

# 2차원 이미지(깊이 카메라)를 통한 실시간 환경에서 물체의 부피를 구하는 알고리즘 연구

배성현, 류은석  
성균관대학교

e-mail : [sunghyeon86@skku.edu](mailto:sunghyeon86@skku.edu), [esryu@skku.edu](mailto:esryu@skku.edu)

## A Study on the Calculating Volume Algorithms of Objects in a Real-Time Environment by Using 2D Image taken by Depth Camera

Sung Hyeon Bae, Ryu Eun-Seok  
Sungkyunkwan University

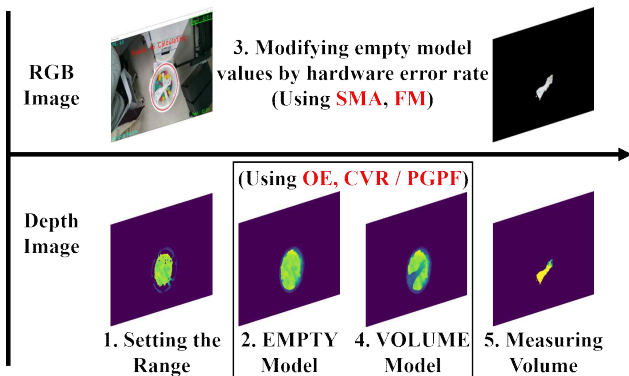
### 요약

본 연구는 2차원 이미지를 통하여 실시간의 부피를 측정하는 알고리즘에 대한 연구이다. 부피 측정은 총 5가지 단계를 거쳐서 진행되게 된다. 1) 측정범위 설정 2) 빈 모델 학습 3) 실제 카메라의 오차율(하드웨어적 오차)을 통한 빈 모델 값 수정 4) 부피 모델 학습 5) 빈 모델과 부피 모델과의 차이를 통한 부피 측정이다. 부피 측정에 사용된 알고리즘은 SMA(Simple Moving Average), FM(Flip Measurement), OE(Overlap Equilibration), CVF(Cross Variation Filling), PGPF(Partial Gaussian Pooling and Filling)등이 있다. 실제 부피와 측정된 부피의 차이는 기존 부피의 1% 내외이다. 이러한 알고리즘을 통해서 기존의 대형 부피 측정 장치에 비해 가볍게 구동할 수 있고, 오차율이 적다는 장점을 지닌다.

### 1. 서론

최근 Stereo Camera, TOF(Time Of Flight)등의 등장으로 기존의 3차원 환경에서만 측정할 수 있었던 다양한 정보들을 2차원 환경에서도 해 볼 수 있게 되었다. 본 연구는 실시간 환경에서 Depth Camera를 통해서 특정 물체의 부피를 구하는 알고리즘에 대한 연구이다.

부피를 측정하기 위해서 총 5가지 단계를 거쳐게 된다. 1) 측정범위 설정 2) 빈 모델 학습 3) 실제 카메라의 오차율(하드웨어적 오차)을 통한 빈 모델 값 수정 4)부피 모델 학습 5) 빈 모델과 부피 모델과의 차이를 통한 부피 측정이다. 그림 1에서 부피 측정 단계에 대한 설명과 단계마다 어떤 알고리즘이 사용되었는지 개괄적으로 나와 있다.



(그림 1) 부피 측정 개괄 설명 이미지

### 2. 제안하는 실시간 부피 측정 알고리즘

아래에 사용된 사진들은 2.1장, 2.2장, 2.3장, 2.4장의 기본적인 사진이다. 그림 2의 경우에는 RGB 이미지를 나타내고, 그림 3의 경우에는 RGB 이미지의 깊이 값을 기반으로 시각화한 것이다.

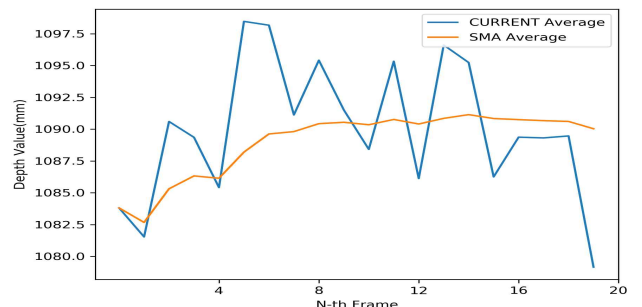


(그림 2) RGB Image

(그림 3) Depth Image

#### 2.1 Simple Moving Average (SMA)

이동 평균은 일정기간 동안의 금융 종목의 평균 가격을 시각적으로 보여줄 때 사용되곤 한다. 부피를 측정하는 알고리즘에서는 SMA[1]가 기본적으로 사용된다. SMA의 값이 일정하면 프레임이 안정된 상태라 생각하고 그다음 단계를 진행한다. 위 연구의 경우 20프레임(원리 실험의 결과로 최적화된 프레임 수)을 기준으로 SMA 값을 통해서 안정된 상태인지 측정한다. 아래의 그림 4는 프레임의 값을 그대로 사용하는 것과 SMA를 사용한 것의 차이를 보여준다.



(그림 4) SAM와 Current Depth Value의 차이

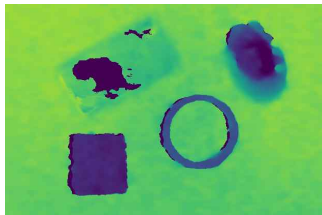
#### 2.2 Flip Measurement (FM)

FM은 물체가 아닌 부분의 변화량이다. 인텔 리얼센스 카메라의 경우에는 한 픽셀에 대해서 작게는 3mm부터 많게는 50mm까지의 카메라의 자체 변화량이 있다. 이런 변화량을

반영하기 위해서는 부피가 측정되지 않는 곳의 변화량을 측정해서 원래 있던 빈 모델에 적용을 시키면 이 문제를 해결할 수 있다. 물체가 아닌 부분의 현재 SMA를 전 프레임의 SMA와 비교해서 그 차이만큼은 빈 모델 값에 적용하면 하드웨어의 오차율을 반영할 수 있다. FM은 단일 값의 Mask 형태로 이루어지며 어느 픽셀이든 0 값이 없다.

**2.3 Overlap Equilibration (OE)**

OE는 여러 안정된 프레임의 평균값이다. 인텔 리얼센스 카메라의 경우에 똑같은 픽셀이라도 프레임마다 그 차이가 심하다. (처음 카메라가 켜지거나, 측정 불가능 거리에 있는 배경, 외부 광원의 변화 등) 그래서 한 프레임으로는 물체의 부피를 측정하기에는 큰 어려움이 있다. 그래서 여러 개의 프레임을 겹치는 것이 더 정확한 모델을 만든다 데 도움이 된다. 그림 5를 보면 어느 정도 오류 해결된 것을 확인할 수 있다.



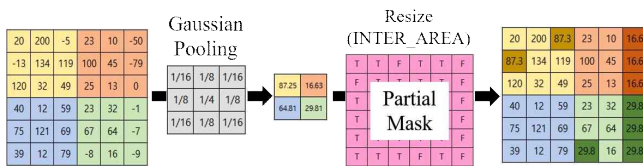
(그림 5) 20 Frame OE 적용

**2.4 Hole Filling**

SMA, OE, FM 기법들을 다 적용해도 카메라의 모든 오류를 다 찾아낼 수 없다. 깊이 이미지 자체가 손실되었을 수도 있기 때문에 위 연구에서는 Cross Variation Filling(CVF)와 Partial Gaussian Pooling & Filling(PGPF) 알고리즘을 새롭게 제안한다.

**2.4.1 Partial Gaussian Pooling & Filling (PGPF)**

먼저 0이 아닌 부분만을 가지고 Gaussian Mask를 통해서 Pooling을 적용한다.[2] 그다음 0인 부분만 다시 원래의 픽셀로 Filling을 시키게 되면 어느 정도 경향성을 가진 픽셀들로 채워지게 된다. PGPF는 한 번만 하는 것이 아니라 3\*3, 5\*5등 여러 번 필터를 적용해서 원하는 결과가 나올 수 있도록 유도한다. 그림 6은 6\*6 깊이 이미지에서 0 이하인 곳을 3\*3 Gaussian Mask를 통해 PGPF를 적용하는 그림이다.



(그림 6) PGPF 개괄 설명 이미지

이 알고리즘의 장점은 Mask 연산으로 진행하기 때문에 PGFR을 한 번만 적용했을 때의 경우 30FPS 기준으로 28~29 FPS가 유지가 되지만 단점으로는 정사각형으로 Pooling을 진행하기 때문에 각진 부분이 확인된다.

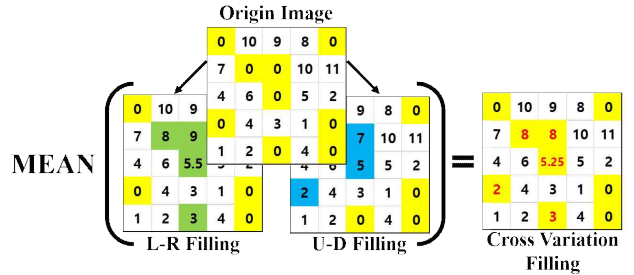
**2.4.2 Cross Variation Filling (CVF)**

Cross Variation Filling은 상하 / 좌우의 변화량을 측정해서 비어있는 곳의 픽셀을 채워나가는 알고리즘이다. 그 둘의 변화량의 평균을 통해서 Hole Filling을 진행한다. 만약 상하와 좌우의 변화량 중에 한 변화량만 유용하다고 가정한다면 특정 변화량만 쓰게 된다. 아래의 수식과 그림 7은 CVF의 기본 수식과 원리를 설명한다.

$$CVF = \frac{(L-R \text{ filling Mask} + U-D \text{ filling Mask})}{((L-R \text{ filling Mask} > 0) + (U-D \text{ filling Mask} > 0))}$$

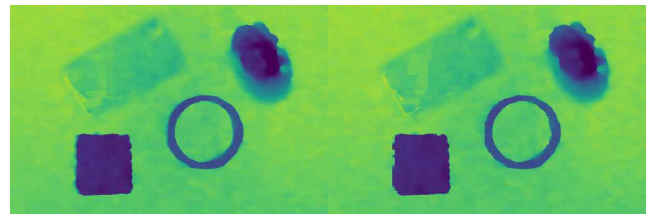
$$L-R \text{ filling Mask} = \sum_0^{row} \left( \sum_{y=Y_L}^{Y_R} y \right), \quad U-D \text{ filling Mask} = \sum_0^{col} \left( \sum_{y=Y_L}^{Y_R} y \right)$$

$$\sum_{y=Y_L}^{Y_R} y = \sum_{x=X_L}^{X_R} x * Gradient + Y-intercept (X_L | X_R = start/end points)$$



(그림 7) CVF 개괄 설명 이미지

이 알고리즘의 장점은 상하좌우의 경향성을 파악하기 때문에 정확한 Hole Filling이 가능하지만, 단점은 30 FPS를 기준으로 모든 프레임에 CVF를 적용했을 때 1.2~2 FPS로 줄어드는 것으로 확인된다. 그림 8은 PGPF를 적용했을 때 사진이고, 그림 9는 CVF를 적용했을 때 사진이다. 둘의 부피 측정값의 차이는 전체 부피의 0.1% 이내이지만 PGPF가 더 부드럽게 Hole Filling을 해주는 것을 확인할 수 있다.



(그림 8) CVF 적용

(그림 9) PGPF 적용

**3. 결론 및 향후 방향**

본 논문은 2차원 이미지(깊이 카메라)를 통한 실시간 환경에서 물체의 부피를 구하는 알고리즘의 연구이다. 연구의 한계점으로는 반사광으로 인해 물체의 형태를 거의 추측할 수 없거나 물체의 부피를 가늠할 수 없을 정도로 기술인 상태의 물체는 부피 측정이 어려울 수 있다. 하지만 위의 극적인 상황들을 제외하고, 위에 제시된 다양한 알고리즘을 통해서 물체의 부피를 측정하게 되면 측정 부피는 기존 부피와 비교했을 때 최대 기존 부피의 1%까지 차이를 줄일 수 있다. 이러한 알고리즘의 연구를 바탕으로 기존의 대형 부피 측정 장치에 비해 가볍게 구동할 수 있고, 정교한 작업을 요구하는 산업에서도 물체의 부피를 측정하는 데에 도움이 될 것이다.

**ACKNOWLEDGMENT**

이 논문은 2020년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1A2C1010476).

**참고 문헌**

[1] Feroni Claudia, Marcellino Massimiliano, Stevanovic Dalibor, "Mixed-frequency models with moving-average components", JAE, Vol.34, No.5 pg.688-706, 2019

[2] Xiang Zhiyang, Xiao Zhu, Wang Dong, Xiao Jianhua, "Gaussian kernel smooth regression with topology learning neural networks and Python implementation", Neurocomputing, Vol.260, pg.1-4, 2017