

3 차원 측정 데이터와 영상 데이터를 이용한 특징 형상 검출

Feature Detection using Measured 3D Data and Image Data

김한솔^{1,✉}, 정건화¹, 장민호¹, 김준호²
Hansol Kim^{1,✉}, Keonhwa Jung¹, Minho Chang¹, and Junho Kim²

¹ 고려대학교 기계공학부 (Department of Mechanical Engineering, Korea Univ.)

² 국민대학교 컴퓨터공학부 (School of Computer Science, Kookmin Univ.)

✉ Corresponding author: reecane@korea.ac.kr, Tel: +82-2-3290-4951

Manuscript received: 2012.12.14 / Revised: 2013.3.26 / Accepted: 2013.5.17

3D scanning is a technique to measure the 3D shape information of the object. Shape information obtained by 3D scanning is expressed either as point cloud or as polygon mesh type data that can be widely used in various areas such as reverse engineering and quality inspection. 3D scanning should be performed as accurate as possible since the scanned data is highly required to detect the features on an object in order to scan the shape of the object more precisely. In this study, we propose the method on finding the location of feature more accurately, based on the extended Biplane SNAKE with global optimization. In each iteration, we project the feature lines obtained by the extended Biplane SNAKE into each image plane and move the feature lines to the features on each image. We have applied this approach to real models to verify the proposed optimization algorithm.

Key Words: Biplane SNAKE (2 평면 스네이크), 3D feature optimization (3 차원 특징 형상 최적화), Computer Vision (컴퓨터 비전)

1. 서론

3차원 스캐닝 기술은 물체의 3차원 형상 정보를 측정하는 기술이다. 3차원 스캐닝으로 얻은 3차원 형상 정보는 후처리 과정을 거쳐서 CAD 모델 생성, CAE 해석, 역설계 및 품질 검사 등의 분야에 사용한다.^{1,2}

스테레오비전과 구조광을 이용한 3차원 스캐닝은 측정하고자 하는 대상에 코드화된 패턴을 투영한 다음 여러 대의 카메라로 대상을 촬영한 뒤 촬영된 영상들 간의 차이를 이용하여 대상을 3차원으로 구성하는 방법이다.³ 빠른 속도로 물체를 정밀하게 측정할 수 있는 장점이 있으며 기계 부품을 측정하는 데 적합하여 역설계나 품질 검사를

위한 스캐닝에 사용할 수 있다.⁴

역설계나 품질 검사를 하기 위해서는 모델을 측정된 다음 측정된 데이터로부터 치수 측정의 기준이 될 수 있을만한 특징 형상을 찾아야 한다. 측정 대상의 특징 형상으로는 구멍, 모서리나 경계 등이 사용될 수 있다. 컴퓨터 비전을 이용하여 특징 형상을 측정할 때에는 2차원 영상으로부터 특징 형상을 측정하거나 측정된 3차원 데이터로부터 특징 영상을 측정할 수 있다. 측정 대상의 정확한 치수를 알기 위해서는 3차원 데이터로부터 특징 형상을 획득해야만 한다.⁵

3차원 측정 데이터로부터 특징 형상을 찾을 때에는 주로 3차원 데이터 표면의 곡률 정보를 사용한다.^{6,7} 그러나 실제 3차원 데이터를 이용하여 특

징 형상을 정확하게 찾아낼 때 특징 형상의 가공 상태, 형태나 위치에 따라서 3차원 데이터로부터 특징 형상을 정확하게 찾기 어려운 경우가 발생한다. 이러한 경우 특징 형상을 정밀하게 찾기 위하여 Data Fitting을 사용할 수 있다.⁸ 이 때 2차원 영상을 사용한다면 3차원의 특징 형상을 찾는 데 도움을 줄 수 있다.⁹

본 논문에서는 3차원 특징 형상의 위치를 보다 정확하게 측정하기 위하여 Zisserman et al. 의 방법으로 구성된 직선 특징 형상을 SNAKE 알고리즘과 이를 확장한 Biplane SNAKE 를 이용하여 최적화하는 연구를 진행하였다. 본 연구에서 사용한 최적화 기법은 LIDAR 뿐만 아니라 다양한 방법으로 획득한 3차원 특징 형상에 대하여 적용할 수 있다.¹⁰⁻¹²

2. Related work

3차원 데이터로부터 특징 형상을 찾기 위해서는 일반적으로 곡률을 사용한다. Curvature tensor를 이용하면 3차원 데이터의 각 부분을 면, 모서리, 꼭지점 등으로 나눌 수 있으며 이를 이용하여 특징 형상을 설정할 수 있다.⁶ Ridge-and-valley는 3차원 데이터에서 능선을 가장 잘 찾을 수 있는 방법으로서 경계면이나 날카로운 모서리 등을 잘 찾아낼 수 있다.⁷ 그러나 3차원 측정 데이터에는 노이즈가 많이 있으며 곡률 정보는 이러한 노이즈가 많은 3차원 측정 데이터를 미분하여 얻기 때문에 곡률 데이터를 이용하여 특징 형상의 위치를 찾는 데에는 한계가 있다. 특히 노이즈를 제거하기 위하여 스무딩을 하였을 경우 특징 형상 근방의 곡률이 주위와 비슷해져 정확한 위치를 찾기 힘든 경우가 발생하기도 한다.

Zisserman et al.은 건물에 직선 형태의 모서리가 많다는 점에 착안하여 항공 촬영한 영상을 이용하여 건물의 윤곽을 3차원으로 구성하였다.¹⁰ 이 방법을 응용하면 직선 형태의 모서리가 많은 기계 부품을 측정할 때 3차원 특징 형상을 손쉽게 찾을 수 있다.

Biplane SNAKE는 SNAKE 알고리즘을 two-view 에 적용하여 3차원의 특징 형상의 위치를 최적화하는 기법이다. 3차원의 특징 형상의 위치를 최적화하기 위하여 최급 강하법을 이용하여 에너지를 정의하고 에너지를 최소화한다. 이를 여러 뷰에 확장시킨 뒤 3차원 특징 형상에 적용시키면 보다

정확한 특징 형상을 구성할 수 있게 된다.¹²

3. 특징 형상과 영상

3.1 특징 형상의 구성

두 곳의 위치에서 영상을 촬영했을 때 두 위치의 extrinsic parameter를 알면 각각의 영상 으로부터 특징 형상을 찾고 이를 이용하여 특징 형상을 3차원에 구성할 수 있다.

특징 형상이 직선인 경우 각 카메라마다 카메라 좌표계의 원점과 영상의 직선을 3차원 상에서

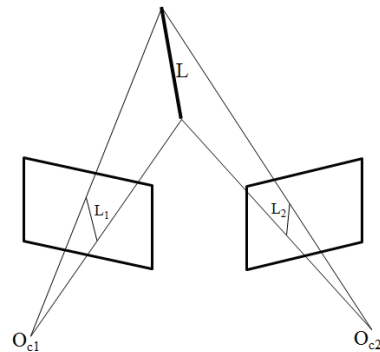


Fig. 1 Constructed line on the 3D

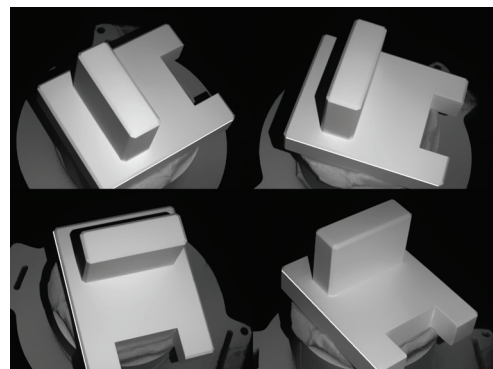


Fig. 2 Feature line on the image

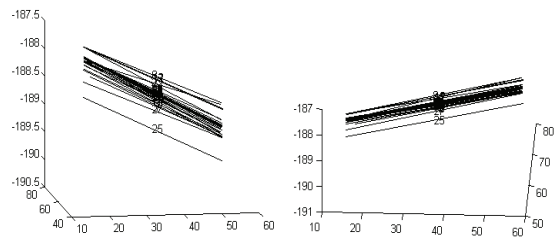


Fig. 3 Constructed feature lines from 8 view on the 3D

연결한 평면을 만들 수 있으며 이를 이용하면 3차원의 직선을 구성할 수 있다(Fig. 1).

영상에서 직선의 특징 형상을 찾기 위하여 LSD를 사용하였다.¹³ LSD로 여러 장의 사진에서 특징 형상을 찾은 다음 사진을 두 장씩 조합하여 3차원 공간에 직선을 구성하였다(Fig. 2). 이 때 영상에서 찾은 직선과 각 위치의 extrinsic parameter에는 오차가 존재하므로 3차원 공간에 직선은 선택한 영상에 따라서 다양하게 나타나게 된다(Fig. 3).

3.2 구배 방향 직선과 에너지

영상에 투영된 3차원 특징 형상은 윤곽선에 위치해야 하지만 3차원 특징 형상의 에러로 인하여 윤곽선에서 떨어진 곳에 투영된다. 따라서 3차원의 특징 형상이 각 영상에 투영되었을 때 윤곽선과 일치하도록 하여야 한다.

Biplane SNAKE에서는 이를 해결하기 위하여 영상에서 최급 강하법을 사용하여 투영된 직선의 이동 방향을 결정한다. 영상의 윤곽선은 1차 구배로 나타나고 1차 구배의 수렴 방향을 찾기 위하여 2차 구배를 이용하여 이동 방향을 결정한다. 이 때, 영상에서의 각 위치에 따라 이동 방향과 크기가 다르므로 투영된 직선을 여러 개의 노드로 나눈 다음 각 노드에서 이동 벡터를 구한다(Fig. 4).

이렇게 구한 이동 벡터 방향으로 3차원의 특징 형상을 이동시키기 위하여 구배 방향 직선을 구성한다. 각 뷰에서 카메라 원점과 노드가 이동한 후의 위치를 연결하면 구배 방향 직선을 구성할 수 있으며 특징 형상을 구배 방향 직선 쪽으로 이동시키면 최적의 위치를 찾을 수 있다(Fig. 5).

특징 형상을 구배 방향 직선 쪽으로 이동시키기 위하여 특징 형상 직선과 구배 방향 직선의 거리를 에너지로 설정한 다음 가우스-뉴턴 방법을 이용하여 에너지를 최소로 하는 특징 형상의 위치를 찾는다. 이를 반복하여 특징 형상의 최적 위치를 찾을 수 있다(Fig. 6).

4. 실험 결과

4.1 가상 데이터

최적화 알고리즘의 평가를 위하여 가상 데이터를 생성하여 실험하였다. 임의의 선분 L_{ref} 를 생성한 다음 L_{ref} 를 6개의 가상 뷰로 투영시켰다. 각각의 투영된 뷰에서 투영된 직선을 경계로 양쪽 방향으로 흑-백 영상을 만들었다.

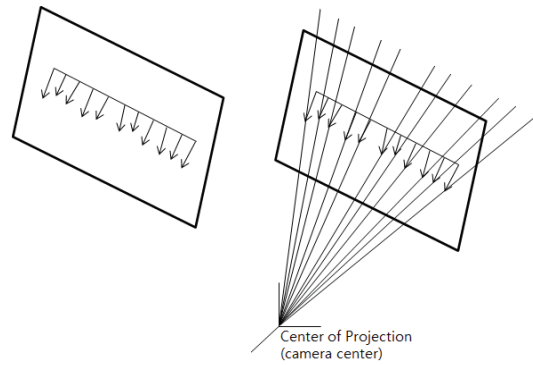


Fig. 4 2nd order image gradient and gradient direction lines

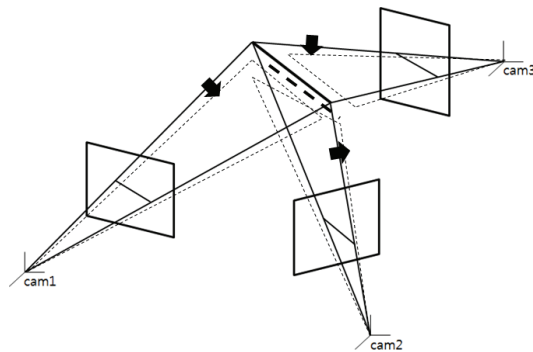


Fig. 5 Multiple view gradient direction and global optimization

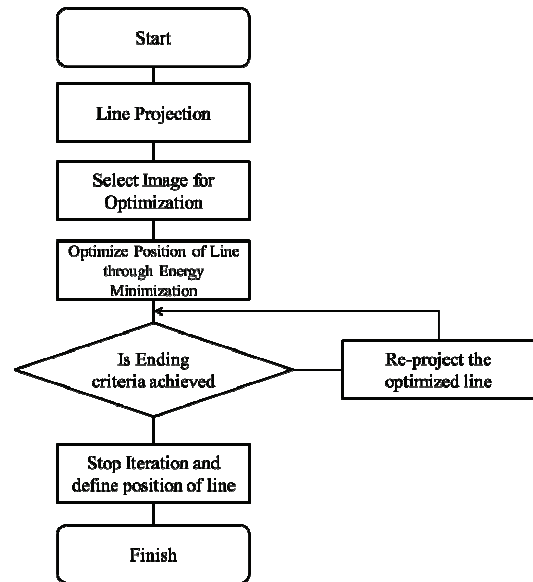


Fig. 6 Optimization flowchart

3차원 직선의 최적화를 위해 L_{ref} 를 난수를 이용하여 변형한 L_0 을 만들고 이를 6개의 영상을 이용하여 최적화했다. 알고리즘의 수렴 조건을 판정하기 위해서 500회 반복하였으며 구배 직선의 이동 가중치에 가중 상수 α 를 0.1, 5, 10, 100으로 실험하였다. 단, 0.1의 경우 500회로 수렴하지 않아 2000회로 증가시켜 수행하였다.

Table 1은 최적화 후 와 최적화된 선분의 평균 거리를 측정한 것이다. 가중 상수가 1일 때 오차가 가장 적으며 가중 상수가 증가할수록 오차가 커지는 것을 확인할 수 있다.

Fig. 7은 가중 상수 1을 사용한 최적화의 에러를 나타낸다. 최적화를 진행함에 따라 에러가 감소하는 것을 확인할 수 있다.

4.2 측정 데이터

알고리즘 검증을 위해 실제 모델을 제작하여 실험하였다. 실제 모델은 Fig. 8과 같은 형태로 제작되었으며 전체 크기는 50×40×30(mm)이고 각 모서리는 1×1mm로 모따기 되어있다(Fig. 9).

먼저 모델에서 ①~④를 측정하였다. 측정한 결과는 다음과 같다(Table 2).

①~④를 측정하기 위해 모델에서 8곳의 직선을 구성하였다. 각 직선당 8개의 위치에서 사진을 촬영하여 사진들을 이용하여 특징 형상 직선을 3차원으로 구성하였다. 이상값은 제외하였다.

Table 1 Error due to iteration weight

α	AvgDist(L_{ref})(mm)
0.1(2000)	0.7581
1	0.0072
5	0.0679
10	0.1320
100	0.7186

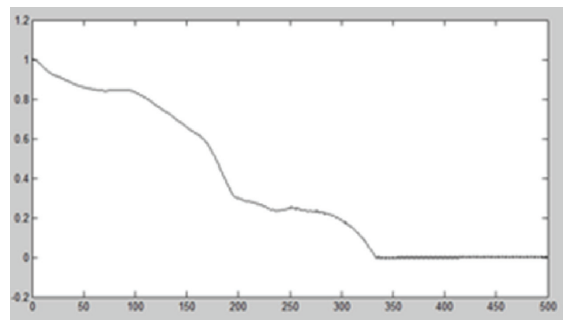


Fig. 7 Optimization error

Fig. 10은 2차원 직선들을 이용하여 구성된 특징 형상이며 Fig. 11은 Fig. 10의 직선들을 최적화한 특징 형상이다. 최적화 후 일부 좋지 않은 초기값

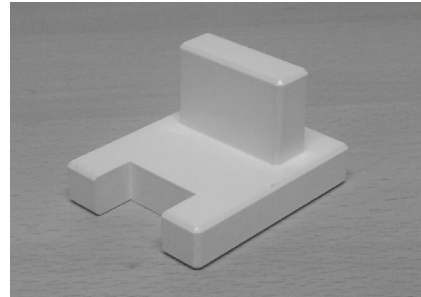


Fig. 8 Measured model

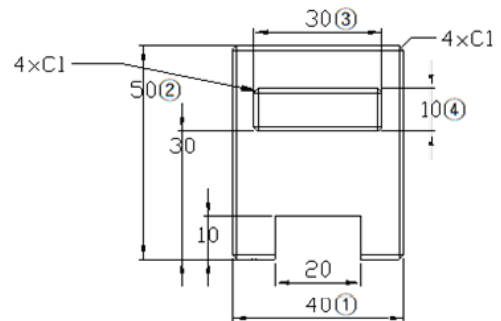


Fig. 9 Dimension of the model and measure point

Table 2 Distance of measured position

Position	Distance(mm)
①	40.17
②	50.16
③	30.19
④	10.18

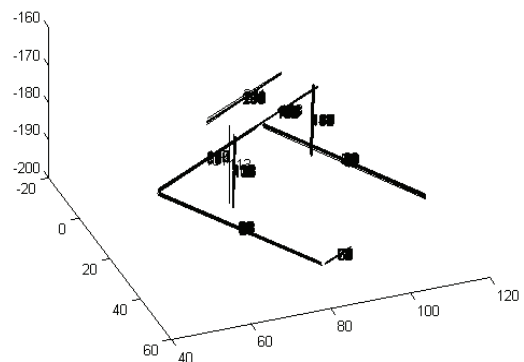


Fig. 10 Constructed 3D feature lines

을 제외한 나머지 직선들이 수렴하는 것을 확인할 수 있다. Fig. 12는 최적화된 직선들을 영상에 다시 투영하여 영상과의 적합도를 확인한 영상이다. 최적화의 정확도를 측정하기 위하여 수렴한 후의 ①~④를 측정하였다(Table 3).

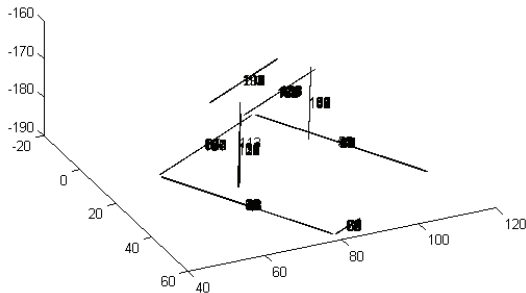


Fig. 11 Optimized 3D feature lines

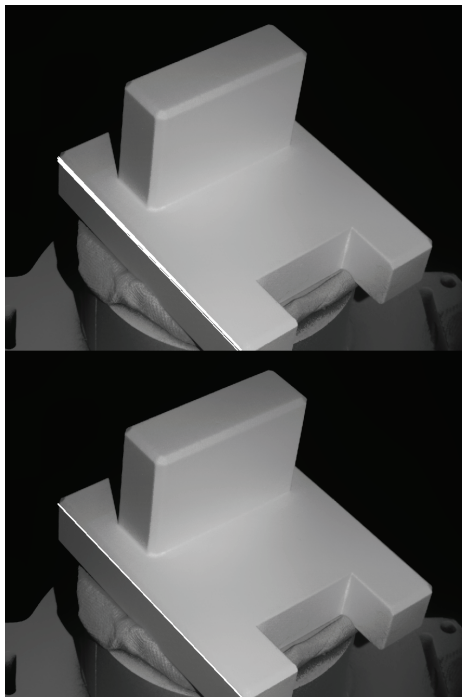


Fig. 12 Optimized 3D feature lines

Table 3 Distance of measured position by optimization

Position	Distance(mm)	Error(mm)
①	40.05	0.12
②	50.15	0.01
③	30.06	0.13
④	10.01	0.17

5. 결론

본 논문에서는 3차원 특징 형상 직선의 위치를 Biplane SNAKE를 이용하여 최적화하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법을 이용하면 3차원 특징 형상의 초기 위치가 조금씩 다르더라도 일관성 있는 최적화 결과를 얻을 수 있다.

하지만 특징 형상의 초기 위치가 좋지 못할 경우에는 최적화의 결과로 잘못된 위치를 얻을 수 있다. 측정 모델에서 모따기 근방은 특징 형상간 거리가 짧아 영상을 획득할 때 조명이나 각도 등의 조건에 따라 영상에서 좋지 못한 특징 형상을 얻을 수 있다. 따라서 정확한 특징 형상을 얻기 위한 영상 촬영 조건을 확보하고 최적화를 해야 한다.

향후 연구를 Spline에 적용하고 각 특징 형상들의 네트워크를 구성하여 특징 형상 네트워크 전체의 최적화를 수행한다면 촬영한 모델의 온전한 특징 형상 네트워크를 정밀하게 얻을 수 있을 것으로 기대되며 최적화된 네트워크를 사용하여 역설계를 위한 스캔 데이터의 CAD 모델화나 스캔 모델의 수정 등에 사용할 수 있을 것으로 기대된다.

후 기

이 논문은 서울시 산학연 협력사업(ST110036)과 2013년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2013R1A1A2010619).

참고문헌

1. Thompson, W. B., Owen, J. C., Stark, S. R., and Henderson, T. C., "Feature-based reverse engineering of mechanical parts," Robotics and Automation, Vol. 15, No. 1, pp. 57-66, 1999.
2. Lee, S. Y. and Lim, S. G., "Three dimensional measurements using machine vision," J. Korean Soc. Precis. Eng., Vol. 18, No. 3, pp. 18-22, 2001.
3. Battle, J., Mouaddib, E., and Salvi, J., "Recent progress in coded structured light as a technique to solve the correspondence problem: a survey," Pattern Recognition, Vol. 31, No. 7, pp. 963-982, 1998.
4. Galanulis, K., "Optical measuring technologies in sheet metal processing," Advanced Materials

- Research, Vol. 6-8, pp. 19-34, 2005.
5. Malassiotis, S. and Srinatzis, M. G., "Stereo vision system for precision dimensional inspection of 3D holes," *Machine Vision and Applications*, Vol. 15, No. 2, pp. 101-113, 2003.
 6. Lavoué, G., Dupont, F., and Baskurt, A., "A new CAD mesh segmentation method, based on curvature tensor analysis," *Computer Aided Design*, Vol. 37, No. 10, pp. 975-987, 2005.
 7. Ohtake, Y., Belyaev, A., and Seidel, H. P., "Ridge-valley lines on meshes via implicit surface fitting," *ACM Trans. Graph*, Vol. 23, No. 3, pp. 609-612, 2004.
 8. Biegelbauer, G. and Vincze, M., "3D Vision-Guided Bore Inspection System," *Proc. of the Fourth IEEE International Conference on Computer Vision Systems*, p. 22, 2006.
 9. Cho, S. H., Cho, M. W., and Kim, J. D., "Reverse engineering of 3D compound shapes using delaunay triangulation," *J. Korean Soc. Precis. Eng.*, Vol. 17, No. 7, pp. 181-188, 2000.
 10. Schmid, C. and Zisserman, A., "The Geometry and Matching of Lines and Curves Over Multiple Views," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 40, No. 3, pp. 199-233, 2000.
 11. Kass, M., Witkin, A., and Terzopoulos, D., "Snakes: Active contour models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, 1998.
 12. Morales, C. C., Radeva, P., Toledo, R., Villanueva, J. J., and Mauri, J., "3D curve reconstruction by biplane snakes," *International Conference on Pattern Recognition*, Vol. 4, pp. 4563-4566, 2000.
 13. von Gioi, R. G., Jakubowicz, J., Morel, J. M., and Randall, G., "LSD: A Fast Line Segment Detector with a False Detection Control," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, No. 4, pp. 722-732, 2010.