

3차원 형상 복원을 위한 재귀적 오차 성분 보정 방법

고성식*

Recursive Error-Component Correcting Method for 3D Shape Reconstruction

Sung-shik Koh*

Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon-City, Gyeonggi-Do, 16677, Korea

요 약

본 연구는 행렬인수분해 기반으로 3차원 형상의 복원을 위한 오차 보정에 관한 것입니다. 기존 행렬인수분해 기반 오차 보정 방법은 전역적인 최적화로 인해 보정에 한계가 있습니다. 따라서 본 논문에서는 전역적 접근 대신 3차원 복원 형상의 주요 오차 영향 인자를 찾아 보정하는 새로운 방법을 제시하였습니다. 우리는 오차 영향 인자를 2차원 재 투영 편차 공간에서 정의하고 그 오차 성분을 직접 보정합니다. 그리고 일련의 과정을 재귀적으로 반복 적용함으로써 오차 보정 성능을 개선시킬 수 있습니다. 이러한 접근 방법은 어떤 기하학적 정보에 의존하지 않고 영향도가 가장 큰 오차 성분 중심으로 제어하기 때문에 잡음에 장점을 가지고 있습니다. 제안한 알고리즘 성능 평가는 합성과 실제 영상 프레임으로 시뮬레이션하여 잡음에 강인한 특성을 증명했습니다.

ABSTRACT

This paper is a study on error correction for three-dimensional shape reconstruction based on factorization method. The existing error correction method based on factorization has a limitation of correction because it is optimized globally. Thus in this paper, we propose our new method which can find and correct the only major error influence factor toward three-dimensional reconstructed shape instead of global approach. We define the error-influenced factor in two-dimensional re-projection deviation space and directly control the error components. In addition, it is possible to improve the error correcting performance by recursively applying the above process. This approach has an advantage under noise because it controls the major error components without depending on any geometric information. The performance evaluation of the proposed algorithm is verified by simulation with synthetic and real image sequence to demonstrate noise robustness.

키워드 : 3차원 복원, SVD, 행렬인수분해, 재귀적 오차 보정

Key word : Three-dimensional reconstruction, SVD, Factorization, Recursive error correction

Received 24 September 2017, Revised 27 September 2017, Accepted 11 October 2017

* **Corresponding Author** Sung-shik Koh(E-mail: phdkss@hanmail.net, Tel:+82-31-301-2582)
Mobile Comm., Samsung Electronics Co., Ltd., Suwon-City, Gyeonggi-Do, 16677, Korea

Open Access <https://doi.org/10.6109/jkiice.2017.21.10.1923>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

최근 스마트폰 업계는 3차원 깊이 정보를 포커싱이나 보케효과에 적용하여 상용화하고 있고, 드론 업계에서는 재난구조, 건설분야 그리고 문화유적지 등에서 광범위하게 활용하고 있다. 이처럼 산업 분야에서는 2차원 영상으로부터 3차원 깊이 정보를 복원하여 다양한 3차원 콘텐츠에 응용하고 있다[1,2]. 2차원 영상에서 3차원 깊이 정보를 추정하는 것은 중요한 기술이지만, 복원의 정확성에 대한 한계 때문에 컴퓨터 비전 분야에서 관련된 연구가 활발히 진행되고 있다[3,4].

가장 일반적인 복원 기술은 특정 투영공간 상에 3차원 형상과 모션을 복원한 후에 메트릭(metric)제한으로 유클리드 공간 상에 이를 최적화하는 방법[5]이다. 이 방법은 영상을 기하학적으로 해석하여 3차원 복원하는 선형 접근 방법으로서 연관성이 많은 소수 영상으로만 동시 처리가 가능하기 때문에 다중 프레임에서는 적용하기 어려운 제약조건이 있다. Tomasi-Kanade[6]는 일반적으로 잘 알려진 행렬인수분해 방식을 이용해 다중 영상 프레임에서 3차원 복원이 가능한 방법을 제시했다. 그렇지만 이 방법은 잡음에 민감하여 형상 복원 최적화를 수행하는데 제한이 있다. Triggs[7]는 잡음 환경에서 형상 복원의 오차를 최소화하기 위해 번들 조정(bundle adjustment) 기법을 제안하였다. 이 방법은 2차원 재 투영 오차 최적화 기법으로서 잡음 분포가 등분산이나 자승의 합이 적을 때는 오차 보정에 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 등분산 백색 화이트 잡음 환경에서 전역적 오차 보정의 단점을 개선하기 위해 주요 오차 영향 인자의 성분을 추정하여 그 오차 인자를 직접 제어하는 새로운 알고리즘을 소개한다.

본 논문의 구성은 2장에서 기존 오차 보정 방법, 3장에서 제안한 오차 보정 방법의 알고리즘을 전개하고, 4장에서 합성과 실제 영상 프레임으로 시뮬레이션하여 기존방법과 우리가 제안한 방법의 성능을 비교한다. 마지막으로 6장에서 결론을 맺는다.

II. 재 투영 오차 보정 방법

다수의 카메라를 통해 실제 세계의 3차원 형상을 구성하는 점군을 2차원 영상에 정사 투영하는 조건은 식

(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_{ij} = A_i X_j + t_i \quad (1)$$

여기서, $X_j = [x_j \ y_j \ z_j \ 1]^T$ ($j = 1, 2, \dots, n$)는 3차원 공간상의 점군, A_i 는 정사투영 행렬, $x_{ij} = [u_{ij} \ v_{ij} \ 1]^T$ ($i = 1, 2, \dots, m$)는 카메라에서 촬영한 2차원 영상의 점군 그리고 t_i 는 평행이동 벡터이다. 미지수인 3차원 정보 A_i 와 X_j 을 추정하기 위해서는 먼저 다수의 2차원 영상들로부터 특징이 있는 점군을 추출해야한다. 이때 추출된 점군의 집합이 관측 점군 x_{ij} 이다. 이는 실제 추출 과정에서 잡음이 발생되기 때문에 다음 식(2)을 근사적으로 표현할 수 있다.

$$\hat{x}_{ij} \simeq A_i X_j + t_i \quad (2)$$

관측 점군은 특이치(SVD) 행렬인수분해 기법에 의해 식(3)과 같이 의미가 있는 3차원 정보가 얻어진다. 이때 이상적인 관측 점군이라면 SVD rank가 3이지만, 식(2)처럼 입력영상에 잡음이 분포하게 되면 rank가 3 이상이 되어 복원 오차가 발생된다.

$$\hat{A}_i \hat{X}_j = \text{SVD}(\hat{x}_{ij}) \quad (3)$$

여기서 \hat{A} 는 카메라의 위치를 결정하는 정사투영 행렬이고 \hat{X} 는 복원된 3차원 형상의 점군이다. 복원 오차를 최적화하는 기법으로 식(4)의 SVD 재 투영 오차 최소화 방법[6]이 있다.

$$\varepsilon_s = \min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \| \hat{x}_{ij} - \hat{A}_i \hat{X}_j \|_F^2 \quad (4)$$

SVD는 식(4)가 최소화되는 행렬 \hat{A} 와 \hat{X} 를 얻기 위해 이용된다. 그리고 또 다른 오차 최적화 방법으로 식(5)의 2차원 재 투영 오차 최소화 방법[8]이 있다.

$$\varepsilon_r = \min \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \| \hat{x}_{ij} - x_{ij} \|_F^2 \quad (5)$$

여기서 \hat{x}_{ij} 는 모든 2차원 영상 프레임에 재 투영된 점군이다. 이 방법은 관측된 점군과 해당 영상 프레임에

재 투영된 점군의 정보를 이용해 오차를 최소화하는 기법이다.

III. 제한한 재귀적 오차 보정 방법

SVD 재 투영 오차 보정 방법이나 2차원 재 투영 오차 보정 방법은 전역적 최적화에 따른 보정의 한계가 있다. 따라서 이 장에서는 2차원 영상의 관측 점군과 해당 영상에 재 투영된 점군으로부터 최대 오차 성분을 추정해서 그 인자를 직접 제어하는 알고리즘을 제안한다. 먼저 복원된 3차원 형상의 점군을 해당 2차원 프레임의 점군에 각각 투영한다. 이때 점군 간의 차이를 재 투영 점군 편차라고 하자.

$$d_{ij} = \tilde{x}_{ij} - \hat{x}_{ij}, (i, j) \in R^2 \quad (6)$$

여기서 재 투영 점군 편차 d_{ij} 는 위치별 편차 요소로 구성되어 있다. 그리고 재 투영 점군 편차가 최대가 되는 위치를 복원 오차의 주요 영향인자의 위치라고 가정한다. 이때 재 투영 최대 편차의 위치는 재 투영 점군 편차 d_{ij} 로부터 식(7)에 정의한다.

$$p_{ij} \equiv \begin{cases} 1, & \text{for only } \max \|d_{ij}\| \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

또한 우리는 최대 편차 위치에 있는 편차 값을 복원 오차와 관련이 가장 큰 요소로 지정한다. 즉 이때의 최대 편차 값을 2차원 관측 점군들 중에서 3차원 복원 시 오차 영향을 가장 많이 끼칠 수 있는 인자로 가정한다. 여기서 재 투영 최대 편차 값을 오차 성분이라 하고 식(8)에서 정의한다.

$$e_{ij} \equiv p_{ij}(\tilde{x}_{ij} - \hat{x}_{ij}) \quad (8)$$

이렇게 최대 오차 영향 인자의 위치와 그때의 오차 성분이 결정되면 다음 단계로 그 위치의 오차 성분을 제어한다. 오차 제어 수단은 식(9)처럼 오차 성분 정보를 이용한다. 이는 관측 점군 \tilde{x}_{ij} 내의 최대 오차 영향 인자에 해당하는 특징 점의 위치를 직접 보정하는 의미가 있다.

$$\hat{x}_{ij} \equiv \tilde{x}_{ij} + (1 - \mu) \cdot e_{ij} \quad (9)$$

여기서 μ 는 보정 수렴 인자로서 수렴에 따른 정확도를 제어한다. 이렇게 최대 오차 영향 인자가 수정된 관측 점군 \hat{x}_{ij} 은 식(10)에서 초기 관측 점군 \tilde{x}_{ij} 로 갱신 교체 된다.

$$\tilde{x}_{ij} \leftarrow \hat{x}_{ij} \quad (10)$$

마지막으로 오차 성분 크기에 대한 임계 값을 설정하여 수렴될 때까지 재귀적으로 식(6)부터 순차적으로 식(10)까지 반복 실행한다.

IV. 시뮬레이션 및 고찰

4.1. 합성 영상 프레임

그림 1은 3차원 공간에 합성 영상 프레임을 구성하기 위한 육면체 형상과 카메라 위치를 나타낸다. 육면체의 크기는 100x100x100[unit]이고 카메라 촬영 거리는 500[unit]이다. 여기서 3차원 형상 점군은 모든 카메라에서 관측되고 카메라는 동일한 내부파라미터가 적용되는 것으로 가정한다. 카메라는 육면체의 중심으로 향하고 10곳에 랜덤하게 위치해 있다.

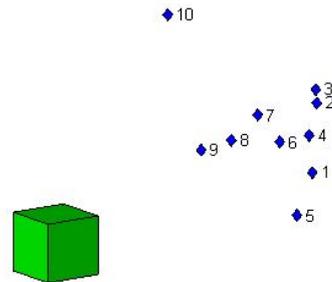


Fig. 1 Data acquisition from 3D Cube and cameras

제안한 알고리즘은 백색 화이트 잡음레벨 0에서 2[unit]까지 랜덤한 분포 환경에서 평가를 수행하고, 오차 보정 회수는 재귀적 반복 수렴 시 변화의 정도가 일정해지는 300회로 제한하였다.

제안한 오차 보정 알고리즘에 대한 평가는 Triggs[7]

의 알고리즘과 비교하였다. 오차 보정 성능에 대한 평가는 잡음이 없는 조건인 참값(ground truth)의 2차원 관측 점군과 3차원 형상을 기준 척도로 이용한다. 먼저 2차원 관측 점군의 보정 성능에 대한 평가 식은 최종 보정된 관측 점군 \hat{x}_{ij} 과 그 참값 x_{ij} 에 대해서 식(11)과 같이 정의된다.

$$E_{2D} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{n \times 2m} \|\hat{x} - x\|^2}{n \times 2m}} \quad (11)$$

그리고 3차원 복원 형상의 정확도 평가 식은 최종 보정된 2차원 관측 점군 \hat{x}_{ij} 으로부터 복원된 3차원 형상 \hat{X}_j 과 그 참값 X_j 에 대해서 식(12)과 같이 정의된다.

$$E_{3D} = \underset{R, T}{\operatorname{argmin}} \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n \|(R \cdot \hat{X}_j + T) - X_j\|^2}{n}} \quad (12)$$

여기서 R 과 T 는 회전행렬과 천이행렬을 나타낸다.

그림 2는 제안한 알고리즘에 의한 오차 보정의 정확도를 판단할 수 있는 그래프이다. 제안한 방법은 재귀적 반복 횟수가 증가할수록 카메라로부터 검출 및 추적한 관측 점군 기준으로 오차가 증가하는 경향처럼 보이지만, 실제 미지의 관측 점군인 참값에는 점점 근접해가고 있음을 알 수 있다. 이는 잡음이 내포된 관측 점군에 전역적 수렴이 아닌 독립적인 오차 보정을 할 수 있음을 의미한다.

각각 다른 잡음 레벨 환경에서 2차원 관측 점군의 보정 성능에 대한 평가는 그림 3(a)에서 확인할 수 있으며, 그 결과는 제안한 알고리즘의 성능이 다양한 잡음 환경에서 보정 효과가 우수함을 알 수 있다. 그리고 그림 3(b)의 3차원 복원 형상에 대한 정확도 평가 역시 제안한 알고리즘의 오차 보정 성능이 우수하다는 것을 알 수 있다. 여기서 Triggs[7]방법은 특히 백색 화이트 잡음 환경에서 3차원 형상 복원의 정확도에 제한이 따른다는 것을 확인할 수 있다.

구체적인 예로서 그림 4는 잡음 레벨 2에서 복원된 3차원 형상의 길이, 각도 그리고 깊이에 대한 오차의 예이다.

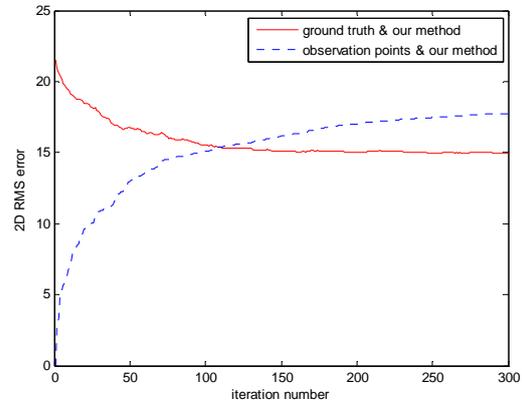
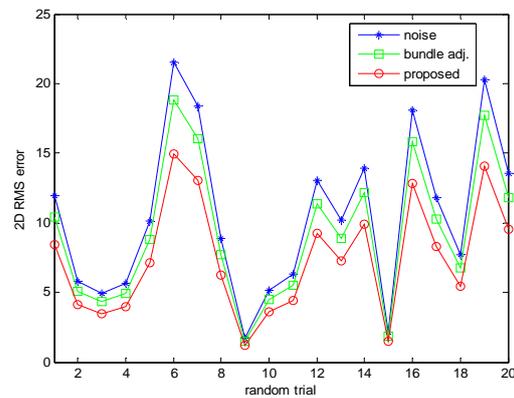
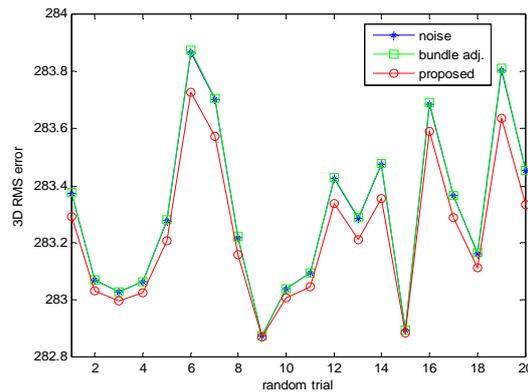


Fig. 2 2D-RMS errors by 300 times iteration (noise level = 2, $\mu = 0.5$)



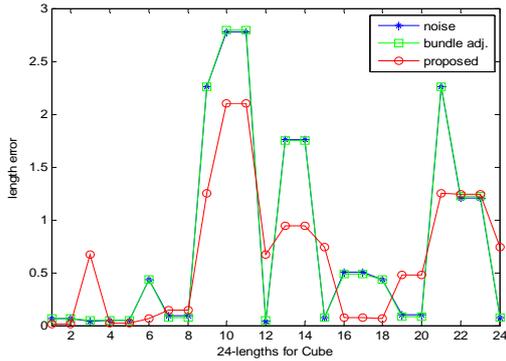
(a) 2D-RMS errors under various noise level



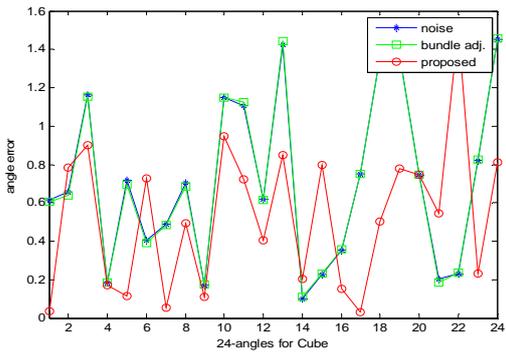
(b) 3D-RMS errors under various noise level

Fig. 3 Performance of our method for Cube image sequence

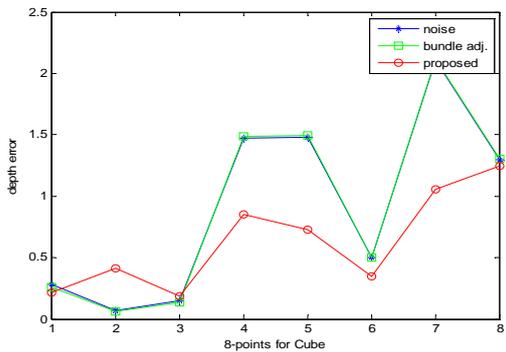
제안한 방법이 Triggs[7] 방법 보다 3차원 공간상에서 전체적으로 정확성이 확보되고 있음을 알 수 있다. 이는 제안한 알고리즘이 복원 오차에 영향을 주는 주요 인자를 제어할 수 있도록 설계했기 때문에 Triggs[7] 방법 보다 오차 보정 성능이 우수하다는 것을 의미한다.



(a) 24-length errors for Cube



(b) 24-angle errors for Cube

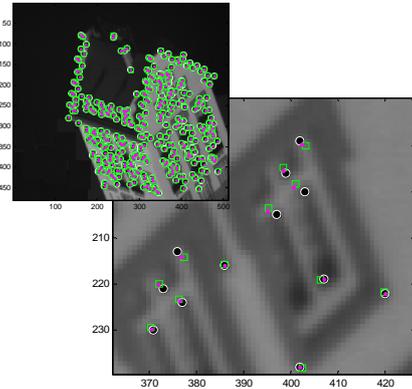


(c) 8-point depth errors for Cube

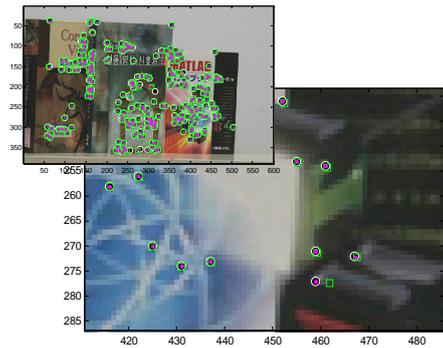
Fig. 4 Length, angle, and depth errors for reconstructed 3D Cube shape (noise level = 2unit)

4.2. 실제 영상 프레임

제안한 알고리즘을 실제 영상으로 평가하기 위해 'House'와 'Books' 영상에 대해 각각 10개 프레임을 이용한다. 이들 영상 프레임의 관측 점군은 Harris의 코너 검출기와 Kanade-Lucas-Tomasi(KLT)[9] 추적기로 구성하였다. 그림 5는 영상 프레임 중 각각 첫 번째 영상이고, 검출 및 추적된 관측 점군은 검은색 "○"로 표시하였다. 그리고 제안한 알고리즘의 복원 결과는 마젠타 "•", Triggs[7] 알고리즘의 복원 결과는 녹색 "□"로 표시하였다. 실험 결과 제안한 알고리즘이 합성 영상의 결과처럼 실제 영상 프레임에서도 오차 보정이 가능함을 확인하였다.



(a) 3D reconstruction for 'House' image sequence



(b) 3D reconstruction for 'Book' image sequence

Fig. 5 Performance of our method for Real image sequence

V. 결 론

본 논문에서는 행렬인수분해기반 3차원 형상 복원 과정에서 필연적으로 발생하는 오차를 재귀적으로 보정하는 새로운 방법을 소개하였다. 제안한 알고리즘은 복원 오차 영향도가 가장 큰 인자의 오차 성분을 직접 제어하여 전역적 오차 보정이 아닌 독립적인 오차 보정을 할 수 있고, 또한 재귀적 반복 횟수가 증가할수록 미지의 관측 점군인 참값으로 효과적으로 근접해 가고 있음을 확인 했다. 합성과 실제 영상 실험 결과를 통해서 제안한 오차 보정 알고리즘이 Triggs[7]의 알고리즘에 비해서 백색 화이트 잡음에 강건하고 오차 보정에도 효과적임을 확인할 수 있었다.

향후 연구 방향은 손실된 관측 점군이 있는 환경으로 확장하고, 교육 및 산업 분야의 증강현실 기술 적용에 필요한 3차원 기술 활용에 기여할 것이다.

REFERENCES

[1] M. Martinello, A. Wajs, S. Quan, H. Lee, C. Lim, T. Woo, W. Lee, S. S. Kim, and D. Lee, "Dual Aperture Photography: Image and Depth from a Mobile Camera Computational Photography" in *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computational Photograph*, Houston: TX, pp. 1-10, 2015.

[2] G. S. Lee, Y. W. Choi, M. H. Lee, S. G. Kim, and G. S. Cho, "Reconnaissance Surveying for Cultural Assets using Unmanned Aerial Vehicle," *Journal of the Korean Cadastre*

Information Association, vol. 18, no. 3, pp. 25-34, Dec. 2016.

[3] D. W. Shin and Y. S. Ho, "Implementation of 3D object reconstruction using a pair of kinect cameras," in *Proceeding of the 2014 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference*, Chian Mai: Thailand, pp. 1-4, 2014.

[4] F. Santoso, M. A. Garratt, M. R. Pickering, and M. Asikuzzaman, "3D Mapping for Visualization of Rigid Structures: A Review and Comparative Study," *International Journal of IEEE Sensors*, vol. 16, no. 6, pp. 1484-1507, Mar. 2016.

[5] Q. T. Luong and O. Faugeras, "The fundamental matrix: Theory, algorithms, and stability analysis," *International Journal of Computer Vision*, vol. 17, no. 1, pp. 43-76, Jan. 1996.

[6] C. Tomasi and T. Kanade, "Shape and motion from image streams under orthography: A factorization method," *International Journal of Computer Vision*, vol. 9, no. 2, pp. 137-154, Nov. 1992.

[7] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley, and A. Fitzgibbon, "Bundle adjustment - A modern synthesis," in *Vision Algorithms: Theory and Practice (W. Triggs, A. Zisserman, and R. Szeliski, eds.)*, New York: Springer Verlag, pp. 298-375, 2000.

[8] Y. S. Hung, W. K. Tang, "Projective reconstruction from multiple views with minimization of 2D reprojection error," *International Journal of Computer Vision*, vol.66, no. 3, pp. 305-317, Mar. 2006.

[8] S. Baker and I. Matthews, "Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework," *International Journal of Computer Vision*, vol.56, no. 3, pp. 221-255, Mar. 2004.



고성식(Sung-shik Koh)

2002년 조선대학교 전자공학과 공학박사
2006년 오사카시립대학교 공학연구과 post-doc 연구원
2006년 ~ 현재 삼성전자 무선사업부 수석연구원
※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 3D복원, 영상신호처리