

An Accurate Extrinsic Calibration of Laser Range Finder and Vision Camera Using 3D Edges of Multiple Planes

Sung-In Choi[†] · Soon-Yong Park^{**}

ABSTRACT

For data fusion of laser range finder (LRF) and vision camera, accurate calibration of external parameters which describe relative pose between two sensors is necessary. This paper proposes a new calibration method which can acquire more accurate external parameters between a LRF and a vision camera compared to other existing methods. The main motivation of the proposed method is that any corner data of a known 3D structure which is acquired by the LRF should be projected on a straight line in the camera image. To satisfy such constraint, we propose a 3D geometric model and a numerical solution to minimize the energy function of the model. In addition, we describe the implementation steps of the data acquisition of LRF and camera images which are necessary in accurate calibration results. In the experiment results, it is shown that the performance of the proposed method are better in terms of accuracy compared to other conventional methods.

Keywords : Extrinsic Calibration, Laser Range Finder, Camera, Pose Estimation

다중 평면의 3차원 모서리를 이용한 레이저 거리센서 및 카메라의 정밀 보정

최성인[†] · 박순용^{**}

요 약

레이저 거리센서와 비전 카메라의 정보를 융합하기 위해서는 두 센서 사이의 상대적인 위치관계를 설명하는 외부 파라미터를 정확하게 보정하는 것이 필수적이다. 본 논문에서는 레이저 거리센서와 카메라 좌표계 간의 외부 파라미터를 기존에 알려진 방법보다 쉬우면서도 정확하게 획득할 수 있는 새로운 보정 방법을 제안하고자 한다. 본 논문에서 제안한 방법의 접근법은 레이저 거리센서로 획득한 3차원 구조물의 모서리 정보를 영상으로 투영하였을 때 반드시 하나의 직선상에 존재해야 한다는 것을 제약조건으로 한다. 이러한 제약조건을 만족하는 3차원 기하모형을 제시하고 이 모델의 에너지 함수를 최소화하기 위한 수치적 해법을 소개한다. 또한 높은 정밀도의 보정을 위하여 레이저 거리정보 및 카메라 영상의 획득 과정에 대해서도 상세히 설명한다. 실험을 통해 제안된 방법의 성능이 기존의 방법에 비하여 보다 높은 정밀도를 보임을 확인할 수 있었다.

키워드 : 외부변수 보정, 레이저 거리 측정기, 카메라, 위치 추정

1. 서 론

레이저 거리센서(laser range finder, 이하 LRF)를 이용한 무인자율주행 로봇의 위치추정 기술은 오늘날 로보틱스(robotics)

분야에서 가장 활발하게 진행되고 있는 연구 주제 중 하나이다. 이와 더불어 3차원 컴퓨터 비전 분야에서는 오랜 시간 동안 Visual SLAM(Simultaneous Localization and Mapping) 기술이 지난 10년 동안 큰 주목을 받아왔다. 최근에는 LRF, 레이더, GPS, IMU 등 두 개 이상의 다중센서를 동시에 운용하는 위치인식 기술들이 보고되고 있는 가운데, 특히 LRF와 카메라 정보를 동시에 이용하는 융합 기반 SLAM 기술이 큰 반향을 일으키고 있다[1-6]. 이러한 성공적인 연구 결과들은 LRF 및 카메라 정보 융합의 타당성을 잘 설명해주고 있으며 현재 보다 진보된 기술적 발전과 가능성이 점쳐지고 있다.

※ 본 연구는 한국과학기술원 국방무인화기특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소 연구비 지원, 그리고 한국연구재단 이공분야기초연구사업의 일반연구차지원사업(2014R1A1A2059784)의 지원으로 수행되었음.

† 준 회원: 경북대학교 컴퓨터학부 박사과정

** 정 회원: 경북대학교 컴퓨터학부 부교수

Manuscript Received: January 14, 2015

First Revision: March 20, 2015

Accepted: March 23, 2015

* Corresponding Author: Soon-Yong Park(sypark@knu.ac.kr)

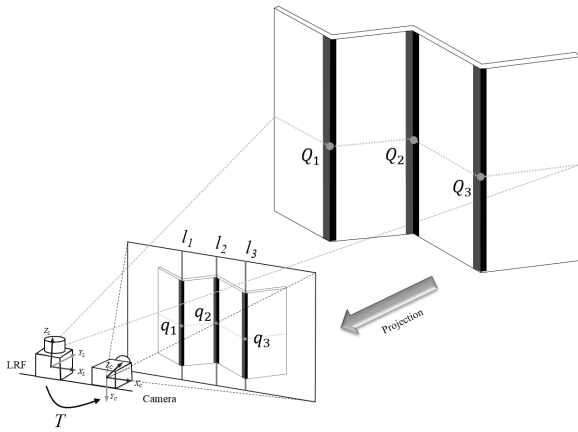


Fig. 1. Basic Concept of the Proposed LRF-camera Calibration Method

LRF와 카메라의 정보를 서로 융합하기 위해서는 3차원 공통좌표계에서 두 센서 사이의 상대적인 위치관계를 설명하는 외부파라미터(extrinsic parameter)를 정확하게 획득하는 것이 필수적이다. Zhang의 방법은 평면 체스보드 보정판을 이용한 접근법으로서 가장 일반화된 보정 알고리즘으로 알려져 있다[7]. 하지만 평면을 사용하는 알고리즘 특성상 회전 변환에 대한 모호성(ambiguity)이 있어 잘못된 보정 결과를 종종 도출하는 문제점이 보고되고 있다[8]. Vasconcelos[8] 등은 LRF와 카메라 사이의 외부파라미터를 계산하기 위해 P3P(Perspective-3-Point) 문제를 적용하였다. 평면 체스보드 보정판을 사용했음에도 불구하고 Zhang의 방법 대비 뛰어난 보정 성능이 실험을 통해 검증되었다. Naroditsky 등은 Zhang 방법과 유사한 기하조건을 바탕으로 Macaulay resultant 기법을 이용한 다차원 방정식의 해를 구하여 외부파라미터를 획득하였다[9].

LRF로 획득한 깊이 값과 이에 일대일로 상응하는 영상 점 사이의 관계를 곧바로 이용하여 외부파라미터를 추정하는 연구사례도 보고되었다[10]. 하지만 이러한 방법의 경우 LRF의 빔(beam)이 눈에 보이는 가시광선이거나 카메라가 IR 센서를 내장해야 하므로 현실적인 운용 차원에서 제약이 뒤따른다.

Zhang의 접근법을 바탕으로 평면 체스보드 보정판을 사용한 기존의 방법들은 대부분 보정판의 평면과 LRF로 스캔한 평면의 라인 정보를 서로 정합하여 외부파라미터를 계산한다. 하지만 최근에는 단일 또는 다수의 평면으로 구성된 보정판의 모서리(edge) 정보를 사용하여 외부파라미터를 추정해나가는 사례가 점점 늘어가고 있는 추세이다. Wasielewski는 두 개의 흑/백 평면으로 구성된 보정판을 이용하여 외부파라미터를 획득하는 방법에 대해서 소개했다[11]. Wasielewski의 접근법은 특히 두 평면을 LRF로 스캔했을 때 획득할 수 있는 두 직선의 교점이 인접한 두 평면의 모서리에 반드시 존재해야 한다는 조건에 따라 제안되었으며 이후 Kwak의 연구에 큰 영향을 주었다[12]. 본 논문에서 제안된 방법 또한 이러한 기하모형을 바탕으로 진행된다.

Willis 또한 다수의 모서리 정보를 활용하여 Kwak의 접근법과 비슷한 방식의 외부파라미터 추정 방법을 제시하였다[13]. 하지만 Kwak의 방법에 비해 좀 더 많은 평면을 가진 보정판을 제작하여 사용했으며 외부파라미터를 추정하기 위한 새로운 선형시스템을 제안했다는 점에서 큰 차이를 보인다. Li 등은 삼각 평면 보정판의 외곽선을 특징으로 하여 외부파라미터를 획득하는 알고리즘을 소개하였다[14]. Li는 또한 다중 모서리를 사용하는 접근법이 평면 보정판을 사용하는 Zhang의 방법에 비해 반복 정확도 향상에 도움이 되는 것을 실험을 통해 증명하였다.

본 논문에서는 LRF와 카메라 사이의 외부파라미터를 획득하기 위한 새로운 방법 및 과정에 대해 자세하게 소개하고자 한다. 제안하는 방법은 Wasielewski의 접근법과 유사하게 다중 평면을 가진 보정판의 모서리 정보를 특징으로 하여 두 센서 사이의 자세관계를 획득한다. 안정적인 보정 성능을 위해서는 LRF로 획득한 보정판 모서리의 3차원 정보와 카메라로 획득한 보정판 모서리의 2차원 정보를 정확하게 획득하는 것이 매우 중요하며 이에 대한 내용을 먼저 중점적으로 다루도록 한다. 또한 획득된 보정판 모서리의 2차원 및 3차원 정보를 바탕으로 외부파라미터를 계산하기 위한 closed form solution의 유도과정을 자세하게 소개하도록 한다.

이어지는 2.1절에서는 먼저 본 논문에서 사용된 보정판의 제작에 대한 내용을 간단하게 소개한다. 2.2절에서는 카메라 영상에서 보정판의 각 모서리에 대한 2차원 직선 방정식을 추출하기 위한 과정을 소개하며, 2.3절에서는 레이저 스캔에서 각 모서리의 3차원 점을 정밀하게 추출하는 방법에 대해 소개한다. 2.4절에서는 추출된 2차원 직선 방정식과 3차원 점을 이용한 외부파라미터 추정 방법에 대해 기술한다. 3절에서는 실험을 통해 제안된 보정 방법의 정확도를 검증하며 마지막으로 4절에서 결론을 통해 본 논문의 끝을 맺는다.

2. 레이저 거리센서 및 카메라의 정밀 보정

Fig. 1은 본 논문에서 제안하는 다중 모서리 정합을 이용한 LRF 및 카메라 보정의 기본 개념을 개략적으로 보인다. LRF 및 카메라 보정의 최종목표는 두 센서 사이의 3차원 관계를 설명하는 3×4 외부파라미터 T 를 획득하는 데 있다. Fig. 2는 본 논문에서 제안하는 보정 방법의 순서도를 보여준다. 카메라는 보정판의 세 모서리에 대한 2차원 직선 방정식들을 추출하고, LRF는 세 모서리의 3차원 점을 획득하는 데 각각 사용된다. 이렇게 획득된 2차원 직선 방정식과 3차원 모서리 정보를 정합하여 LRF와 카메라 사이의 상대자세 T 를 계산한다. 이어지는 절에서 이러한 보정 과정들에 대해 보다 자세하게 소개하도록 한다.

2.1 보정판 제작

카메라와 LRF를 보정하기 위하여 본 논문에서는 Fig. 1과 같은 형태의 보정판을 제작하여 사용하였다. 45×60×10

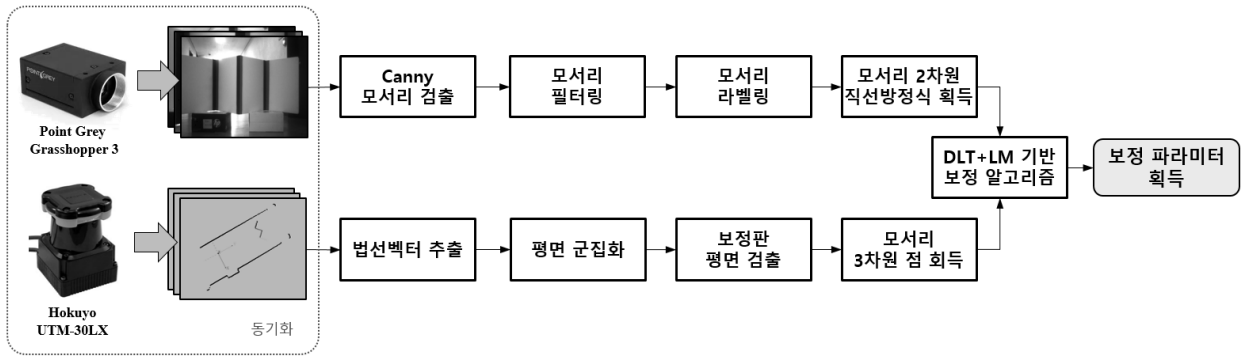


Fig. 2. Flow-chart of the LRF-camera Calibration Method

(mm³) 크기의 평면 스티로폼 네 개를 이용하여 인접하는 보정판의 각도가 90°가 되도록 설치하였다. 그리고 영상에서 보정판의 모서리 부분의 색 대비가 잘 되도록 검정색과 붉은색 테이프를 보정판의 이음새 부분에 정교하게 붙였다.

2.2 2차원 직선 방정식의 추정

보정영상에서 세 모서리에 대한 2차원 직선 방정식을 추정하는 과정은 다음과 같이 진행된다. 먼저 카메라로 획득한 보정영상에 Canny 모서리 검출기를 사용하여 모서리 후보 정보를 추출한다[15]. Canny 알고리즘의 입력은 1-채널 흑백(gray-scale) 영상이 필요하다. 일반적으로 흑백영상은 3-채널 컬러영상의 각 채널(R-채널, G-채널, B-채널)을 모두 더한 뒤 평균해서 생성한다. 하지만 본 논문에서는 보정판의 색상 특징을 고려하여 모서리 부분의 대비가 좀 더 두드러질 수 있도록 R-채널만 사용하여 흑백영상을 생성하였다 ($I_{gray} = I_R$).

Fig. 3-(a)는 보정판 영상에 Canny 알고리즘을 적용한 초기결과를 보여준다. 그림 3-(a)에서 볼 수 있듯이 반드시 검출되어야 하는 보정판의 세 모서리 이외에도 의미 없는 다양한 모서리 정보가 획득된 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서는 총 세 단계에 걸친 필터링을 통해 보정판의 모서리 성분을 보다 정밀하게 검출해내고자 한다. 세 단계 필터링은 모두 Canny 알고리즘 이후 순차적으로 진행된다.

Canny 알고리즘으로 획득한 최초 모서리 검출 영상을 I_c 라고 정의하며 I_c 는 이진(binary)영상이다. 그리고 I_{f1} 를 1차 필터링으로 획득된 영상이라고 정의했을 때 I_{f1} 는 Equation (1)의 조건에 따라 생성된다.

$$I_{f1}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{i=x-t_a}^{x-1} I_c(i,y) = 1 \text{ and } \sum_{j=x+1}^{x+t_a} I_c(j,y) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

Equation (1)에서 (x,y) 는 영상 좌표를 의미하며, t_a 는 1차 필터링의 탐색 범위를 결정해주는 문턱값(threshold)을 뜻한다. Fig. 3-(b)는 1차 필터링 이후의 결과로서, I_c 에 비해 보정판의 모서리 부분이 좀 더 명확하게 검출된 것을 확

인할 수 있다. 하지만 보정판 바깥 영역에 잡음 성분이 여전히 많이 존재하는 것을 알 수 있다. I_{f1} 를 바탕으로 2차 필터링 영상 I_{f2} 는 Equation (2)에 의해 결정된다.

$$I_{f2}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{i=x-t_b}^{x+t_b} I_{f1}(i,y) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

Fig. 3-(c)에서 볼 수 있듯이 2차 필터링은 1차 필터링에서 제거하지 못했던 보정판 바깥영역을 모두 걸러내는 역할을 한다. I_{f2} 를 바탕으로 마지막 3차 필터링 영상 I_{f3} 는 Equation (3)에 의해 결정된다.

$$I_{f3}(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{i=1}^{i_w} I_{f2}(i,y) = 3 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

Equation (3)에서 i_w 는 영상의 폭(width)을 의미한다. Fig. 3-(d)는 3차 필터링 이후의 모서리 영상 I_{f3} 를 보여준다. 최초의 모서리 영상인 I_c 에 비해 매우 정밀하게 보정판의 모서리 영역이 추출된 것을 확인할 수 있다. 이어서 I_{f3} 로부터 보정판 각 모서리의 2차원 직선 방정식을 추정하는 과정에 대해 설명한다.

각 모서리의 직선 방정식을 검출하기에 앞서 영상 I_{f3} 의 화소들은 군집화(clustering)를 통해 좌, 중, 우 화소군으로 구분되어야 한다. 이 과정을 모서리 라벨링이라고 정의한다. 군집화를 위해 먼저 I_{f3} 의 각 행 화소를 열 방향으로 누적하여 1차원 히스토그램을 생성한다.

$$Hist(i) = \sum_{j=1}^{i_h} I_{f3}(i,j) \quad (4)$$

Equation (4)에서 i_w 와 i_h 는 각각 영상의 폭과 높이(height)를 의미한다. 이어서 생성된 히스토그램 $Hist$ 에 대해 모폴로지(morphology) 알고리즘인 팽창(dilation) 및 침식(erosion) 연산을 1회씩 순차적으로 적용하여 $Hist$ 의 공백

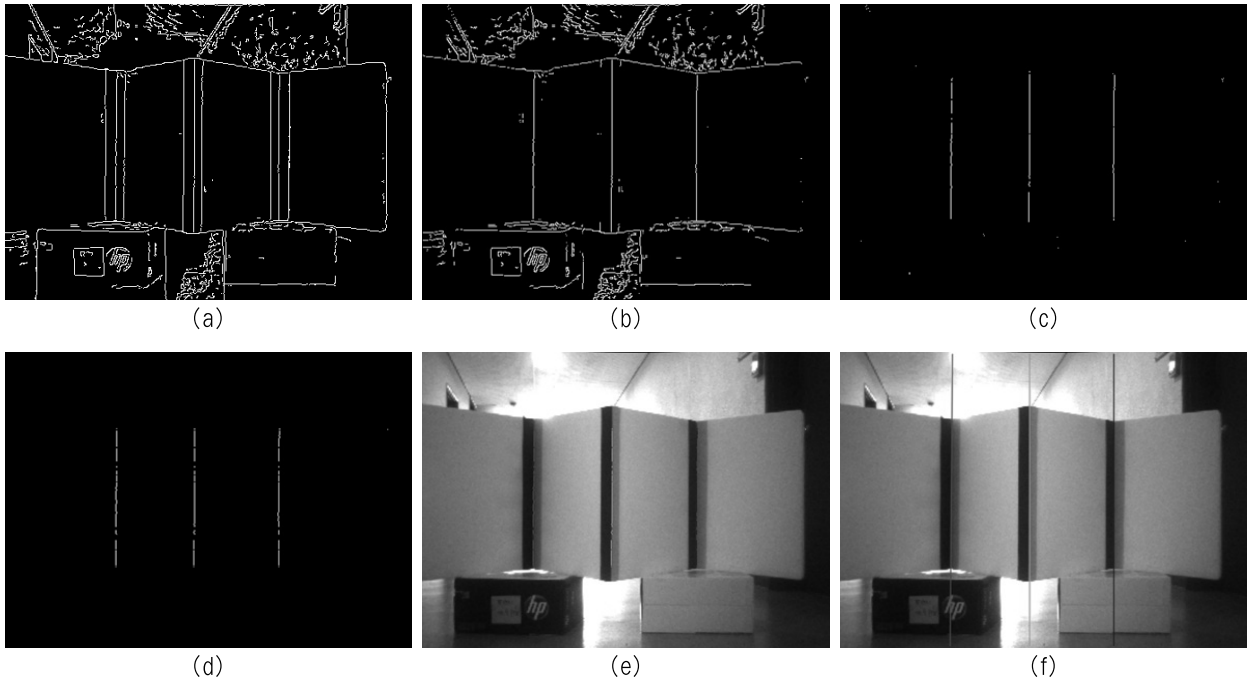


Fig. 3. Extraction Process of the Edge Lines of the Calibration Pattern Board: (a) Canny Edge Extraction; (b) Image after the 1st Filtering; (c) Image after the 2nd Filtering; (d) Image after the 3rd Filtering; (e) Edge Labeling Results; (f) Extraction Results of the Edge Lines.

(hole)을 메운다. 그리고 *Hist* 을 탐색하여 0개 이상의 누적화소가 시작되는 인덱스와 끝나는 인덱스를 검출하면 Fig. 3-(e)와 같이 각 모서리별로 군집화된 화소들을 최종적으로 획득할 수 있다.

각 군집별 화소들은 RANSAC 기반 최소자승법(least square minimization)을 사용하면 Equation (5)와 같이 2차원 직선 방정식으로 피팅된다[16].

$$l_i = a_i x + b_i y + c_i \quad (i=1, \dots, 3) \quad (5)$$

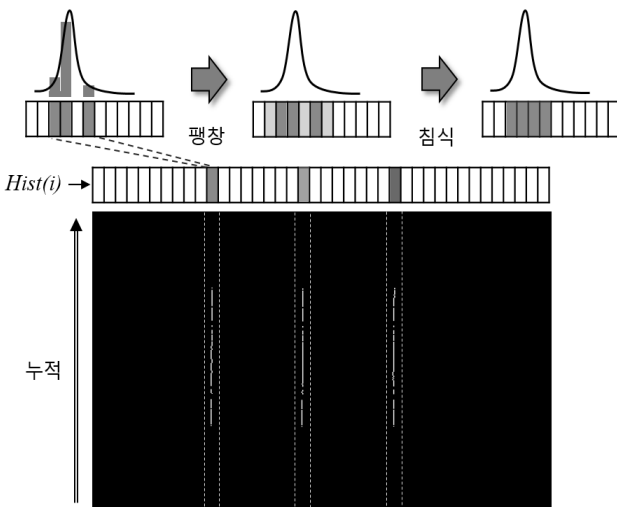


Fig. 4. Histogram Refinement using Morphology Operations

2.3 3차원 모서리 점 추출

LRF는 하드웨어 특성상 일정한 각도를 주기로 3차원 실공간(real space)을 샘플링하면서 물체의 깊이 정보를 획득한다. 또한 TOF(Time Of Flight) 방식을 사용하기 때문에 보정판의 모서리를 곧바로, 그리고 정확하게 계측하는 것은 현실적으로 불가능하다[10, 12]. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 보정판의 각 평면별로 직선 방정식을 먼저 계산한 뒤, 계산된 직선 방정식의 교점을 구하여 보정판의 3차원 모서리 점을 최종적으로 결정한다. 보정판의 모서리 점을 추출하기 위해서는 우선적으로 레이저 스캔에서 보정판의 평면에 해당하는 점들을 선별해내는 과정이 필요하다. 이를 위해 LRF가 보정판을 스캔했을 때 고려될 수 있는 다양한 기하적인 조건을 바탕으로 모서리의 3차원 점을 점진적으로 추정해나간다.

LRF의 스캔 평면을 X-Y 평면이라고 가정했을 때 ($Z=0$), 레이저 좌표계의 한 점 p_i 는 Equation (6)과 같이 계산된다.

$$p_i = d_i \hat{p}_i = d_i [\cos\theta_i \quad \sin\theta_i \quad 0]^T \quad (6)$$

Equation (6)에서 d_i 와 θ_i 는 각각 i 번째 레이저 빔의 거리와 각도를 의미한다. 이렇게 계산된 한 프레임의 레이저 거리스캔을 $P_L = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ 이라고 정의한다.

먼저 레이저 스캔의 각 점들에 대한 법선벡터를 계산한다. Fig. 5에서 보이는 것과 같이 LRF의 한 점 p_i 의 법선벡터 p_i^\perp 는 인접한 두 개의 점 p_{i-1} 과 p_{i+1} 를 통해 Equation (7)~(9)와 같이 계산된다.

$$u_i = p_i - p_{i-1} = [u_{i_x} \ u_{i_y} \ 0]^T, \quad (7)$$

$$v_i = p_{i+1} - p_i = [v_{i_x} \ v_{i_y} \ 0]^T$$

$$\hat{u}_i = \frac{[-u_{i_y} \ u_{i_x} \ 0]^T}{\|u_i\|}, \quad \hat{v}_i = \frac{[-v_{i_y} \ v_{i_x} \ 0]^T}{\|v_i\|} \quad (8)$$

$$p_i^\perp = \frac{\hat{u}_i + \hat{v}_i}{\|\hat{u}_i + \hat{v}_i\|} \quad (9)$$

이어서 추출된 법선벡터 집합 $P_L^\perp = \{p_1^\perp, p_2^\perp, \dots, p_k^\perp\}$ 를 바탕으로 평면 추출을 위한 군집화(clustering)를 수행한다. Table 1은 군집화를 위한 유사코드(pseudo code)를 보여준다. 본 논문에서는 동일한 평면에 해당하는 레이저 점들의 법선벡터 방향은 거의 일치해야 하며 인접한 레이저 점들 사이의 거리 또한 일정해야 한다는 기하조건에 따라 군집화를 수행하였다. Table 1에서 t_θ 와 t_δ 는 분류를 기다리는 LRF 점의 군집가능여부를 결정하는 임계치(threshold)로서, 각각 각도와 거리 제약을 나타낸다. t_θ 와 t_δ 는 LRF와 보정판의 최소 및 최대거리, LRF의 각 해상력(angular resolution) 등이 고려되어 결정되어야 한다. 본 논문에서는 다양한 실험을 통해 t_θ 와 t_δ 를 각각 0.965(약 15°)와 400mm로 설정하였다.

군집화 이후 분류 오류가 많은 군집 결과는 올바른 평면 추출을 위해 반드시 제거되어야 한다. 이를 위해 PCA (Principal Component Analysis) 알고리즘을 사용하여 각 군집별로 분류된 3차원 레이저 점들의 분포 경향을 분석하였다[17]. 각 군집별로 PCA 알고리즘을 수행한 뒤 획득되는 두 고유치들(eigenvalues)의 편차가 비슷하거나 작은 경향으로 나타나면 평탄하지 않은 평면이 추출된 것으로 가정하고 군집 결과에서 삭제하였다. 또한 너무 짧은 길이의 군집을 이루는 면도 잡음으로 간주하고 역시 삭제하였다. Fig. 6-(a)와 6-(b)는 각각 평면 군집화 초기의 결과와 필터링 이후의 결과를 각각 보여준다. 필터링 이후에 획득된 군집 결과 $\{C_i\} (i:1, \dots, k)$ 는 2.2절에서 소개한 RANSAC 기반 라인 피팅법을 사용하여 k개의 3차원 직선 방정식 $\{L_i\} (i:1, \dots, k)$ 으로 근사화된다.

보정판의 각 평면은 서로 직각을 이루고 있기 때문에 인접하고 있는 평면들의 법선벡터들 또한 반드시 직교해야 한다. 그리고 보정판의 첫 번째와 세 번째 그리고 두 번째와 네 번째 평면은 서로 평행하다. 이러한 기하제약을 바탕으로 Equation (10)~(12)를 만족하는 연속하는 네 개의 직선 방정식을 선택한다.

$$\begin{cases} e_{i1} = |L_i^\perp \cdot L_{i+1}^\perp| \\ e_{i2} = 1 - |L_i^\perp \cdot L_{i+2}^\perp| \\ e_{i3} = |L_i^\perp \cdot L_{i+3}^\perp| \end{cases} \quad (10)$$

$$j = \operatorname{argmin}_i (e_{i1} + e_{i2} + e_{i3}) \quad (1 \leq i \leq k-3) \quad (11)$$

Table 1. Pseudo Codes for Plane Clustering

입력:	$P_L = \{p_1, p_2, \dots, p_k\}, P_L^\perp = \{p_1^\perp, p_2^\perp, \dots, p_k^\perp\}$
출력:	$\{C_1, C_2, \dots, C_m\}$
1:	$n = 1, id = 1;$
2:	while $n \leq k$ do
3:	$i = \operatorname{Rand}() / k;$
4:	if p_i^\perp 가 아직 분류되지 않았다면 then
5:	$\Pi_{id} = p_i^\perp, C_{id} = \{p_i^\perp\}, j = 1;$
6:	while p_{i-j}^\perp 가 아직 분류되지 않았다면 do
7:	$\theta = p_{i-j}^\perp \cdot \Pi_{id};$
8:	$\delta = \ p_{i-j+1} - p_{i-j}\ ;$
9:	if $\theta > t_\theta$ 와 $\delta < t_\delta$ 를 만족한다면 then
10:	$C_{id} = C_{id} \cup \{p_{i-j}^\perp\}$
11:	$\Pi_{id} = \operatorname{UpdatePlaneNormal}(C_{id})$
12:	$j = j + 1, c = c + 1;$
13:	else
14:	break
15:	end
16:	end
17:	$j = 1;$
18:	while p_{i+j}^\perp 가 아직 분류되지 않았다면 do
19:	$\theta = p_{i+j}^\perp \cdot \Pi_{id};$
20:	$\delta = \ p_{i+j-1} - p_{i+j}\ ;$
21:	if $\theta > t_\theta$ 와 $\delta < t_\delta$ 를 만족한다면 then
22:	$C_{id} = C_{id} \cup \{p_{i+j}^\perp\}$
23:	$\Pi_{id} = \operatorname{UpdatePlaneNormal}(C_{id})$
24:	$j = j + 1, c = c + 1;$
25:	else
26:	break
27:	end
28:	end
29:	$id = id + 1, c = c + 1;$
30:	end
31:	end

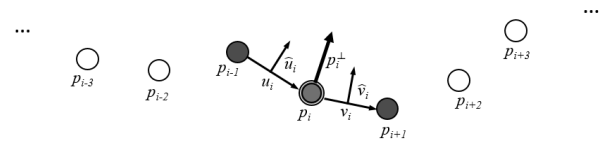


Fig. 5. Normal Vector Estimation of LRF Points

$$\{L_{s_1}, L_{s_2}, L_{s_3}, L_{s_4}\} \leftarrow \{L_j, L_{j+1}, L_{j+2}, L_{j+3}\} \quad (12)$$

Equation (10)에서 L_i^\perp 은 직선 L_i 와 수직인 법선벡터를 뜻한다.

Equation (12)에 의해 선택된 L_{s_1} 은 보정판의 네 번째 면에 대한 레이저 스캔의 직선 방정식을 뜻한다. 따라서 L_{s_1} 로부터 연속하는 세 개의 직선 방정식은 곧바로 보정판의 두 번째부터 네 번째 평면까지 투영된 레이저의 직선 방정식이 된다. 보정판의 네 번째 면에 대한 직선 방정식 $\{L_{s_1}, L_{s_2}, L_{s_3}, L_{s_4}\}$ 이 구해졌을 때 보정판의 세 모서리 점

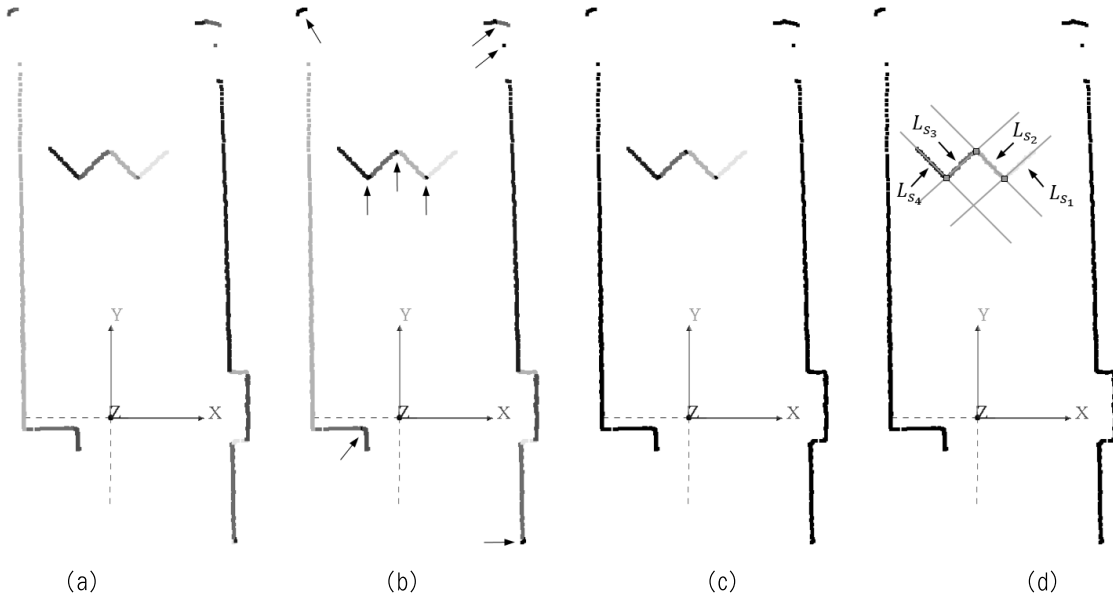


Fig. 6. 3D Corner Point Extraction Process of the Calibration Board: (a) Initial Plane Clustering Results; (b) Results after PCA-based Filtering; (c) Plane Clustering Results of the Calibration Board; (d) Line Fitting and Extraction Process of the Corner Points

$(\tilde{p}_1, \tilde{p}_2, \tilde{p}_3)$ 은 Equation (13)~(15)를 이용하여 최종적으로 계산된다.

$$L_{s_i} = a_{s_i}X + b_{s_i}Y + c_{s_i}Z + d_{s_i} \quad (13)$$

$$w_i = [w_{i_x}, w_{i_y}]^T = \begin{bmatrix} a_{s_i} & b_{s_i} \\ a_{s_{i+1}} & b_{s_{i+1}} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} d_{s_i} \\ d_{s_{i+1}} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\tilde{p}_i = [w_{i_x}, w_{i_y}, 0]^T \quad (15)$$

2.4 외부파라미터 추정

본 논문에서는 핀홀카메라 기하를 따르는 원근투영모델을 기반으로 외부파라미터를 계산한다. 또한 카메라 렌즈의 왜곡은 없거나 매우 미세하여 무시할 수 있는 것으로 가정한다. 수식 유도 및 전개 편의를 위해 LRF로 획득한 3차원 모서리 점을 $Q = [X \ Y \ 0 \ 1]^T$, 그리고 이에 대응하는 카메라의 2차원 점을 $q = [x \ y \ 1]^T \cong [u \ v \ w]^T$ 라고 각각 정의하자. Q 와 q 의 관계는 Equation (16)에서 보이는 원근투영모델로 설명할 수 있다.

$$q \cong KTQ = K[R|t]Q \quad (16)$$

Equation (16)에서 K 는 3×3 카메라 내부 파라미터를 나타내며 T 는 LRF의 3차원 점을 카메라 좌표계로 이동시키는 3×4 강제변환 또는 외부 파라미터를 의미한다. 본 논문에서 K 는 이미 알려진 상태라고 가정하며 ‘camera calibration toolbox’를 사용하여 구했다[18].

보정판에 대한 총 n 쌍의 레이저 스캔 및 카메라 영상 프

레이미 주어졌다고 가정했을 때, 레이저의 좌표계에서 카메라 좌표계로 이동하는 변환행렬 T 는 Equation (17)의 에너지 함수를 최소화하면 구할 수 있다.

$$T \leftarrow \operatorname{argmin}_T \left\{ \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n d(l_i^j, KTQ_i^j) \right\} \quad (17)$$

Equation (17)에서 l_i^j 은 영상에서 획득된 보정판 모서리의 2차원 직선 방정식을 의미하며, $d(\cdot)$ 는 직선과 점 사이의 거리를 계산하는 함수이다. Equation (17)의 최적화 문제를 풀기 위하여 본 논문에서는 새로운 DLT(Direct Linear Transformation) 접근법을 소개하도록 한다[19, 20].

내부파라미터 K 와 외부파라미터 T 는 Equation (18)과 같이 정의된다.

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & o_x \\ 0 & f_y & o_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Equation (18)에서 $[f_x \ f_y]^T$ 는 카메라의 초점거리를 의미하며 $[o_x \ o_y]^T$ 는 영상면의 광학 중심을 나타내는 주점의 좌표를 의미한다. Equation (18)을 Equation (16)에 대입하여 전개하면 Equation (19)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{cases} x = \frac{(f_x r_{11} + o_x r_{31})X_i^j + (f_x r_{12} + o_x r_{32})Y_i^j + f_x t_1 + o_x t_3}{r_{31}X_i^j + r_{32}Y_i^j + t_3} \\ y = \frac{(f_y r_{21} + o_y r_{31})X_i^j + (f_y r_{22} + o_y r_{32})Y_i^j + f_y t_2 + o_y t_3}{r_{31}X_i^j + r_{32}Y_i^j + t_3} \end{cases} \quad (19)$$

Equation (17)의 최적화 문제를 최소자승법(least square minimization)으로 풀기 위해 Equation (19)를 2차원 직선 방정식인 Equation (5)에 대입하여 정리하면 Equation (20)과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} & a_i^j f_x X_i^j r_{11} + a_i^j f_x Y_i^j r_{12} + a_i^j f_x t_1 + \\ & b_i^j f_y X_i^j r_{21} + b_i^j f_y Y_i^j r_{22} + b_i^j f_y t_2 + \\ & (a_i^j o_x + b_i^j o_y + c_i^j) X_i^j r_{31} + \\ & (a_i^j o_x + b_i^j o_y + c_i^j) Y_i^j r_{32} + (a_i^j o_x + b_i^j o_y + c_i^j) t_3 = 0 \end{aligned} \quad (20)$$

Equation (20)을 다시 $AW=0$ 형태의 선형시스템으로 정리하면 Equation (21)~(22)와 같다.

$$\begin{cases} \alpha_i^j = a_i^j f_x \\ \beta_i^j = b_i^j f_y \\ \gamma_i^j = a_i^j o_x + b_i^j o_y + c_i^j \end{cases} \quad (21)$$

$$\begin{aligned} A &= [\alpha_i^j X_i^j \alpha_i^j Y_i^j \beta_i^j X_i^j \beta_i^j Y_i^j \gamma_i^j X_i^j \gamma_i^j Y_i^j \alpha_i^j \beta_i^j \gamma_i^j], \\ W &= [r_{11} \ r_{12} \ r_{21} \ r_{22} \ r_{31} \ r_{32} \ t_1 \ t_2 \ t_3]^T \end{aligned} \quad (22)$$

Equation (22)에서 W 의 미지수는 총 9이다. $W \neq 0$ 조건을 항상 만족한다고 가정하면 $AW=0$ 는 자명하지 않는 해(nontrivial solution)를 가지며, A 의 랭크는 8이 된다. 각 레이저 거리스캔 및 카메라 영상별로 세 쌍의 3차원 거리데이터와 2차원 직선 방정식을 획득할 수 있다. 따라서 최소 세 프레임 이상의 보정 데이터를 획득하면 W 를 구할 수 있다. A 에 특이치 분해(singular value decomposition, 이하 SVD)를 적용하면 Equation (23)과 같이 U, D , 그리고 V^T 행렬로 분해된다.

$$A = UDV^T \quad (23)$$

이때 대각행렬 D 의 특이치가 가장 작은 행의 색인을 i 라고 가정하면, W 는 $\tilde{v} = [v_{i1} \ v_{i2} \ \dots \ v_{i9}]^T$ ($v_{ij} \in V$)로 결정된다. 따라서 Equation (18)의 강제변환 행렬 T 는 Equation (24)와 같이 다시 정리된다.

$$T = \begin{bmatrix} \tilde{v}_1 & \tilde{v}_2 & r_{13} & \tilde{v}_7 \\ \tilde{v}_3 & \tilde{v}_4 & r_{23} & \tilde{v}_8 \\ \tilde{v}_5 & \tilde{v}_6 & r_{33} & \tilde{v}_9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda r_{11} & \lambda r_{12} & r_{13} & \lambda t_1 \\ \lambda r_{21} & \lambda r_{22} & r_{23} & \lambda t_2 \\ \lambda r_{31} & \lambda r_{32} & r_{33} & \lambda t_3 \end{bmatrix} \quad (24)$$

앞서 설명한 것과 같이 $AW=0$ 는 자명하지 않는 해를 가지므로 \tilde{v} 는 SVD 이후에 정규화되어 있다(e.g. $\|\tilde{v}\| = 1$). 따라서 우리가 궁극적으로 찾고자 하는 해를 계산하기 위해서는 스케일 인자 λ 를 구해야 한다. 회전행렬 R 은 직교행렬(orthogonal matrix)이기 때문에 $r_{11}^2 + r_{21}^2 + r_{31}^2 = 1$ 을 반드시 만족한다. 이러한 특성을 이용하여 λ 는 Equation (25)와 같이 계산할 수 있다.

$$\lambda \cong \sqrt{\tilde{v}_1^2 + \tilde{v}_3^2 + \tilde{v}_5^2} \quad (25)$$

스케일 인자 λ 가 결정되고 나면 회전행렬 R 의 첫 번째 열벡터 r_1 과 두 번째 열벡터 r_2 , 그리고 이동벡터 t 를 구할 수 있다. 직교행렬인 R 의 특성에 따라 세 번째 열벡터 r_3 는 Equation (26)과 같이 간단하게 계산된다.

$$r_3 = r_1 \otimes r_2 \quad (26)$$

Equation (26)에서 \otimes 기호는 벡터의 외적(cross product)을 의미한다.

Equation (26)에 의해 r_3 는 r_1 과 r_2 로 만들어지는 평면에 대해 직교하지만 r_1 과 r_2 는 DLT 방법을 사용해서 계산되었기 때문에 직교정규성(orthonormality)을 만족하지 못한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최근접 직교행렬(nearest orthogonal matrix) 알고리즘을 사용하여 $\|\hat{R} - R\|_F^2$ 을 최소화하는 행렬 \hat{R} 을 새롭게 계산한다. 이때 \hat{R} 은 $\hat{R}\hat{R}^T = I$ 를 반드시 만족해야 하며, $\|\cdot\|_F^2$ 는 Frobenius norm을 의미한다. Frobenius norm을 이용해 \hat{R} 을 구하는 과정은 Higham이 [21]에서 제안한 방법을 사용하였다.

마지막으로 $[R]t$ 는 비선형최적화 알고리즘을 통해 Equation (17)의 에너지함수를 최적화함으로써 정제된다. 비선형 최적화는 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용하여 진행하였다[22].

3. 실험

제안된 보정 방법의 성능을 검증하기 위한 실험을 진행하였다. 실험에 사용된 카메라는 2/3"의 CCD가 탑재된 PointGrey사의 'Grasshopper 3'이며 Kowa사의 8mm 초점렌즈를 사용하였다. 카메라의 해상도는 1280×960으로 설정하여 보정영상을 획득하였다. LRF는 Hokuyo사의 UTM-30LX를 사용하였다. UTM-30LX는 270°의 H-FOV에 최대 30m 거리에 있는 물체를 50mm오차 이내로 계측할 수 있다. 두 센서는 단일 리그(rig)에 설치되었으며 LRF의 트리거 출력(trigger out)을 카메라의 트리거 입력(trigger in)에 입력하는 방식으로 I/O를 동기화하였다. Fig. 7은 본 논문의 실험에 사용된 LRF와 카메라의 구성을 보여준다.



Fig. 7. LRF-camera Setup used in the Experiment

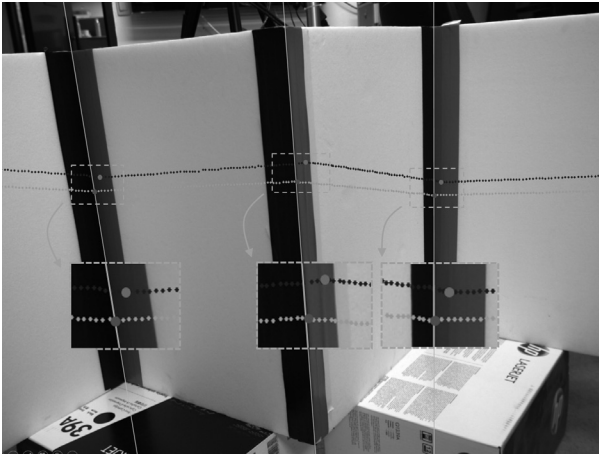


Fig. 8. Comparison of Calibration Results. Blue(dark grey) Dots: Zhang's Method, Green(Light Grey) Dots: Proposed Method

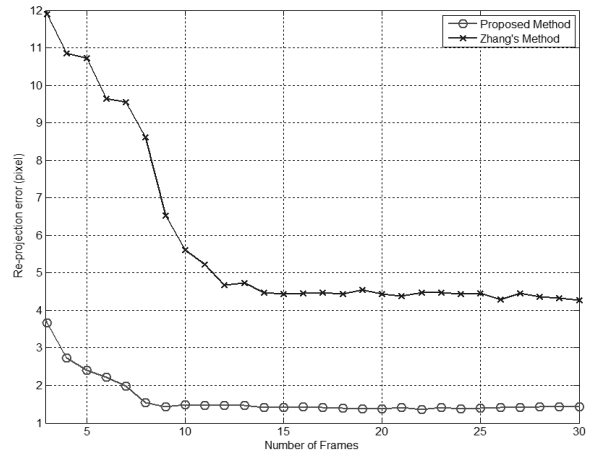


Fig. 9. Re-projection Errors of the Proposed and Zhang's Methods w.r.t the Number of Calibration Frames

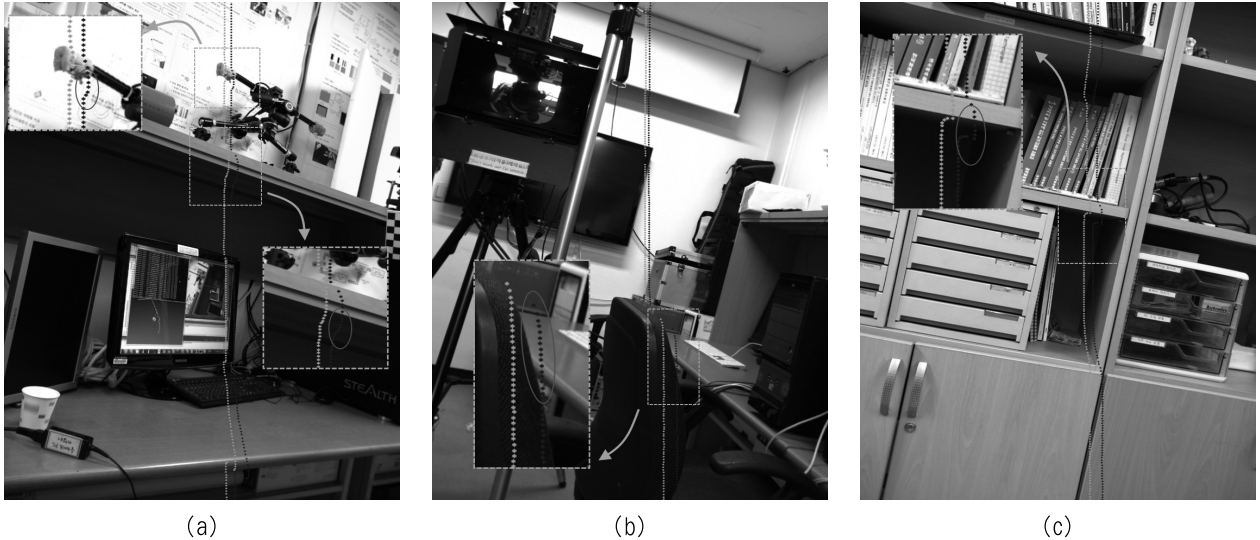


Fig. 10. Re-projection Results after Calibration : (a)~(c) Re-projection Results on Three Test Images (Blue Dots: Zhang's Method, Green Dots: Proposed Method, Red Ellipse: Re-projection Error of Zhang's Method)

제안된 보정 방법의 성능을 검증하기 위해서는 비교 기준이 될 ground truth가 반드시 필요하지만 신뢰할만한 ground truth를 획득하는 것은 현실적으로 매우 어렵다. 따라서 본 논문에서는 LRF와 카메라를 보정하는 데 가장 널리 사용되고 있는 Zhang[7]의 방법과 제안한 방법의 보정오차를 서로 비교하는 상대성능 평가(relative performance evaluation)를 진행하도록 한다. 각 보정 파라미터의 오차는 Equation (27)을 사용해서 측정한다.

$$\epsilon_k = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n d(\tilde{p}_i^j, K T_k Q_i^j) \quad k = \{\text{제안된 방법, Zhang의 방법}\} \quad (27)$$

정확한 오차 측정을 위해서 Equation (27)의 \tilde{p}_i^j 와 Q_i^j 는 모두

Table 2. Performance Comparison between the Proposed and Related Calibration Methods

	제투영 오차 측정 (ϵ_k , pixel)						
	1차	2차	3차	4차	5차	평균	분산
제안된 방법	1.39	1.47	1.41	1.46	1.45	1.44	0.03
Zhang[7] 방법	4.45	4.79	4.73	4.84	4.71	4.70	0.59

수동으로 검출하였다.

Table 2는 제안된 방법과 Zhang 방법의 오차를 분석한 결과이다. 각 접근법의 오차를 측정하기 위해 총 5회에 걸쳐 실험을 진행하였으며 매 회마다 각각 15프레임(n=15)의 LRF-카메라 보정 데이터를 획득하여 실험에 사용하였다.

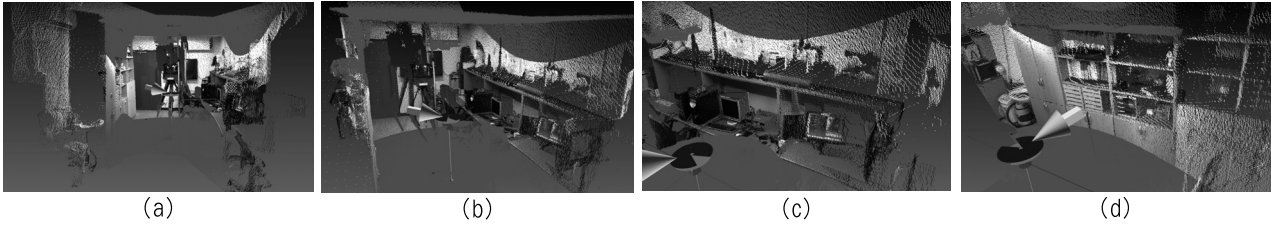


Fig. 11. Indoor 3D Reconstruction Results: (a) View-point 1; (b) View-point 2; (c) View-point 3; (d) View-point 4

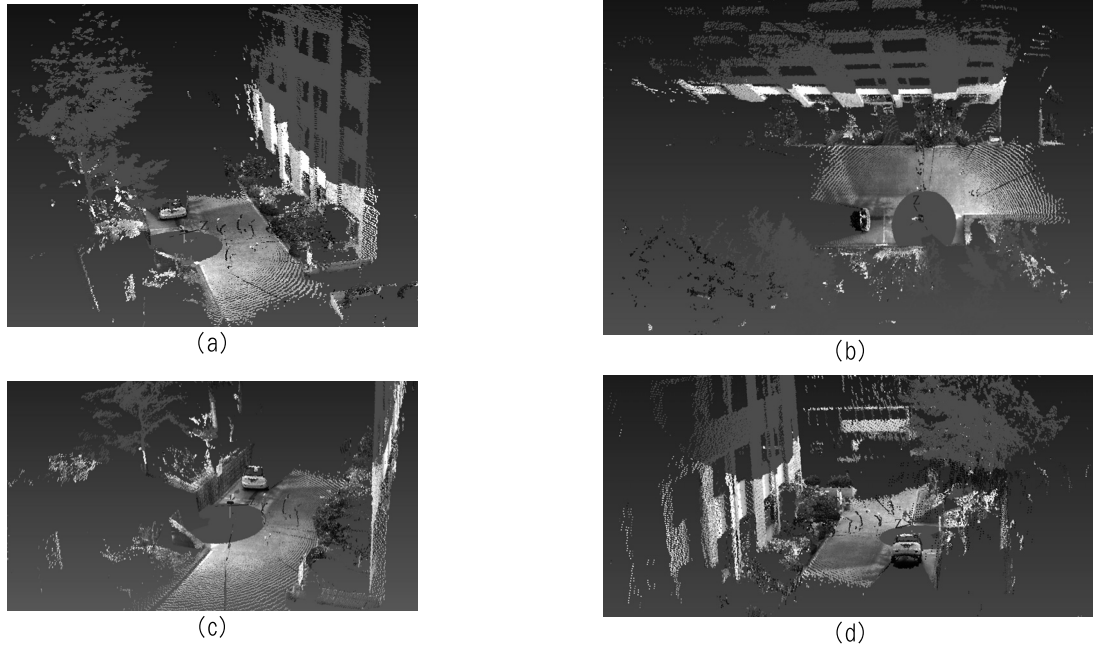


Fig. 12. Outdoor 3D Reconstruction Results: (a) View-point 1; (b) View-point 2; (c) View-point 3; (d) View-point 4

전반적으로 제안된 방법이 Zhang의 방법에 비해 3배 이상의 성능 향상을 보였다. 특히 Zhang의 방법에 비해 평균 오차 및 분산이 적은 것에 비추었을 때 제안된 방법의 반복 오차가 월등히 낮은 것을 확인할 수 있다.

Fig. 8은 1회 차 실험 이후 획득된 각 외부파라미터를 이용하여 LRF 스캔 데이터와 보정판의 모서리 점을 영상에 투영한 결과이다. 녹색의 점은 제안된 방법의 결과이며 파란색 점은 Zhang 방법의 결과이다. 투영된 모서리 점, 그리고 노란색 점선 사각형을 주의 깊게 확인해보면 제안된 방법이 Zhang의 방법에 비해 정확한 것을 확인할 수 있다. 제안된 방법의 정확성은 Fig. 10을 통해서도 나타난다. Fig. 10은 LRF-카메라 리그를 손으로 움직여가며 재-투영 실험을 진행한 결과 일부를 보여준다. 실험은 건물 내부에서 진행하였다. 특히 깊이값이 급격하게 변하는 모서리 부분을 통해 제안된 방법이 Zhang에 비해 정확한 것을 육안으로 확인할 수 있다.

Fig. 9는 보정에 필요한 최적 LRF-카메라 프레임의 수를 알아보기 위해 진행된 실험 결과이다. 실험 결과에 따르면, 약 열 개 프레임 이후부터는 거의 유사한 수준으로 안정된 보정오차를 보여주었다. 따라서 본 논문에서 제안하는 방법으로 보정을 진행할 때는 최소 열 프레임 이상 보정 데이터를 획득할 것을 권장한다. 특히 주목할 점은 제안한 방법이

Zhang 알고리즘에 비해서 빠른 속도로 전역 최소치(global minima)에 도달했으며 오차 또한 낮았다는 점이다. 이를 통해 제안된 방법의 성능이 Zhang의 방법에 비해 우수한 것을 다시 한 번 확인할 수 있었다.

Fig. 11과 Fig. 12는 본 논문에서 제안된 방법으로 획득된 외부파라미터를 사용하여 3차원 복원실험을 진행한 결과이다. 팬-틸트 리그에 장착된 LRF와 카메라를 360° 회전하면서 데이터를 획득하고 이를 3차원 뷰어에 출력하였다. LRF의 모션 정보는 팬-틸트 리그의 모터값을 디코딩하여 결정하였다. Fig. 11의 결과는 건물 내부에서 진행된 복원 실험의 결과이며, Fig. 12는 실외에서 진행된 복원 실험의 결과이다. 3차원 복원 결과를 통해 제안된 방법의 성능이 매우 정밀함을 확인할 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 LRF와 카메라 사이의 외부파라미터를 추정하는 새로운 방법을 제안하였다. 영상에서 보정판의 각 모서리에 대한 2차원 직선 방정식과 레이저 스캔 데이터에서 3차원 모서리 점을 자동으로 추출하는 방법에 대해 기술하였다. 추출된 직선 방정식과 레이저 모서리 점을 바탕으

로 본 논문에서 제안하는 closed-form solution을 사용하여 LRF와 카메라 사이의 외부파라미터를 계산하였다. 반복 실험을 통해 제안된 알고리즘의 성능과 안정성을 검증하였다. 제안된 방법은 두 개 이상의 카메라 모델을 적용하여 확장될 수 있다. 향후에는 제안된 방법을 바탕으로 스테레오 카메라와 LRF를 보정하는 연구를 진행하고자 한다.

References

[1] J. Sprickerhof, A. Nüchter, K. Lingemann, and J. Hertzberg, "A Heuristic Loop Closing Technique for Large-Scale 6D SLAM," *AUTOMATIKA: Journal for Control, Measurement, Electronics, Computing and Communications*, Vol.52, No.3, pp.199-222, 2011.

[2] H. Dirk, S. Behnke. "Sancta simplicitas-on the efficiency and achievable results of SLAM using ICP-based incremental registration," in Proc. of IEEE Conf. on Robotics and Automation (ICRA), pp.1380-1387, 2010.

[3] L. Zhang, S. I. Choi, and S. Y. Park, "Robust ICP Registration using Biunique Correspondence," in Proc. of Int. Conf. on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, pp.80-85, 2011.

[4] H. Andrew, "Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles," in Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS), pp.3946-3952, 2008.

[5] A. A. Aghamohammadi, A. H. Tamjidi, and H. D. Taghirad, "A Solution for SLAM through Augmenting Vision and Range Information," in Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS), pp.1037-1042, 2008.

[6] K. H. Lin, C. H. Chang, A. Dopfer, and C. C. Wang, "Mapping and Localization in 3D Environments Using a 2D Laser Scanner and a Stereo Camera," *Journal of Information Science and Engineering*, Vol.28, pp.131-144, 2012.

[7] Q. Zhang, R. Pless, "Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration)," in *Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS)*. Vol.13, pp. 150-154, 2004.

[8] F. Vasconcelos, J. P. Barreto, and U. Nunes, "A minimal solution for the extrinsic calibration of a camera and a laser-rangefinder," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.34, No.11, pp.2097-2107, 2012.

[9] O. Naroditsky, A. Patterson, and K. Daniilidis, "Automatic alignment of a camera with a line scan LIDAR system," in Proc. of IEEE Conf. on Robotics and Automation(ICRA), pp. 3429-3434, 2011.

[10] K. Kwak, D. Huber, J. Chae, and T. Kanade, "Boundary detection based on supervised learning," in Proc. of IEEE Conf. on Robotics and Automation(ICRA), pp.3939-3945, 2010.

[11] S. Wasielewski, O. Strauss, "Calibration of a multi-sensor system laser Rangefinder/Camera," in Intelligent Vehicles Symposium, pp.472-477, 1995.

[12] K. Kwak, D. F. Huber, H. Badino, and T. Kanade, "Extrinsic calibration of a single line scanning lidar and a camera," in Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.3283-3289, 2011.

[13] A. R. Willis, M. J. Zapata, and J. M. Conrad, "A Linear Method for Calibrating LIDAR-and-Camera Systems," *IEEE International Symposium on Modeling, Analysis & Simulation of Computer and Telecommunication Systems (MASCOTS)*, pp.1-3, 2009.

[14] G. Li, Y. Liu, L. Dong, X. Cai, and D. Zhou, "An algorithm for extrinsic parameters calibration of a camera and a laser range finder using line features," in Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS), pp.3854-3859, 2007.

[15] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.8, No.6, pp.679-698, 1986.

[16] M. A. Fischler, R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, Vol.24, No.6, pp.381-395, 1981.

[17] I. Jolliffe, "Principal Component Analysis," Springer-Verlag, 1986.

[18] J. Bouguet, "Camera Calibration Toolbox for Matlab," 2003.

[19] R. Hartley, A. Zisserman, "Multiple view geometry in computer vision," Cambridge university press, 2003.

[20] Y. I. Abdel-Aziz, H. M. Karara, "Direct linear transformation from comparator coordinates into object-space coordinates," in Proc. of the Symposium on Close-Range Photogrammetry, pp.1-18, 1971.

[21] N. J. Higham, "Matrix nearness problems and applications," In M. J. C. Gover and S. Barnett, editors, "Applications of Matrix Theory," Oxford University Press, pp.1-27, 1989.

[22] K. Levenberg, "A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares," *The Quarterly of Applied Mathematics*, Vol.2, No.2, pp.164-168, 1944.



최성인

e-mail : ellim5th@naver.com

2007년 금오공과대학교 컴퓨터공학부
(공학사)

2009년 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
(공학석사)

2009년~현 재 경북대학교 컴퓨터학부
박사과정

관심분야 : 3차원 정합 및 복원, 로봇비전, 영상처리



박순웅

e-mail : sypark@knu.ac.kr

1991년 경북대학교 전자공학과(공학사)

1993년 경북대학교 전자공학과(공학석사)

2003년 Electrical & Computer Engineering
at State University of New York
at Stony Brook(공학박사)

2005년~현 재 경북대학교 컴퓨터학부 부교수

관심분야 : 3차원 컴퓨터비전 및 로봇비전, 3차원 센싱