

# 비전 기반 측위 보조 알고리즘의 성능 분석

## Performance Analysis of Vision-based Positioning Assistance Algorithm

박종수<sup>1)</sup> · 이 용<sup>2)</sup> · 권재현<sup>3)</sup>

Park, Jong Soo · Lee, Yong · Kwon, Jay Hyoun

### Abstract

Due to recent improvements in computer processing speed and image processing technology, researches are being actively carried out to combine information from camera with existing GNSS (Global Navigation Satellite System) and dead reckoning. In this study, developed a vision-based positioning assistant algorithm to estimate the distance to the object from stereo images. In addition, GNSS/on-board vehicle sensor/vision based positioning algorithm is developed by combining vision based positioning algorithm with existing positioning algorithm. For the performance analysis, the velocity calculated from the actual driving test was used for the navigation solution correction, simulation tests were performed to analyse the effects of velocity precision. As a result of analysis, it is confirmed that about 4% of position accuracy is improved when vision information is added compared to existing GNSS/on-board based positioning algorithm.

Keywords : Vehicle Positioning, Extended Kalman Filter, Stereo Vision, Machine Learning

### 초 록

최근 컴퓨터 처리 속도의 향상과 영상 처리 기술의 발달로 인해 카메라에서 획득하는 정보를 기존의 GNSS (Global Navigation Satellite System), 추측 항법 기반의 측위 기술과 결합하여 안정적인 위치를 결정하기 위한 연구가 활발히 진행 중이다. 기존 연구에서는 단안 카메라를 이용한 연구가 주로 수행되었으나 이 경우 관심 객체의 절대좌표가 구축이 되어 있어야 한다는 한계점이 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 본 연구에서는 스테레오 영상으로부터 삼각측량법을 적용하여 카메라와 관심 객체간 거리를 추정하는 비전 기반 측위 보조 알고리즘을 개발하고 성능 분석을 수행하였다. 또한, 추정된 거리와 카메라 영상 획득 간격을 이용해 상대적인 속도를 계산하고 이를 기존에 개발된 GNSS/이동체 내부 센서 기반 측위 알고리즘과 결합하여 통합 측위 알고리즘을 구현하였다. 실제 주행 자료를 기반으로 통합측위 알고리즘에 대한 성능을 분석한 결과 기존에 개발된 GNSS/이동체 내부 센서 기반 측위 알고리즘에 비해 속도 정보를 항법해 보정에 활용하였을 때 약 4%의 미미한 위치 정확도 향상 효과를 확인하였다. 이는 영상으로부터 추정된 속도 정보의 정밀도가 낮고, 터널 등을 지날 때는 영상으로부터 적절한 정보를 추출할 수 없다는 한계가 있어 이를 보완한 추가 연구가 필요하다고 판단된다.

핵심어 : 자동차 측위, 확장형 칼만필터, 스테레오 비전, 머신 러닝

Received 2018. 12. 17, Revised 2019. 02. 27, Accepted 2019. 04. 29

1) Member, Dept. of Geoinformatics, The University of Seoul (E-mail: gngl17@uos.ac.kr)

2) Member, Dept. of Geoinformatics, The University of Seoul (E-mail: acce00@uos.ac.kr)

3) Corresponding Author, Member, Dept. of Geoinformatics, The University of Seoul (E-mail: jkwon@uos.ac.kr)

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.

## 1. 서론

현재 활발히 연구되고 있는 첨단 운전자 보조 시스템(ADAS: Advanced Driver Assistance System), 자율주행 자동차 등과 같은 기술 분야에 있어 핵심이 되는 기술 중 하나는 이동체의 위치를 정밀하게 결정하는 것이다. 도로 위의 차량 측위를 위한 기술은 현재 GNSS (Global Navigation Satellite System)를 활용하는 것이 가장 보편적이나 외부 환경에 따라 고층 건물이 많은 도심 환경이나 터널과 같은 지역에서 측위 오차가 저하되거나 측위가 불가능하다는 한계점이 존재한다. 이와 같은 문제를 보완하기 위해 IMU (Inertial Measurement Unit)를 활용한 추측항법 기반의 측위 기술이 함께 연구되고 있다. 이 방법은 외부 수신환경과 무관하게 정밀한 상대 위치를 결정할 수 있다는 장점이 있지만 시간이 지날수록 항법 오차가 적절히 보상되지 못하면 측위 오차가 급증한다는 한계를 보인다(Godha and Cannon, 2007; Jung and Suhr, 2015).

최근 GNSS 및 IMU 기반의 항법 기술의 한계를 극복하기 위해 국내·외 다양한 연구 기관에서는 주행환경을 인식할 수 있는 카메라를 활용하여 영상으로부터 추가적인 정보를 획득하고 이를 GNSS 기반 측위와 융합하는 연구를 활발히 진행하고 있다. Habib *et al.* (2000)은 모노 카메라에서 획득한 영상과 특정 객체의 지상 좌표계 상의 위치, 렌즈의 중심, 객체의 영상 좌표계 상의 위치가 공통된 직선상에 위치한다는 공선조건식(collinearity equation)을 이용하여 카메라의 위치/자세를 결정하는 SPR (Single Photo Resection)을 적용한 바 있다. 그러나 모노 카메라를 활용한 거리측정은 객체의 절대좌표를 알고 있어야 하는 전제 조건이 한계로 작용한다. Jung *et al.* (2018)은 단안 카메라를 사용하여 도로시설물을 검출하고, 사전에 관심객체의 절대좌표가 구축된 상황을 가정해 SPR을 통해 위치 및 자세정보를 계산한 후 항법해 보정에 사용하였다. 그러나 바람과 같은 환경적 요인 때문에 절대좌표 구축 당시 관심객체의 절대좌표와 영상 취득 시 좌표가 달라 공선조건에 위배되는 경우가 발생하였고, 이로 인해 정밀도가 수십 센티미터까지 저하된다고 발표하였다. Kim and Park (2014)는 스테레오(stereo) 카메라에서 획득하는 시차(disparity)를 이용하여 카메라와 특정 객체간의 거리(depth) 정보를 계산하여 카메라의 위치를 결정하는 기술을 적용했다. 따라서 절대좌표의 구축 여부와 상관없이 두 대의 카메라를 운용하여 측위에 활용 가능한 객체와의 3차원 거리를 이용하여 기존 GNSS 측위 기술의 한계점을 보완할 수 있기 때문에 효율성 측면에서 적합하다고 판단할 수 있다.

본 연구에서는 기존 연구의 한계를 극복하기 위해 관심객체의 절대좌표가 구축되지 않은 상황에서 삼각측량법(triangulation)을 적용하여 카메라와 관심객체 간 거리를 결정할 수 있는 스테레오 카메라를 사용했다. 카메라에서 획득된 영상으로부터 카메라 캘리브레이션(calibration)을 통해 카메라 내부파라미터인 초점거리를 결정하였으며, 결정된 초점거리를 활용하여 기계학습을 통해 검출된 객체와의 거리에 따른 오차 분석을 실시하고 관심객체와의 거리를 추정하는 스테레오 비전 기반 측위 보조 알고리즘을 개발하였다. 구축된 알고리즘의 성능은 카메라와 객체간 거리를 토탈스테이션을 통해 취득한 거리와 비교하여 분석하였다. 또한, 비전 기반의 측위 보조 알고리즘을 통해 추정된 거리를 영상 취득간격과 고려해 속도로 계산한 후 Han(2016)이 개발한 GNSS/이동체 내부 센서 기반 측위 알고리즘과 결합하여 통합 측위 알고리즘으로 개선하였다. 개발된 통합 측위 알고리즘은 실제 주행 자료를 이용하여 의 성능은 기존에 개발된 GNSS/이동체 내부 센서 기반 측위 알고리즘과 비교하여 비전 기반의 측위 보조 알고리즘이 성능을 분석하였다.

## 2. 비전 기반 측위 보조 알고리즘 개발

### 2.1 비전 기반 측위 보조 알고리즘의 개요

본 연구에서는 비전 기반의 측위 보조 알고리즘을 개발하였으며, 개발된 비전 기반 측위 보조 알고리즘은 스테레오 카메라를 활용하여 획득되는 두 장의 영상으로 카메라에서 관심객체까지의 거리를 추정하는 것을 목표로 한다. 획득된 두 장의 영상을 통해 카메라와 관심객체간 거리를 추정하는 과정은 Fig. 1과 같이 요약할 수 있다.

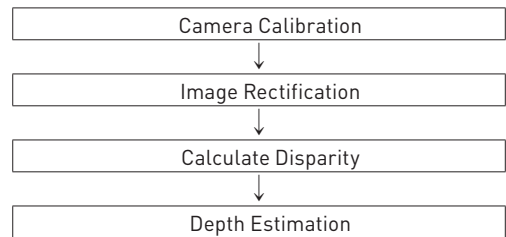


Fig. 1. Distance estimation process

먼저 스테레오 카메라를 통해 획득된 영상으로부터 거리를 추정하기 위해서는 카메라 캘리브레이션이 선행되어야 한다. 이는 두 영상의 정합을 위해 왜곡된 두 영상을 보정하는 카메라 내부 파라미터(interior parameter)를 추정하는 것이다. 카

메라 내부 파라미터는 카메라의 초점거리(focal length), 주점(principal point), 비대칭계수(skew coefficient) 등 카메라 자체의 내부적인 파라미터를 의미한다. 카메라 캘리브레이션을 통해 추정된 내부 파라미터를 이용하여 Fig. 2와 같이 두 카메라의 기하를 같게 교정시켜주는 과정을 수행한다. 이는 시차를 계산하기 위한 과정으로 왼쪽 영상에서 한 점과 오른쪽 영상에서의 동일한 점을 교정시켜주는 것이다.

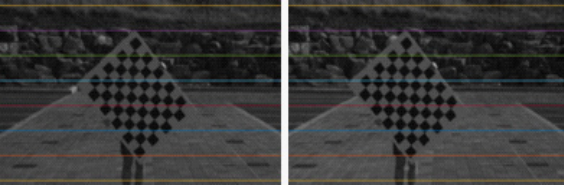


Fig. 2. Image rectification

두 영상의 정합이 완료된 후 추정된 스테레오 카메라의 내부 파라미터가 있다면, 두 카메라의 영상 평면(image plane)은 같은 축 상에 있으며 같은 방향을 평행하게 바라본다는 가정이 가능하며 이를 통해 시차를 계산할 수 있다. Fig. 3은 정합된 영상을 통해 카메라와 객체간 거리를 추정하는 수학적 모델을 나타낸 것이다.

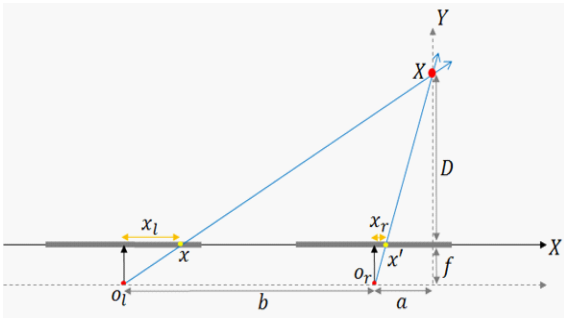


Fig. 3. Stereo vision-based depth estimation (Savarese, 2011)

where,  $X$  is Object;  $D$  is distance from object to image plane;  $f$  is focal length of camera;  $O_l, O_r$  is elements of the rotation matrix  $R$ ;  $x, x'$  is object coordinates of point  $A$ ;  $x_l, x_r$  is object coordinates of perspective;  $b$  is baseline.

Fig. 3을 통해 삼각형 닮음에 의하여 아래 Eqs. (1)과 (2)가 성립되며, Eq. (1)에서 Eq. (2)를 빼면 Eqs. (3)과 (4)로 정

리할 수 있다.

$$\frac{x_r}{f} = \frac{b+a}{D+f} \quad (1)$$

$$\frac{x_l}{f} = \frac{a}{D+f} \quad (2)$$

$$\frac{x_r - x_l}{f} = \frac{b}{D+f} \quad (3)$$

$$D+f = \frac{fb}{x_r - x_l} \quad (4)$$

Eq. (4)에서  $x_r$ 과  $x_l$ 의 차이를 시차라 하며, 이는 동일한 대상물에 대하여 왼쪽 및 오른쪽 영상의 평면 상 X축 방향(횡방향) 거리 차이에 대한 정보이다.  $D$ 는 거리로 두 카메라 원점 사이의 거리와 대상 물체의 종(Y축) 방향 거리를 나타낸다. 따라서 두 영상에서 시차를 계산하면, 카메라 내부 파라미터를 통해 알고 있는 초점 거리( $f$ )로 카메라로부터 관심 객체까지의 거리를 추정할 수 있다.

## 2.2 머신 러닝 기반 객체 검출 개요

스테레오 영상 정합을 통해 영상 내 모든 시차를 픽셀 단위로 계산할 수 있다. 따라서 정합된 영상 내 모든 픽셀에 대해 거리 결정이 가능하다. 그러나 본 연구에서는 카메라로부터 관심 객체까지의 거리를 추정하기 위하여 머신 러닝 기반 객체 검출(object detection)을 수행하였다. 머신 러닝 기반 객체 검출은 입력받은 영상에서 데이터를 추출하고 분류하는 과정을 통해 인지하려는 대상 여부를 판단하는 방식으로 수행된다. 영상으로부터 추출되는 데이터를 특징(feature)이라 부르며, 본 연구에서는 영상 밝기 변화량(gradient)을 계산하고 방향에 따른 히스토그램을 계산하여 객체의 형태에 대한 정보를 추출하는 HOG (Histogram of Oriented Gradient) 특징을 적용하였다(Dalal and Triggs, 2005). 추출된 HOG 특징들은 데이터 분류를 통해 검출하고자 하는 대상인 positive 그룹과 그렇지 않은 negative 그룹으로 분류된다. 이와 같은 과정은 대량의 데이터를 활용하여 사전에 학습된 분류 모델을 통해 수행되며, 본 연구에서는 머신 러닝 분야에서 대표적으로 적용되는 Adaboost (Adaptive boosting) 방법을 활용하여 관심객체를 검출하는 알고리즘을 구현하였다.

Adaboost는 단순한 기준에 따라 데이터를 분류하는 약분류기들을 선형적으로 결합하여 하나의 복잡한 기준을 가진 강분류기를 생성한다(Viola and Jones, 2004). 이때 이미지에 적용되는 과정에서 초기 약분류기에 의해 기각된 영역에 대해서는 약분류기가 적용되지 않기에 수행 속도가 빠른 장점이 있다(Fig. 4). 따라서 본 연구에서는 검출하려는 관심 대

상의 후보군을 빠른 속도로 인식하기 위해 Adaboost 방식을 이용하였다.

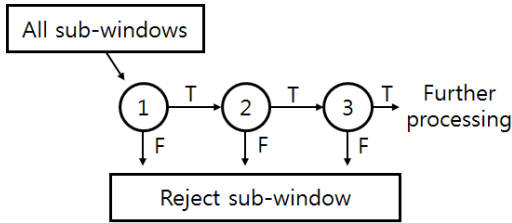


Fig. 4. Process of several weak classifiers (Viola and Jones, 2004)

### 3. 비전 기반 측위 보조 알고리즘 성능 분석

스테레오 카메라를 통해 획득한 두 영상으로 카메라와 객체 간 거리를 추정하는 비전 기반 측위 보조 알고리즘의 성능 분석을 수행하였다. 먼저 스테레오 카메라를 활용한 거리 추정은 카메라 내부 파라미터 중 초점거리에 의해 크게 영향을 받기 때문에 정밀한 초점거리를 산출하여야 한다. 따라서 다양한 스테레오 영상을 조합하여 카메라 캘리브레이션을 수행한 후 조합별로 초점거리를 산출하고, 초점거리에 따라 추정된 거리를 분석하였다. Fig. 5는 거리 오차 분석을 위해 객체로 사용된 H 형상의 타겟 예시이며, 거리 당 20장의 영상을 활용하여 5~50m까지 분포하는 H 타겟의 거리를 추정했다. 또한, 토탈스테이션으로 관측한 카메라와 H 타겟 간 거리를 참값으로 가정하고, 영상으로부터 추정된 거리와 비교함으로써 비전 기반 측위 보조 알고리즘을 분석하였다.

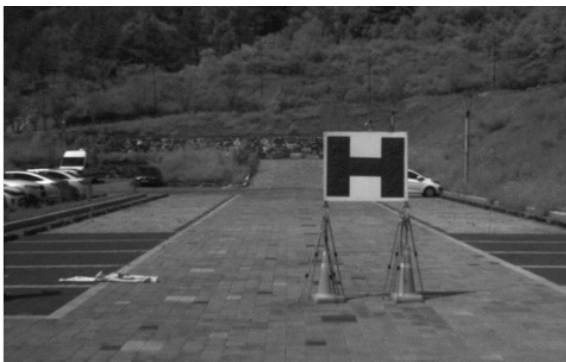


Fig. 5. Sample image of H target

카메라 캘리브레이션을 통한 정밀한 초점거리를 산출하기 위해서 거리와 영상 취득 시점을 조건으로 고려하여 카메라

캘리브레이션에 필요한 영상을 취득하였다. Fig. 6과 같이 카메라로부터 약 7m, 9m, 13m, 18m 거리에 체커보드를 위치한 후 2일간 카메라 캘리브레이션을 위한 스테레오 영상을 취득했다. 이 때, 카메라 캘리브레이션은 체커보드의 격자를 통해 수행되므로 카메라 바깥쪽의 왜곡을 보정하기 위해 왼쪽, 가운데, 오른쪽에 위치한 체커보드를 다양하게 회전해가면서 영상을 취득했다.

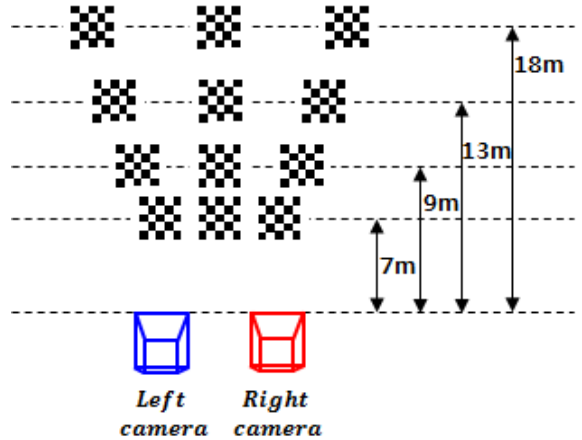


Fig. 6. Calibration image position

취득된 영상으로부터 정밀한 초점거리를 산출하기 위해 1개 조합부터 3개 조합까지 3가지 타입의 거리 조합을 생성하였으며, 이를 요약하면 Table 1과 같다. Type 1은 각각의 거리에서 취득한 캘리브레이션 영상만을 이용하는 것이고, Type 2는 각 거리에서 취득한 영상을 2개씩 묶은 조합이며, Type 3은 3개씩 묶은 조합이다.

Table 1. Calibration image combination

	Distance combinations
TYPE 1	7m, 9m, 13m, 18m
TYPE 2	7m+9m, 7m+13m, 7m+18m, 9m+13m, 9m+18m, 13m+18m
TYPE 3	7m+9m+13m, 7m+9m+18m, 7m+13m+18m, 9m+13m+18m

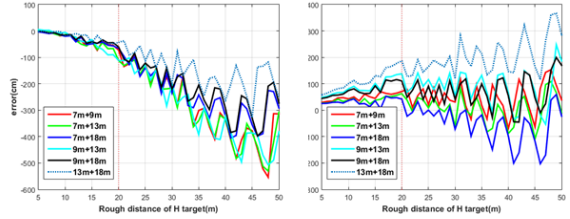


Table 1에 제시된 영상 조합으로 산출된 초점거리를 이용하여 카메라로부터 객체인 H 타켓까지의 거리를 추정하고 잠값으로 가정한 토탈스테이션으로 관측한 값과 비교함으로써 신뢰도를 검증했다. 이때 영상을 통해 획득되는 도로 표지판의 인식이 가능한 거리를 고려하여 20m를 기준 거리로 설정하고, 5~20m의 절대 오차의 평균값과 21~50m의 절대 오차의 평균값을 나누어 계산하였다. Table 2는 Table 1에서 제시된 영상 조합에 따라 추정된 거리를 잠값과 비교한 오차의 평균을 정리한 것으로, 5~20m 보다 21~50m 거리오차의 평균이 더 큰 것을 확인 할 수 있다. 영상 조합으로 산출된 초점거리를 이용하여 거리를 추정한 결과, 2개 거리를 조합한 TYPE 2에서는 5~20m 절대 오차의 평균값이 가장 작게 나타났다. 따라서 본 연구에서는 TYPE 2의 조합을 활용하였다.

**Table 2. Distance error with respect to the distance**

unit : cm	Day 1		Day 2	
	5~20m	21~50m	5~20m	21~50m
TYPE 1	54.14	556.69	83.77	546.42
TYPE 2	31.46	256.9	66.62	91.26
TYPE 3	33.70	267.62	53.89	59.58

Fig. 7에서 볼 수 있듯이 2개 거리 조합 결과를 통해 1일차에서는 5~20m 오차 평균이 약 30cm 수준의 거리 추정이 가능하였으나, 거리가 증가함에 따라 선형으로 오차가 증가하는 것을 확인했다. 반면 2일차의 경우, 1일차에 비해 선형으로 발산하는 정도가 크게 줄어든 것을 보였으나 가까운 거리에 존재하는 H 타켓의 거리의 오차가 편이 형태의 특성을 가지는 것으로 확인되었다. 일반적으로 캘리브레이션을 통해 추정된 거리는 1일차, 2일차에서 같게 추정되어야 하지만, Fig. 7과 같은 결과는 추정된 파라미터가 불안정한 것으로 볼 수 있다. 따라서 근거리(5~20m)의 거리를 추정하고자 하는 경우에 1일차 영상을 활용하는 것이 안정적인 것으로 사료되어, 1일차 영상에서 2개 거리 조합으로 추정된 거리에 따라 스케일을 고려해 보정하였다. 1일차 2개 거리 조합 중 7m+18m 조합에서 스케일을 적용하기 전, 근거리(5~20m)의 거리 오차 평균은 31.91cm 이고, 스케일을 적용한 후 평균 7.43cm 오차의 수준으로 거리를 추정할 수 있는 것으로 확인되었다(Table 3).

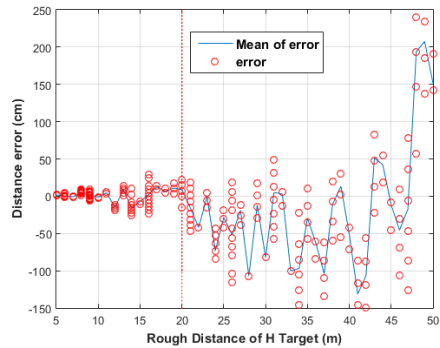


**Fig. 7. Two distance combination (left : Day 1, right : Day 2)**

**Table 3. Mean of the distance error by the application of scale (unit : cm)**

Scale	Unapplied	Applied
All distance	173.10	64.22
5~20m	31.91	7.43
21~50m	248.40	65.38

상기 실험 결과에 따라 1일차 7m와 18m 영상을 활용하여 산출된 초점거리를 사용하여 카메라와 객체 간 거리에 따른 오차 분석을 수행하였다. Fig. 8에서 볼 수 있듯이 근거리(20m 이하)에서는 추정된 거리 오차의 최댓값이 거리 14m에서 15.54cm인 것을 확인하였다. 또한 20m 보다 먼 거리에 있는 대상의 거리를 추정하는 경우, 동일한 거리에 존재하는 H 타켓의 추정 거리편차가 큰 것을 알 수 있다. 근거리(20m 이하)의 경우, 16m에 존재하는 타켓의 추정거리의 표준편차가 14.55cm로 가장 크게 나타났으며, 전체 거리에서는 47m에 위치하는 타켓에서 추정 거리의 표준 편차가 54.84cm로 나타났다.



**Fig. 8. Distance error with respect to the target distance**

Fig. 8에서 볼 수 있듯이 카메라와 타겟 간 거리가 멀어 질 수록 추정되는 거리가 부정확해 지는 것을 확인할 수 있었다. 20m 이내에 존재하는 H 타겟의 경우에는 약 10cm 이하 수준의 평균 오차를 보이는 반면 거리가 멀어짐에 따라 오차가 추정된 20개 영상에서 거리의 표준편차가 커지는 것을 확인했다. 50m까지 오차를 총 누적시키는 경우에는 약 45cm 수준의 평균 오차를 보이는 것으로 확인되었다. 따라서 4장의 통합 측위 알고리즘을 구현하는데 있어서는 20m 이내에 존재하는 타겟만 이용하여 영상으로부터 거리를 추정한 후 이용하였다.

### 4. 통합 측위 알고리즘 성능 분석

#### 4.1 통합 측위 알고리즘 개요

Han (2016)은 연속적이고 안정적인 차량 위치 결정을 위하여 GNSS/이동체 내부 센서 기반 측위 알고리즘을 개발한 바 있다. 기존에 개발된 알고리즘은 GNSS 신호를 기반으로 차량의 위치 정보와 도플러 관측치를 통해 유도된 속도 정보를 이용하여 자동차 내부 센서 기반 추측 항법 시스템의 항법해 오차를 보정하였다. 본 연구에서는 기존에 개발된 알고리즘에 비전 기반 측위 보조 알고리즘을 결합하여 GNSS/이동체 내부 센서/비전 기반 측위 알고리즘을 개발하였으며, 통합 측위 알고리즘이라 정의하였다. Fig. 9는 본 연구에서 개발된 통합 측위 알고리즘을 도식화한 것이며, 비전 기반 측위 보조 알고리즘은 노란색을 표시된 부분이다. 카메라로부터 관심 객체까지의 거리와 영상의 취득 간격을 통해 속도를 계산할 수 있다. 이때 비전 기반 측위 보조 알고리즘에서 산출된 속도 정보를 기존에 개발된 측위 알고리즘에 적용하여 측정치 보정에 사용하였다.

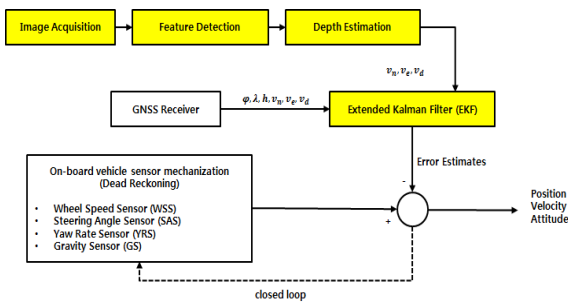


Fig. 9. Diagram of GNSS/In-vehicle sensor/Vision based positioning algorithms

기존 연구 사례를 살펴보면 바람과 같은 환경적인 요인에 따라 객체 위치가 변하는 경우, 추정 정확도가 크게 낮아짐을 확인하였다. 이에 본 연구에서는 카메라와 관심객체간의 거리를 추정하기 위해서 Fig. 10과 같이 환경적인 요인에 무관할 것으로 사료되는 고정된 원형 표지판을 선정하였으며 기계 학습을 수행 시 positive 그룹의 1,066개의 영상과 negative 그룹의 30,795개의 영상이 사용되었다.



Fig. 10. Sample image of road sign

#### 4.2 통합 측위 알고리즘 성능 분석

통합 측위 알고리즘 성능 분석을 위해 대구경북과학기술원 내에서 주행 실험을 수행하여 실험데이터를 취득하였다. 또한 실험 차량 내에 탑재된 POSLV 항법해의 정밀도가 cm 수준으로 알려져 있으므로 이를 참값으로 가정한 후 통합 측위 알고리즘의 위치 정확도를 검증하였다. 또한, 실제 영상에서 산출된 속도 정보를 활용하여 항법해 보정을 수행한 후 기존에 개발된 GNSS/이동체 내부센서 결합(GNSS/WSS/YRS/SAS/GS)의 결과와 비교함으로써 비전 기반 측위 알고리즘 포함에 따른 영향을 분석하였다. Fig. 11은 통합 측위 알고리즘의 항법 성능 분석을 위한 주행경로를 나타낸 것으로, 빨간색 동그라미로 표현된 위치가 실제 영상에서 획득된 속도정보가 갱신되는 구간이며, 비전 기반 측위 알고리즘을 적용해 총 32회의 갱신이 이루어졌다. 통합 측위 알고리즘의 전체 주행구간에서 2차원 수평 위치 오차를 비교한 결과는 Table 4와 같다. 주행 중 터널 구간에서 2차원 수평 위치 최대 오차가 발생하였고, 기존 알고리즘 대비 약 45cm 수준의 측위 향상 효과를 확인할 수 있다.

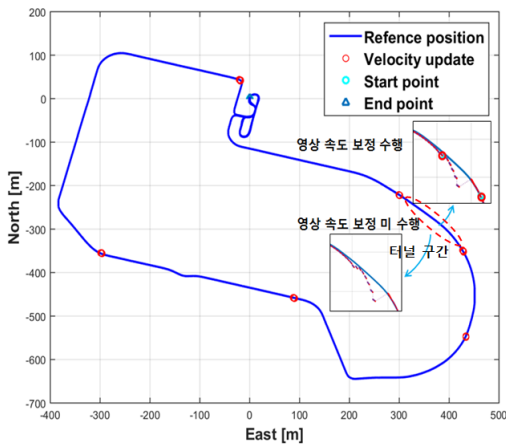
Table 4. Compared statistics of position error

unit : m	Max	Mean	STD	RMS
GNSS/ on-board	9.24	1.17	0.78	1.41
GNSS/ on-board/ VISION	8.79	1.17	0.75	1.39

Table 5는 주행 중 32회의 속도 보정이 수행될 때 2차원 수평 위치 오차를 비교한 결과이다. 32회의 속도보정이 수행되는 동안 2차원 수평 위치 오차의 평균 최댓값은 기존 알고리즘에 비해 약 10cm 수준의 측위 성능 향상을 확인 할 수 있다. Table 4에서 최댓값이 나타나는 터널 구간에서 속도 보정이 수행되지 않았기 때문에, Table 5와 같이 측위 향상 효과가 미미한 것으로 사료된다.

**Table 5. Compared statistics of position error in velocity correction**

unit : m	Max	Mean	STD	RMS
GNSS/ on-board	1.90	1.10	0.58	1.24
GNSS/ on-board/ VISION	1.79	1.08	0.58	1.23



**Fig. 11. Image-based velocity update**

Fig. 11에서 볼 수 있듯이 주행구간 중 최대 2차원 수평오차는 터널구간에서 나타난 것으로 확인되었다. 터널 구간에서 GNSS/이동체 내부센서 결합만 이용하였을 때 2차원 수평 오차는 9.24m 였으나, Fig. 10에 표시된 구간에서 영상으로부터 추출된 속도 정보를 추가하여 보정하면 8.79m로 감소해 약 4%의 측위 향상 효과가 있음을 확인하였다.

기존에 개발된 GNSS/이동체 내부 센서 결합에 비해 실제 영상 기반의 속도 보정을 수행하였음에도 측위 성능 향상 효과가 크지 않은 원인으로는 두 가지 요인을 고려할 수 있다. 첫 번째는 속도보정이 수행되는 위치에 기인한 것으로 사료된다. GNSS/이동체 내부 센서 결합에 있어 2차원 오차가 가장 커지

는 구간은 터널을 지날 때인데 속도보정 시 터널 구간 앞, 뒤로 도로 표지판이 감지되어 속도보정이 수행된다. 따라서 터널구간을 주행하는 중에는 속도보정이 수행되지 않기 때문에 2차원 오차가 크게 증가하는 터널 구간에서는 눈에 띄는 측위 성능 향상 효과를 보기 어려운 것으로 사료된다. 두 번째 요인으로는 실제 영상으로부터 획득된 속도정보에 대한 정밀도의 영향인 것으로 사료된다. 이는 비전 기반 측위 보조 알고리즘 성능 분석 시 카메라와 객체 간의 거리에 따른 오차 분석 결과와 관련이 있는 것으로 보이며, 20m 이하에 존재하는 영상에서 약 10cm 이하(7.4cm) 수준의 거리 정밀도를 확인하였다. 이는 만약 이동체가 10m/s로 이동하고 영상이 10Hz로 획득된다고 가정했을 때, 연속된 두 영상에서 측정되는 거리가 +7.4cm, -7.4cm의 오차를 가질 때 실제 영상에서 획득된 속도는 약 1.5m/s 수준의 속도 오차를 내포할 수 있다는 것을 의미한다. 따라서 향후 속도 정밀도에 따른 영향과 터널구간을 가정한 GNSS 신호 단절 시간에 따른 영향 및 터널 내 시설물에 대한 정보를 활용하는 방법 등에 대한 분석을 추가로 수행할 필요가 있다고 사료된다.

### 5. Conclusion

본 연구에서는 스테레오 카메라를 활용하여 기계학습을 통해 탐지된 관심 객체까지의 거리를 추정하는 비전 기반 측위 보조 알고리즘을 개발하였다. 개발된 비전 기반 측위 보조 알고리즘의 성능은 토탈스테이션 측량을 통해 계산된 거리를 참값으로 가정하여 비교하였으며, 20m 이내에 존재하는 객체의 경우 약 10cm 이하 수준의 오차를 가지는 것으로 확인되었다.

비전 기반 측위 보조 알고리즘에서 산출된 거리와 영상 취득 간격을 통해 속도를 계산할 수 있으며, 계산된 속도정보를 기존에 개발된 GNSS/이동체 내부센서 측위 알고리즘과 결합하였다. 기존 GNSS/이동체 내부센서 결합 중 GNSS/WSS/YRS/SAS/GS 결합에 실제 영상 기반의 속도 정보를 활용하여 항법해 보정을 수행한 결과, 약 4%의 수준의 미미한 측위 성능 향상 효과를 확인하였다. 이는 두 가지 요인으로 정리할 수 있는데, 속도보정이 수행되는 위치와, 실제 영상에서 획득된 속도의 정밀도에 따른 영향으로 보였다. 따라서 영상으로부터 추정된 속도 정보에 대한 정밀도가 항법해에 미치는 영향과 터널 등 GNSS 신호를 이용할 수 없는 경우, 그 외에 터널 내 시설물을 활용한 방법 등을 복합적으로 고려한 추가 실험이 필요하다고 판단된다.

## References

- Dalal, N. and Triggs, B. (2005), Histograms of oriented gradients for human detection, *In Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. Proceedings of the CVPR 2005, IEEE, 20-25 June, San Diego, California*, Vol. 1, pp. 886-893.
- Eric, J. and Randy H. (2007), Computer Vision Class Project, *University of Utah*, Utah, <http://www.eng.utah.edu/~hamburge/> (last date accessed: September 18 2017).
- Godha, S. and Cannon, M.E. (2007), GPS/MEMS INS integrated system for navigation in urban areas, *GPS Solutions*, No. 11, Vol. 3, pp. 193-203.
- Habib, A., Asmamaw, A., Kelley, D., and May, M. (2000), *Linear features in photogrammetry*, Ohio State University, Division of Geodetic Science.
- Han, J.H. (2016), *Performance Analysis of Positioning through the Integration of GNSS and On-board Vehicle Sensors*, Ph.D. dissertation, University of Seoul, Seoul, Korea, 162p.
- Jung, H.G. and Suhr, J.K. (2015), Sensor Fusion-based Precise Localization System for Automotive Applications, *Korean Society Automobile Engineering*, Vol. 37, No. 6, pp. 29-34.
- Jung, J. (2018), *Development of Single Image-based Assistant Algorithm for Vehicle Positioning by Detecting Road Facilities*, Master's thesis, University of Seoul, Seoul, Korea, 78p.
- Kim, N.H. and Park, C.H. (2014), Horizontal Error Analysis of Stereo Vision Positioning System, *HCI KOREA 2014*, 10-12 December, Seoul, Korea, pp. 24-26.
- Nistér, D., Naroditsky, O., and Bergen, J. (2006), Visual odometry for ground vehicle applications, *Journal of Field Robotics*, Vol. 23, No. 1, pp. 3-20.
- Savarese, S. (2011), Computer Vision EECS 442 Lecture note, *University of Michigan*, [http://vhosts.eecs.umich.edu/vision//teaching/EECS442\\_2011/lectures/lecture7.pdf](http://vhosts.eecs.umich.edu/vision//teaching/EECS442_2011/lectures/lecture7.pdf) (last date accessed: 19 November 2018).
- Theodoridis, S. and Koutroumbas, K. (2008), *Pattern recognition 4<sup>th</sup> edition*, Academic Press.
- Viola, P. and Jones, M.J. (2004), Robust real-time face detection, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 57, No. 2, pp. 137-154.