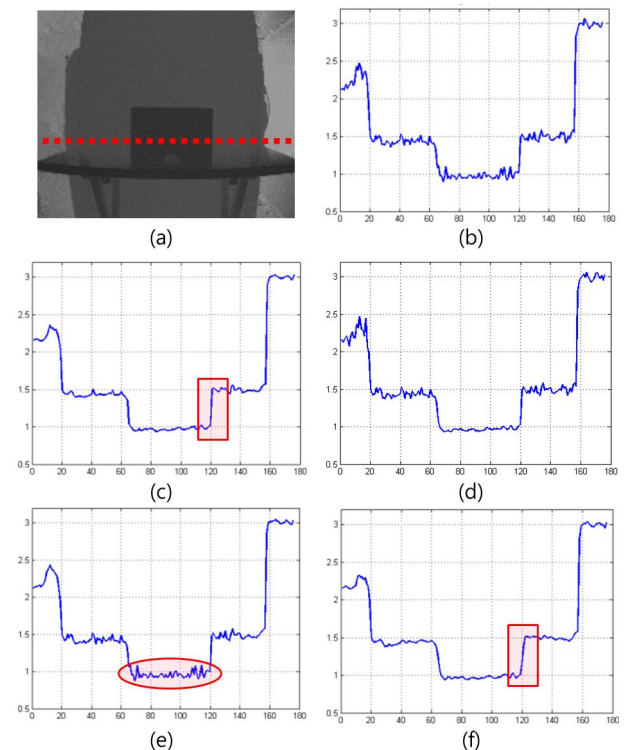


그림 6. 필터의 성능 비교 (a) 원본 거리 영상, (b) 원본 거리 변화, (c) 적응적 SUSAN 필터, (d) [1]의 방법, (e) [2]의 방법 (c=0.01), (f) [2]의 방법 (c=100)

(d)의 필터가 표준편차가 고정된 Bilateral 필터를 사용하기 때문에 거리에 따른 효과적인 거리 잡음 제거를 할 수 없다. (e)와 (f)는 표준편차를 변화 시키면서 [2]에서 제안된 필터를 이용하여 거리 잡음을 제거한 모습이다. 거리가 같은 평평한 부분에 대한 거리 잡음 제거의 성능을 높이기 위해서 표준편차를 크게 하면 영상의 경계를 보존하는 것이 어려워지며(f), 영상의 경계를 보존하기 위해서 표준편차를 작게 변화시킨 경우에는 동일한 거리를 가지는 평평한 부분에 대해서 거리 잡음 제거에 취약해진다(e). 이와 비교했을 때, 본 논문에서 제시한 방법은 픽셀의 거리와 진폭에 따라서 거리 잡음의 표준편차를 사용하기 때문에 사용자가 필터의 인자를 변화시키지 않아도 픽셀에 따른 적응적인 거리 잡음 제거를 수행하게 되며, 경계를 잘 보존하면서 좋은 평활화 성능을 보여준다(c).

그림 7을 통해서 그림 6의 (c)와 (f)를 자세히 관찰 할 수 있다. 그림 7의 (a)와 (b)는 [2]의 방법(표준편차를 크게 한 경우)과 적응적 SUSAN 필터 두 가지 필터의 경계 보존 결과를 비교한 것이다. (b)를 보면 적응적 SUSAN 필터(파란 점선)가 [2]에서 제안된 방법(빨간 점선)보다 영상의 경계 부분에서 기울기가 더 큰 것을 확

인할 수 있다. 이 결과를 통해서 적응적 SUSAN 필터가 영상의 경계 보존의 성능이 더 좋음을 확인할 수 있다.

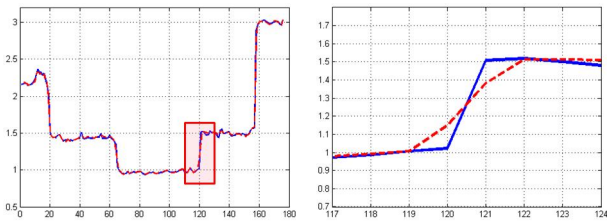


그림 7. 경계 보존 성능 비교 (a) 그림 6의 (c)와 (f)의 필터링 수행 그래프, (b) 관심 영역 확대 (영상의 경계부분)

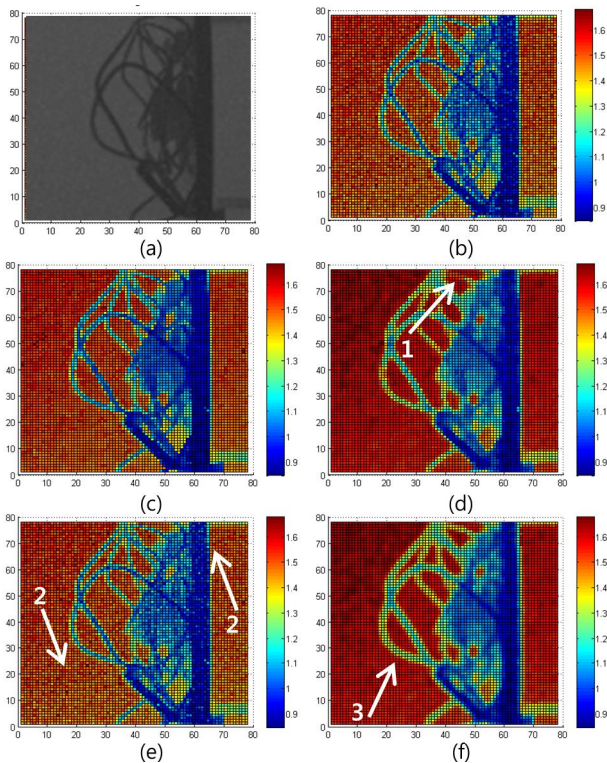


그림 8. 복잡한 영상에 대한 필터의 성능 비교 (a) 원본 거리 영상, (b) 원본 거리 변화, (c) 적응적 SUSAN 필터, (d) [1]의 방법, (e) [2]의 방법 (c=0.01), (f) [2]의 방법 (c=100)

그림 8는 복잡한 영상에 대한 필터의 성능을 비교한 것이다. (b)~(f)까지의 색상은 각각의 거리를 나타내게 된다. (d)의 1을 보면 거리 잡음 제거의 과정에서 영상의 디테일한 부분이 손실된 것을 확인할 수 있다. (e)의 2를 보면 영상의 얇은 선들은 잘 보존하였으나 평평한 부분에 대한 균일한 잡음 제거가 이루어지지 않았다. (f)의 3 같은 경우에는 Bilateral 필터의 Range 필터의 표준편차가 커짐에 따라서 얇은 경계나 선들이 팽창한 것을 확인할 수 있다. 이와 비교하여 (c)를 보면 전체적인 평활화를 수행하면서 영상의 디테일을 잘 보존한 것을 확인할 수 있다.

그림 9는 임펄스 잡음 제거와 IR이 포화된 영상을 비교한 그림이다. 그림 9의 (b)와 (d)의 1에서 본 논문에서 제안한 필터가 거리 영상의 임펄스 잡음을 효과적으로 제거하고 있음을 확인할 수 있는데, 평활화를 수행하는 과정에서 중심픽셀이 연산에서 제외되기 때문이다. 하지만 그림 9의 (b)와 (d)의 2와 같이 측정된 IR이 포화된 경우에는 필터링을 통해서 원본의 거리 영상을 복원할 수 없었다.

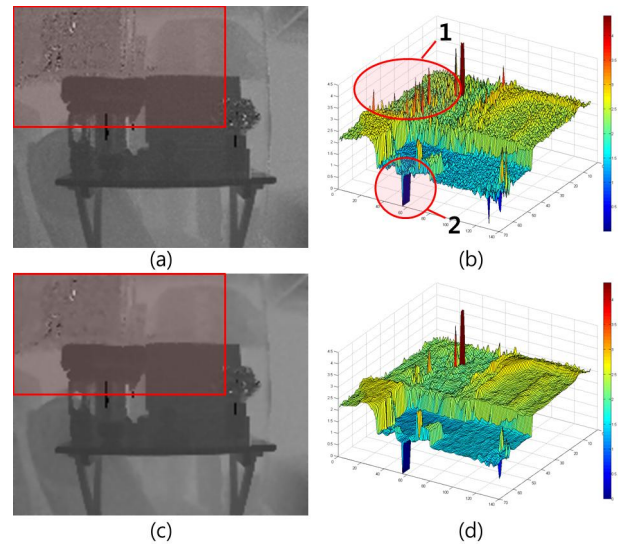


그림 9. 임펄스 잡음과 포화된 영상 비교 (a) 원래의 진폭 영상, (b) (a)의 붉은 상자 부분에 대한 3D 메쉬 영상, (c) 적응적 SUSAN 필터를 적용, (d) (c)의 붉은 상자 부분에 대한 3D 메쉬 영상

4. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 거리 잡음을 거리와 진폭에 따라 모델링 하여 SUSAN 필터에 적용하였다. 영상의 픽셀별로 변화하는 인자를 적응적인 SUSAN 필터에 사용했기 때문에 기존의 방법들과 비교하여 영상의 평활화를 수행함과 동시에 디테일을 보존하는데 좋은 성능을 보였다. 하지만 IR이 포화되는 경우나 흡수되어 정확한 거리가 측정되지 못하는 부분들에 대해서는 본 논문에서 제안한 잡음 모델을 사용하더라도 거리 잡음을 제거하고 원래의 거리를 복원하는데 만족스러운 성능을 얻을 수 없었다. 그렇기 때문에 해당 영역을 분할 할 수 있는 알고리즘이 필요하며, 이 부분에 대한 다른 알고리즘을 적용할 수 있는 추가적인 연구가 필요하다.

5. 참고문헌

- [1] S. H. Kim and M. H. Kim, "Enhancement on Time-of-Flight Camera Images", *Proc. of HCI 2008*, p. 708-711 Feb, 2008
- [2] S. H. Lee, K. H. Bae, K. M. Kyung, and T. C. Kim, "Adaptive switching filter for noise removal in highly corrupted depth maps from Time-of-Flight image sensors", *Proc. of SPIE Conf Three-Dimensional Image Processing (3DIP) and Applications II*, vol. 8290, p. 829009-829009-7, Feb, 2012
- [3] Y. S. Kim, B. Kang, H. Lim, O. Choi, K. Lee, J. D. K. Kim, and C. Y. Kim, "Parametric model-based noise reduction for TOF depth sensors", *Proc. of SPIE Conf Three-Dimensional Image Processing (3DIP) and Applications II*, vol. 8290, p. 82900A-82900A-8, Feb, 2012
- [4] D. Falie and V. Buzuloiu, "Noise characteristics of 3D Time-of-Flight cameras.", *In Signals, Circuits and Systems*, Vol.1, p.1-4, July, 2007
- [5] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN - A New Approach to Low Level Image Processing.", *International journal of computer vision* 23.1, p. 24-78, 1997