

고성능 스마트 글래스 기술 구현을 위한 신호 필터링 연구

장훈석*

*한국전자기술연구원

*jhs0053@keti.re.kr

A Study on Signal Filtering for Implementation of High-Performance Smart Glasses Technology

Hoon-Seok Jang*

*Korea Electronics Technology Institute.

요약

견실한 스마트 글래스 구현을 위해 3D 응시 신호 필터링은 중요한 요소 중 하나이다. 3D 정보 추정 기술로써 Shape from Focus (SFF)는 객체를 광축 방향으로 사전에 결정된 스텝 사이즈로 이동시킴으로써 다른 초점 정도를 가지는 2D 영상들을 획득하여 삼차원 정보를 추정하는 기술이다. SFF를 위해 각 스텝에서 2D 영상을 획득할 때, 지터 잡음이라고 불리는 기계 진동이 발생한다. 본 논문에서는 이 지터 잡음을 제거하기 위해 새로운 필터링 기술을 제안한다. 필터링 기술을 SFF에 적용하기 위해 두가지 단계를 거친다. 첫 번째로, 지터 잡음과 초점 커브를 가우시안 함수로 모델링한다. 두 번째로, 지터 잡음을 포함하고 있는 모델링된 초점 커브에 파티클 필터를 설계 및 적용한다. 실험을 통해 제안된 방법의 효율성을 증명한다.

I. 서론

혼합현실 분야에서 견실한 스마트 글래스 구현을 위해서 3D 응시 신호 필터링 기술 연구는 중요한 요소 중 하나이다 [1]. 3D 정보 추정 기술로써 Shape from Focus (SFF)는 그림 1과 같이 객체를 광축 방향으로 일정한 스텝 사이즈로 이동시킴으로써 초점 정도가 다른 2D 영상 시퀀스를 획득하여 삼차원 정보를 복원하는 기술이다 [2].

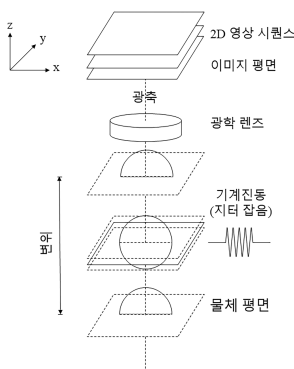


그림 1. Shape from Focus (SFF)

구체적으로는 2D 영상 시퀀스를 획득한 후 각 픽셀에 대하여 초점 측정 연산자를 적용하여 초점값들을 획득한다. 대표적인 초점 측정 연산자들로서 Sum of Modified Laplacian (SML), Gray-level variance (GLV), Tenengrad(TEN) 등이 있다 [3]. 초점값들을 획득한 후에 각 픽셀에 대하여 최대의 초점값에 상응하는 영상 프레임 위치들을 구함으로써 초기 깊이 맵을 얻을 수 있다. 하지만, 초기 깊이 맵은 성능적인 측면에서 한계점을 가지고 있기 때문에 이를 개선하기 위해 다양한 근사화 방법들이 제안되었다 [4]. 하지만, 이 근사화 방법들은 SFF 기술의 근본적인 문제점인

광축 방향으로 기계 진동, 즉 지터 잡음을 제거하지 못한다 [4]. 본 논문에서는 이 지터 잡음을 제거하기 위해 새로운 필터링 기술을 제안한다. 첫 번째로, 지터 잡음 및 초점 커브를 가우시안 함수로 모델링한다. 두 번째로, 새로운 필터링 기술인 파티클 필터를 설계하여 지터 잡음이 존재하는 초점 커브들에 적용함으로써 지터 잡음을 효과적으로 제거하여 최적의 삼차원 영상 복원 결과를 얻을 수 있다.

II. 본론

SFF의 근본적인 문제점인 지터 잡음을 제거하기 위해 다양한 필터링 기술들이 사용될 수 있다. 본 논문에서는 파티클 필터를 설계 및 적용하여 지터 잡음을 제거한다. 파티클 알고리즘은 크게 두가지 단계로 나눌 수 있다. 첫 번째로, 각 파티클에 대하여 가중치를 생성한다. 두 번째로, 새롭게 추정되는 파티클을 얻기 위해 리샘플링을 한다. 첫 번째 단계에서 가중치들은 식 (1)과 같이 각 파티클에 대한 주어진 관측 확률을 기초로 한다.

$$p_y(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_g^2}} e^{-\frac{(z - z_p(i))^2}{2\sigma_g^2}}, \quad 1 \leq i \leq M \quad (1)$$

$p_y(i)$ 는 가우시안 확률 밀도 함수, z 는 지터 잡음에 의해서 변화된 각 영상 프레임의 관측 위치, $z_p(i)$ 는 파티클 벡터, σ_n 은 지터 잡음의 표준 편차, M 은 SFF 시스템이 생성하는 파티클의 수를 나타낸다. 본 논문에서는 $z_p(i)$ 는 각 영상 프레임의 실제 위치를 평균, σ_n 을 표준 편차로 가지는 가우시안 함수에서 무작위 과정을 통해 선택된 영상 프레임 위치로 초기화한다. 그리고 M 은 1000으로 설정한다. 가중치들이 정규화된 후에 새롭게 추정되는 파티클들을 획득하기 위해 두 번째 단계인 리샘플링이 요구된다. 새롭게 추정되는 파티클들은 정규화된 $p_y(i)$ 의 누적 분포를 무작위로 균일하게 샘플링함으로써 얻어진다. 이 샘플링을 통하여 더 높은 가중치들을 가지는 파티클들이 선택된다. 이 파티클 필터 알고리즘은 총 반복 횟수인 N 번 실행된다. 각

영상 프레임의 최적 위치는 N 번째 실행에서 리샘플링을 통해서 얻어지는 최종 추정된 파티클 $z_p(i)$ 의 평균이다. 파티클 필터 알고리즘을 모든 2D 영상들에 적용하여 필터링된 2D 영상 시퀀스를 획득한다. 최종 깊이 맵을 구하기 위해 필터링된 2D 영상 시퀀스에서 각 픽셀에 대하여 초점 측정 연산자 중 하나를 적용함으로써 초점값을 획득한다. 마지막으로, 각 픽셀에 대하여 가장 큰 초점값에 상응하는 영상 프레임 위치들을 구함으로써 최적의 깊이 맵을 획득할 수 있다.

III. 실험

본 논문에서는 실험을 위해 그림 2와 같이 4개의 실험 샘플들이 사용된다 [5]. 가상 샘플인 Simulated cone 영상들은 카메라 시뮬레이션 소프트웨어를 통해 획득되고, $360 \times 360 \times 97$ 차원을 가진다.

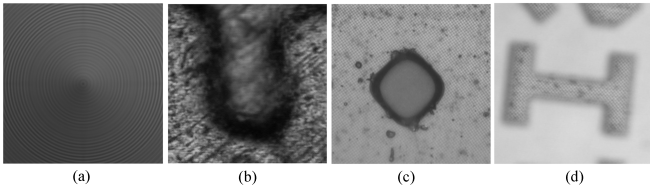


그림 2. 실험 샘플 : (a) Simulated cone, (b) Coin, (c) TFT-LCD filter, (d) Letter-I

실제 샘플인 coin, TFT-LCD filter, Letter-I 영상들은 미세 제어 시스템 (MCS)을 통하여 획득되고, 각각 $300 \times 300 \times 80$, $300 \times 300 \times 60$, $300 \times 300 \times 60$ 차원을 가진다. 제안된 방법의 정량적인 성능 분석을 위해 평균 제곱근 오차 (RMSE), 상관 계수 (Correlation), 최대 신호 대 잡음 비 (PSNR)이 사용된다 [5]. RMSE는 낮을수록, Correlation과 PSNR은 높을수록 성능이 더 좋다는 것을 의미한다. 표 1, 2, 3은 제안된 방법이 적용되기 전과 후에 대한 삼차원 형상 복원의 정량적인 결과를 보여준다. 본 실험을 위해 초점 측정 연산자는 SFF를 위해 자주 이용되는 Sum of Modified Laplacian (SML), Gray Level Variance (GLV), Tenenbaum (TEN)이 사용된다 [5].

표 1. Simulated cone의 형상 복원에 대한 RMSE 비교

Table 1. RMSE comparisons for 3D shape recovery of simulated cone

	SML	GLV	TEN
필터링 전	9.3729	12.5138	15.3404
필터링 후	7.4360	8.3759	8.6061

표 2. Simulated cone의 형상 복원에 대한 Correlation 비교

Table 1. Correlation comparisons for 3D shape recovery of simulated cone

	SML	GLV	TEN
필터링 전	0.7721	0.7320	0.7011
필터링 후	0.9426	0.9317	0.9090

표 3. Simulated cone의 형상 복원에 대한 PSNR 비교

Table 1. PSNR comparisons for 3D shape recovery of simulated cone

	SML	GLV	TEN
필터링 전	20.0176	17.7544	15.9712
필터링 후	22.2381	21.2797	21.0410

표 1, 2, 3을 통해 제안된 필터링이 적용된 삼차원 형상 복원 결과가 RMSE, Correlation, PSNR 관점에서 필터링 전보다 더 개선된 결과를 제공한다는 것을 알 수 있다. 그림 3과 4는 제안된 방법이 적용되기 전과 후에 대한 삼차원 형상 복원의 정성적인 결과를 보여준다.

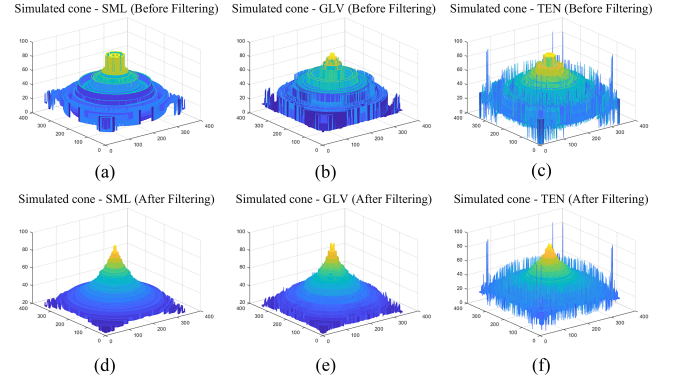


그림 3. 가상 샘플에 대한 삼차원 형상 복원의 정성적인 결과 : (a), (b), (c) - 필터링 전, (d), (e), (f) - 필터링 후

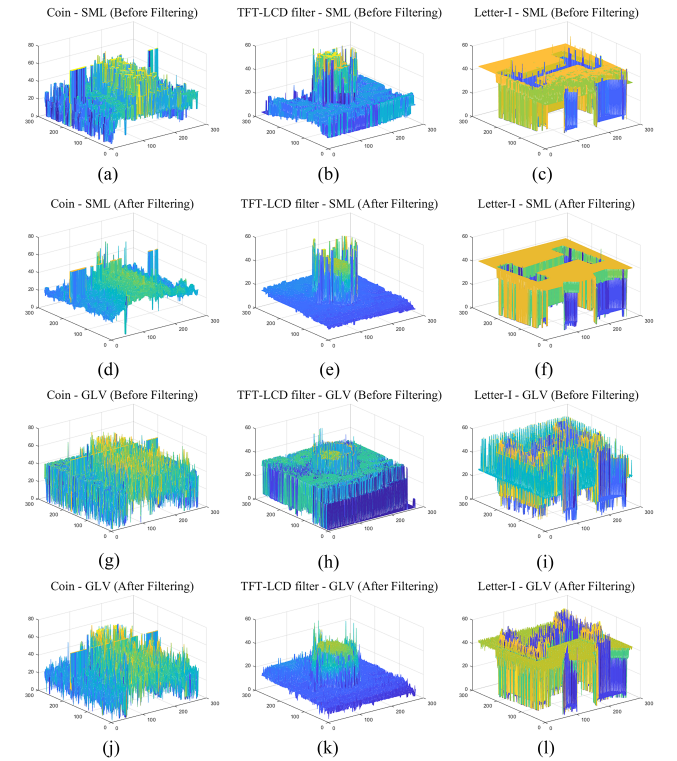


그림 4. 실제 샘플에 대한 삼차원 형상 복원의 정성적인 결과 : (a), (b), (c), (g), (h), (i) - 필터링 전, (d), (e), (f), (j), (k), (l) - 필터링 후

그림 3과 4를 통해 제안된 방법의 적용으로 삼차원 형상 표면이 매끄럽고 잡음이 더 적은 결과를 제공한다는 것을 알 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 SFF의 근본적인 문제점인 기계 진동, 즉 지터 잡음을 제거하기 위해 새로운 필터링 기술을 제안하였다. 첫 번째로, 지터 잡음과 초점 커브를 가우시안 함수로 모델링하였다. 두 번째로, 파티클 필터를 설계하여 초점 커브에 있는 지터 잡음을 제거하기 위해 SFF 시스템에 적용하였다. 실험을 통해 제안된 방법의 효율성을 증명하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021R1F1A1052728).

참 고 문 헌

- [1] D. Y. Cho and M. K. Kang. "Human gaze-aware attentive object detection for ambient intelligence," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 106, pp. 104471, Nov. 2021.
- [2] S. K. Nayar and Y. Nakagawa. "Shape from focus," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 8, pp. 824-831, Aug. 1994.
- [3] S. Pertuz, D. Puig, and M. A. Garcia. "Analysis of focus measure operators for shape-from-focus," *Pattern Recognition*, Vol. 46, No. 5, pp. 1415-1432, May. 2013.
- [4] M. S. Muhammd and T. S. Choi. "Sampling for Shape from Focus in Optical Microscopy," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 34, No. 3, pp. 564-573, Jan. 2012.
- [5] H. S. Jang, G. O. Yun, H. Mutahira, and M. S. Muhammad. "A new focus measure operator for enhancing image focus in 3D shape recovery," *Microscopy Research and Technique*, Vol. 84, No. 10, pp. 2483-2493, Oct. 2021.