

주성분 분석을 이용한 포커스 측정 기법

이익현, 타릭 마무드, 최태선

광주 과학기술원

e-mail : {bombee97, tariq. tschoi}@gist.ac.kr

A New Focus Measure Using Principal Component Analysis

Ik-Hyun Lee, Muhammad Tariq Mahmood, Tae-Sun Choi
Gwangju Institute of Science and Technology

Abstract

This paper introduces a new focus measure using Principal Component Analysis (PCA) for Shape from Focus (SFF). A neighborhood consisting of seven pixels is taken and the focus quality is computed over the whole sequence. The experimental results demonstrate effectiveness and robustness of the proposed method.

I. 서론

SFF방법에서 이미지들은 물체의 작은 스텝이나 카메라 포커스의 변화로 인해 얻어진다. 가장 선명한 픽셀은 아래와 같은 측정 방법에 의해 결정된다. 포커스의 값은 이미지의 선명함에 달려있다. 전통적인 SFF 방법[1]에는 각각의 픽셀의 주위에 작은 윈도우로 인한 포커스 값을 계산 한다. 실제 상황들에서의 객체는 복잡한 기하학 구조를 가지고 있다, 그래서 이 구분적 접근의 근사법은 정확한 depth map[2]을 제공하지 않는다. Subbarao와 choi[2]는 정확한 3D모양을 위해 Focused Image Surface(FIS)라는 새로운 개념을 소개 하였다. FIS는 물체의 포커스가 카메라 렌즈에 의하여

집중된 점집합에 의하여 형성된 표면이다.

이 논문에서는 새로운 방법으로 정확한 3D 형상 복원을 위해 Principal Component Analysis(PCA)를 SFF에 적용할 것을 제안한다. 위치적으로 픽셀의 포커스 값을 계산하는 것에 반대로 제안된 방법은 최상의 포커스 값에서의 픽셀의 위치를 찾는 방법이다.

II. 이전의 연구 방법들

Focus measure는 각각의 프레임에의 각 픽셀에 대한 위치적인 선명함을 결정한다. Sum Modified Laplacian (SML), Threshold Absolute Gradient(TAG), Tenenbaum Focus Measure(TFM), Gray Level Variance(GLV)가 일반적으로 사용된다.

Malik와 Choi[3]는 다양한 근사법을 소개하였으며 Asif와 Choi에 의해 focus measure에 신경망 방법을 적용하여 최적화 하였으며 Bilal과 Choi에 의해 FIS의 복잡성을 다루기 위하여 Dynamic Programming (DP)을 사용하였다.

III. 제안된 방법

PCA는 확률적 과정으로 데이터[4]에 있어서 최대 변화의 방향을 알려준다. 각각의 픽셀은 7개의 인근 픽

셀의 벡터 구성된다. $P(i, j, k)$ 는 이미지 볼륨 $I(x_i, y_j, z_k)$ 의 픽셀이고 $\bar{V}(i, j, k)$ 는 벡터이다. 이 벡터는 식(1)과 같이 정의된다.

$$\bar{V}(i, j, k) = [p(i-1, j-k)p(i, j-1, k)p(i, j, k-1) p(i, j, k)p(i+1, j)p(i, j+1, k)p(i, j, k+1)]^T \quad (1)$$

z방향에 모든 Z벡터들을 모아서 $Z*7$ 차원의 매트릭스를 얻는다. 그것은 $M(i, j)$ 으로 하며 그것의 각각의 열은 벡터 V의 요소를 포함한다. 각 포인트 $P(i, j)$ 에서 z방향($Z*1$)에 화소들의 결과는 $Z*7$ 차원의 매트릭스에 사상된다. PCA는 이 매트릭스 $M(i, j)$ 의 데이터에 적용된다. 첫 단계의 평균 벡터 μ_k 와 공분산행렬 $C(i, j)$ 은 각각 식 (3), (4)에 의하여 계산된다.

$$M(i, j) = [m_{kl}] \quad (2)$$

$$\mu_k = \frac{1}{7} \sum_{l=1}^7 m_{kl} \quad (3)$$

$$C = \frac{1}{7Z-1} \sum_{k=1}^Z (m_{k(i,j)} - \mu_k)(m_{k(i,j)} - \mu_k)^T \quad (4)$$

매트릭스 C의 고유값들과 그들의 고유 벡터들은 SVD방법을 사용하여 계산된다. T를 매트릭스 C의 직교한 고유 벡터들로 하고 변화된 데이터 F는 T와 M과 평균의 차와의 곱셈으로 얻어진다.

$$F = T(m_{k(i,j)} - \mu_k) \quad (5)$$

매트릭스 F의 칼럼들은 주성분 또는 특징으로 알 수 있다. 이를 통해 $P(i, j)$ 픽셀을 위한 depth 값은 1번째 성분에 최대 절댓값의 위치의 위치를 정하는 것으로 식 (6)을 사용하여 계산된다.

$$DV_{(i,j)} = Position(\max(abs([t_{kl}]))) \quad (6)$$

IV. 실험 결과

SFFTR과 제안된 알고리즘 SFFPCA로부터 결과를 분석하고 비교한다. 실험은 두 개의 물체로 실험하였으며 하나는 simulated cone으로 360x360사이즈의 97개의 이미지이고 나머지는 TFT-LCD color filter 이미지들을 사용하였다. 표 1은 simulate cone의 결과이며 SFFPCA의 Correlation은 SFFTR에 비해 높게 RMSE는 더 작음을 보여준다.

FM Operator	RMSE	Correlation
SFFTR	8.6447	0.8990
SFFPCA	8.3340	0.9275

표 1. SFF 알고리즘 비교

그림 1은 SFFPCA와 전통적인 방법에 의해 복원된 simulated cone 이며 제안된 알고리즘의 3D 모양이 SFFTR보다 더 매끄러운 것을 볼 수 있다. 그리고 그림 2에서는 TFT-LCD color filter에서의 결과를 보여 준다.

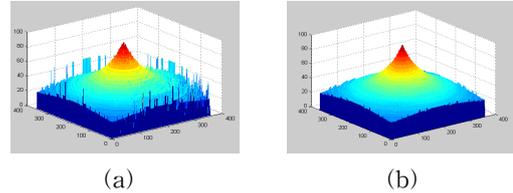


그림 1. Simulated cone: (a) SFFTR (b) SFFPCA

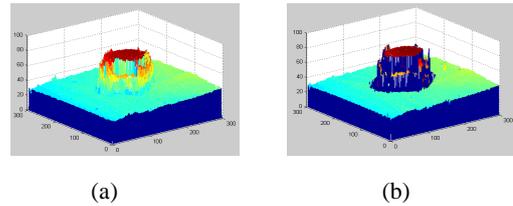


그림 2. TFT-LCD 컬러 필터: (a) SFFTR (b) SFFPCA

V. 결론 및 향후 연구 방향

이 논문에서는 SFF를 위한 PCA를 기초로 한 새로운 알고리즘 소개되었다. 결과는 제안된 방법이 앞선 방법과 비교하여 더 정확하고 매끄러움을 보였다. 향후 Kernel Principal Component Analysis(KPCA)을 사용하는 SSF를 더욱 향상 시킬 계획이다. 선형 분리 가능 특징은 PCA를 이용한 몇몇의 적당한 kernel를 적용하여 산출할 수 있으며 따라서 결과는 더욱 향상 될 것이다.

참고문헌

[1] S.K. Nayar, Y. Nakagawa, Shape from focus, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 16 (8): 824 - 831,1994

[2] M. Subbarao, T.-S. Choi, Accurate recovery of three dimensional shape from image focus, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 17 (3): 266 - 274, 1995.

[3] A.S.Malik and Tae-SunChoi, "Consideration of illumination effects and optimization of window size for accurate calculation of depth map for 3D shaperecovery", Pattern Recognition, 40(1):154-170, 2007.

[4] Bernhard Schölkopf; Alex Smola, "Learning with Kernels", MIT Press, Cambridge, MA, 2002.