

지능형 운행체를 위한 비전 센서 기반 자이로 드리프트 감소

Vision-based Reduction of Gyro Drift for Intelligent Vehicles

경민기, 당코이누엔, 강태삼, 민덕기, 이정옥*
(MinGi Kyung¹, Dang Khoi Nguyen², Taesam Kang², Dugki Min¹, and Jeong-Oog Lee^{2,*})

¹Computer Science and Engineering, Konkuk University

²Aerospace Information Engineering, Konkuk University

Abstract: Accurate heading information is crucial for the navigation of intelligent vehicles. In outdoor environments, GPS is usually used for the navigation of vehicles. However, in GPS-denied environments such as dense building areas, tunnels, underground areas and indoor environments, non-GPS solutions are required. Yaw-rates from a single gyro sensor could be one of the solutions. In dealing with gyro sensors, the drift problem should be resolved. HDR (Heuristic Drift Reduction) can reduce the average heading error in straight line movement. However, it shows rather large errors in some moving environments, especially along curved lines. This paper presents a method called VDR (Vision-based Drift Reduction), a system which uses a low-cost vision sensor as compensation for HDR errors.

Keywords: intelligent vehicle, gyro drift, HDR, SIFT, vision-based drift reduction

I. 서론

지능형 운행체(intelligent vehicle) 시스템은 다양한 센서와 지능형 알고리즘을 사용하여 주변 환경을 인식하고 운행체를 자동으로 제어하는 시스템이다. 구글에서 개발 중인 무인 주행 자동차나 BMW 등의 자동차 회사에서 개발한 자동 주차 시스템은 차량의 상태를 파악하여 운전자 없이 차량의 움직임을 결정하는 서비스를 제공할 수 있다. 또한, 무인 비행체는 원격탐사, 통신 중계, 그리고 산림 화재와 같이 인명 피해가 예상되고 사람의 접근이 어려운 재난 환경에서 활용이 가능하다.

지능형 운행체의 항법을 위해서는 운행체의 현재 위치를 알아내는 위치인식 기술이 필수적이며 이를 위해 정확한 헤딩(heading) 정보를 아는 것은 중요하다. 주로 GPS를 이용하여 항법을 수행하지만 GPS 신호는 인체에 끼치는 영향을 최소화하기 위해 의도적으로 약하게 방출되도록 설계되어 있다. 이 때문에 무인 운행체는 건물 안, 터널, 주변의 방해물이 있는 곳에서는 GPS의 사용이 불가능하다는 단점이 있다[1].

자이로(gyro)는 각속도를 측정하는 센서로서 운행체 헤딩은 각속도로부터 계산되어질 수 있다. 그러나 각속도를 계속 적분하면 적분오차 즉 드리프트(drift)가 발생하게 된다.

본 논문에서는 2009년 미국 미시간 대학에서 드리프트 감소를 위해 제안한 HDR (Heuristic Drift Reduction) 알고리즘과 비전센서를 통해 획득한 이미지 데이터에 영상처리 알고리즘을 적용하여 헤딩 측정 오차를 최소화하는 드리프트 감소 방안을 제시한다.

자이로 센서를 기반으로 한 피드백 알고리즘을 구현한 HDR 알고리즘은 운행체가 직선 구간을 운행하는 경우에는 비교적 정확한 헤딩 정보를 제시하여 주지만, 회전 구간을 운행하는 동안에는 큰 오차를 보여준다. 이러한 오차를 비전센서를 이용하여 보정함으로써 보다 안정적이고 정확한 헤딩 정보를 제공할 수 있다.

본 논문에서는 비전 센서에 기반하여 자이로 드리프트를 감소시키는 시스템을 구현하였으며, 운행체에 저가형 자이로 센서와 단일 카메라를 장착하여 실험을 수행하고 성능을 검증하였다. 자이로 센서로부터 각속도를 획득하고 이를 HDR 알고리즘에 적용하여 각속도를 보정하고 이로부터 헤딩을 추정한다. 카메라를 통해서 얻어진 이미지에 영상처리 알고리즘인 SIFT (Scale-invariant Feature Transform) 알고리즘을 적용하여 이미지를 통한 추가적인 오차 보정을 시도하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 관련 연구를 소개하고 III 장에서는 HDR과 SIFT 알고리즘을 통한 자이로 드리프트 감소 시스템인 VDR (Vision-based Drift Reduction) 시스템에 대하여 설명한다. IV 장에서는 구현된 시스템을 이용하여 수행한 실험 및 분석 결과를 보여주고 V 장에서 결론 및 추후 연구에 대해 기술하였다.

II. 관련 연구

1. 센서 드리프트를 찾는 방법

센서의 에러를 검출, 수정하는 방법은 오래전부터 연구되어 왔으며, 이러한 센서 데이터를 입력받는 데 있어, 기

* Corresponding Author

Manuscript received March 2, 2015 / revised April 1, 2015 / accepted April 22, 2015

경민기, 민덕기: 건국대학교 컴퓨터공학과

(moonend@gmail.com/dkmin@konkuk.ac.kr)

당 코이 누엔, 강태삼, 이정옥: 건국대학교 항공우주정보시스템공학과

(dkn14284@gmail.com/tskang@konkuk.ac.kr/ljo7@konkuk.ac.kr)

※ 이 논문은 2012학년도 건국대학교의 연구년교원 지원에 의하여 연구되었음.

본적으로는 센서의 상태 공간 모델(state space model)을 이용, 이전 상태와 앞으로 입력받는 데이터의 값을 보정하는 칼만 필터, 노이즈 값을 제거하는 저역 통과 필터(low-pass filter) 등이 같이 이용되곤 한다.

센서의 에러를 찾아내기 위한 첫 번째 방법은 센서에 대한 상태 모델을 만들고, 이 모델을 이용하여 센서의 노이즈와 드리프트에 대한 정도를 추측하는 방법들이다. 이 방법은 온도 센서와 같이 물체의 움직임과는 관련이 적은 센서에 대해서는 높은 정확성을 보여준다[2].

두 번째로 센서 자체가 이동하는 경우, 센서 값을 신뢰하기 어려운 경우가 많다. 이러한 경우에는 신뢰도가 높은 다수의 센서들을 통해 주성분 분석 및 Support Vector Regression (SVR)을 이용한 PCSVR 알고리즘 등을 이용하곤 한다[3].

세 번째로 센서가 이동 중이며, 센서 자체의 정확성도 보장하기 힘든 상황에서는 신경망 기법이 이용되곤 한다. 센서 오차 및 드리프트가 불규칙적으로 발생하는 것을 일련의 Integrating Historical Data Neural Network (IHDNN) 신경망 기법을 이용하여 센서 드리프트를 줄이는 시도가 있었다[4].

하지만 이런 방법들은 센서 드리프트의 특징을 알아내기 위해 과도한 사전 측정 시간을 필요로 하거나, 필요 계산량이 많다는 문제점이 있다.

2. HDR (Heuristic Drift Reduction)

2009년 미시간 대학의 연구진에 의해 개발된 HDR 알고리즘은 피드백 알고리즘을 이용해 적은 계산 자원을 이용하여 효율적으로 센서 데이터의 오류 및 드리프트 현상을 감소시킬 수 있었기 때문에 많은 유사 연구가 수행되었고, HDR 자체를 개량하려는 연구가 추가적으로 수행되었다.

HDR 알고리즘은 우선 정확한 yaw 값을 계산하기 위해 폐루프 제어 시스템(Closed-loop Control System)에 기반을 두고 제작되었다. 이를 위해 HDR 알고리즘은 자이로 센서의 각도 값이 아닌, 자이로 센서의 각속도(ω_{true}) 값을 이용하여 계산을 한다[5].

그림 1은 HDR 알고리즘을 보여준다. HDR 알고리즘은 첫 번째 과정으로 자이로 센서의 각속도(ω_{true})를 입력 값으로 받아, 센서가 가진 고유한 오차(ϵ_0) 및 측정 시에 생긴 오차(ϵ_d)를 저역 통과 필터를 통해 제거하는 작업(식 (1))을 수행한다.

$$\omega' = \frac{\omega_{raw,i}T + \tau\omega'_{i-1}}{T + \tau} \tag{1}$$

- ω' : 저역통과필터를 통해 측정시 오차가 제거된 각속도
- $\omega_{raw,i}$: 자이로 센서로 측정된 각속도
- ω'_{i-1} : 이전 시점의 각속도
- T : 샘플링 주기
- τ : 저역통과필터 시간상수

두 번째 과정으로는 작은 오차에는 민감하게 반응하고, 자이로 센서가 회전하면서 발생시키는 실제 각속도 값의

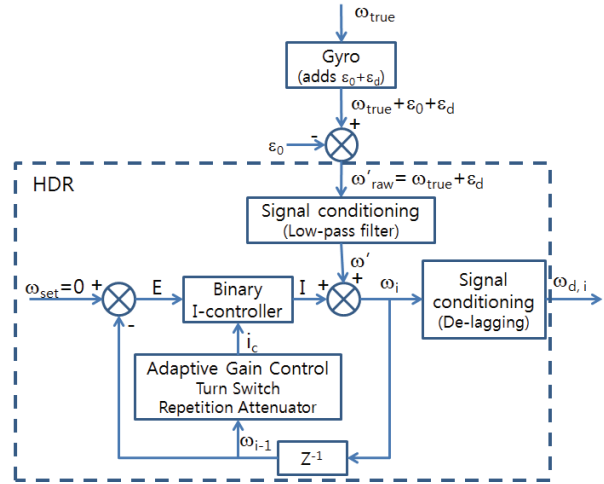


그림 1. HDR 알고리즘.

Fig. 1. HDR Algorithm.

변화가 만들어낸 큰 오차에는 둔감하게 반응해야 한다. 이러한 과정을 Binary I-Controller를 통해 계산을 수행하게 된다(식 (2)).

$$I_i = I_{i-1} - SIGN(\omega_{i-1})i_c \tag{2}$$

이 과정을 반복 수행할 때, 정확도를 높이기 위해서 턴 스위치(turn switch)와 반복 감쇠기(repetition attenuator)를 사용하게 된다. 이러한 보정 작업을 반복 수행하게 되면, 저가형 자이로 센서를 사용하여도 비교적 정확한 Yaw 값을 얻어낼 수 있다.

이러한 특징을 기반으로 하여, HDR 연구진은 HDR 알고리즘에 턴 스위치, 반복 감쇠자 등의 함수 및 기능을 추가하고, 로봇 공학에서 로봇의 미래 위치 추정에 사용되는 Dead-Reckoning 알고리즘과 결합하여 현재의 센서 값만이 아니라, 미래의 센서 값까지 추정하는 방법 등이 시도되었다. 또한 자이로 센서에 HDR 알고리즘을 적용시킨 후, EKF (Extended Kalman Filter) 필터와 결합시키는 연구, 자이로 센서가 아닌 IMU 센서를 이용하는 방법 등이 고안되었다. 국내에서는 강화 학습의 일종인 CARLA 기법을 이용하여 적절한 파라미터를 찾아내는 연구가 있었으며, HDR 알고리즘에 퍼지 평가함수를 추가하는 등의 연구가 수행되었다[6-9].

하지만 자이로 센서가 사용하는 측정의 기준점이 계속해서 변하고 있기 때문에, 일정 시간이 지난 이후나, 운행체가 회전 주행을 한 이후에는 반드시 센서 값을 다른 센서나 외부에서 주어진 수치 등을 이용해서 보정해야 할 필요가 있다.

3. SIFT (Scale-invariant Feature Transform)

이미지 매칭(matching)에는 원 이미지와 대상 이미지와의 픽셀 간 유사성 비교를 통한 매칭 외에 이미지에 대한 주된 특징이 되는 점들을 찾은 뒤 이 점들에 대하여 이 점들을 보다 식별이 용이하게 서술할 수 있는 서술 벡터(description vector)를 생성하고, 이 벡터들 간의 유사성을 측정하여 매칭을 하는 방법이 있다. 이러한 주된 특징이 되

는 픽셀 혹은 지점들을 특징점(feature point) 혹은 키포인트(keypoint)라고 한다. SIFT는 영상인식 기술 중 하나로 영상 피라미드를 만들어 특징점을 추출하여 크기 변화에 강인하고, 특징점들의 기준 방위를 추출하여 특징벡터를 생성하기 때문에 회전 변화에도 강인한 알고리즘이다[10].

영상에서 회전, 스케일, 노이즈 등에 불변하는 특성을 가진 특징점을 추출하고 매칭(matching) 하는 기술은 물체 인식, 물체 검색, 물체 트래킹(tracking) 등을 하기 위해 매우 강력한 기술이고 영상 기반 SLAM 등에 활용된다[11-13].

III. VDR (Vision-based Drift Reduction) 시스템

1. 비전 센서를 이용한 헤딩 추정

연속된 두 이미지에서 SIFT 알고리즘으로 동일한 특징점을 식별하면, 각도에 따른 픽셀크기 DPR (Degree to Pixel ratio)를 추정할 수 있다.

그림 2(a)는 첫 번째 이미지(왼쪽 이미지)를 촬영한 후 카메라를 4도 각도 회전시켜 두 번째 이미지(오른쪽 이미지)를 촬영한 후 두 이미지에서 동일한 특징점을 매칭하는 것을 보여준다. 그림 2(b)는 두 이미지를 겹쳤을 때 동일한 특징점 (예를 들어 이미지 우측 상단의 산 정상 부분)을 직선으로 연결한 것을 보여주며 x_{diff} 는 두 이미지에서 동일한 특징점간 너비차가 된다. 예를 들어, 왼쪽 이미지에서 산 정상 픽셀의 x 좌표가 2352이고 동일한 위치의 x 좌표가 오른쪽 이미지에서는 2500이면 이 동일한 특징점에서의 너비차 x_{diff} 는 $2500-2352=148$ 이 되고 DPR은 $148/4=37$ pixels/degree 가 된다. 이 경우에 모든 동일한 특징점들끼리 연결하였을 때 평균 DPR은 38 pixels/degree 였다. 즉, 카메라를 1도 간격으로 회전시켜 두 이미지를 촬영하였다면 두 이미지에서 동일한 특징점간 픽셀 너비는 평균 38픽셀 크기로 추정된다.

그림 3은 헤딩 추정기 (Heading Estimator)를 보여준다. 다양한 각도와 환경에서 측정된 DPR 집합을 Ψ 라고 하자.

$$\Psi = \{(x_{diff_1}, d_1), (x_{diff_2}, d_2), \dots, (x_{diff_N}, d_N)\}$$

여기서 $x_{diff_i} \in X$ 는 두 이미지에서 동일한 특징점간 너비

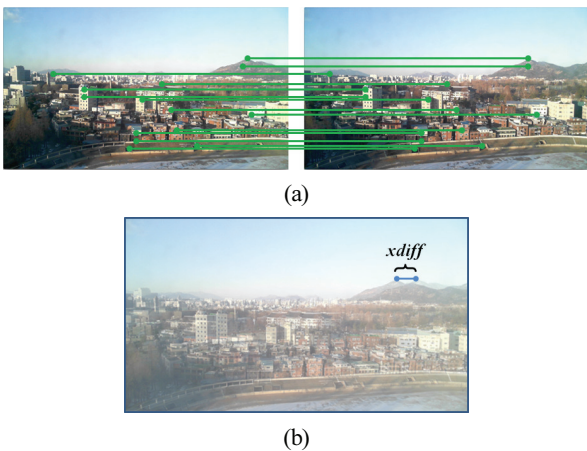


그림 2. 서로 다른 2개의 이미지에서 특징점 매칭.
Fig. 2. Feature points matching in two different images.

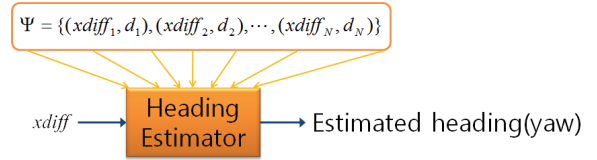


그림 3. 헤딩 추정기.

Fig. 3. Heading Estimator.

차이고 $d_i \in D$ 는 이 때 두 이미지간 촬영 각도를 의미한다. 헤딩 추정기는 Ψ 로부터 최소제곱(least-square)에 의한 Polynomial curve fitting을 이용하여 생성된다.

수집된 데이터를 분석한 결과 x_{diff_i} 가 d_i 와 선형적인 관계에 있으므로 식 (3)과 같이 1차식으로 헤딩추정기를 구성하였다.

$$f(x_{diff}) = m(x_{diff}) + b \tag{3}$$

잔차(residual) R_i 를 각 x_{diff_i} 에서의 함수값과 d_i 와의 차, $R_i = f(x_{diff_i}) - d_i$ 로 정의하면 모든 x_{diff_i} 에서의 잔차의 제곱의 합 R 은 식 (4)와 같이 m 과 b 의 함수로 정의된다.

$$R = [m(x_{diff_1}) + b - d_1]^2 + [m(x_{diff_2}) + b - d_2]^2 + \dots + [m(x_{diff_N}) + b - d_N]^2 \tag{4}$$

R 의 최소값은 식 (5)와 (6)과 같이 m 과 b 에 대한 R 의 편도함수를 계산하여 구할 수 있다.

$$\frac{\partial R}{\partial m} = 0 \tag{5}$$

$$\frac{\partial R}{\partial b} = 0 \tag{6}$$

식 (5)와 (6)을 풀면 m 과 b 가 결정되고 이 값을 이용하여 1차식의 헤딩추정기를 구성한다. 그러하면 임의의 x_{diff} 가 주어졌을 때 헤딩(Yaw)은 헤딩 추정기로부터 $f(x_{diff})$ 로 계산되어 추정된다.

2. HDR 알고리즘과 비전센서를 이용한 VDR 시스템 구성

자이로 센서에 대한 HDR 알고리즘 적용은 직선 구간에서는 비교적 정확한 헤딩을 추정하지만, 회전 운동이나 오랜 시간이 경과한 후에는 오차가 누적되는 단점이 있다. 반면 이미지에 대한 SIFT 알고리즘 적용을 통해 구축된 헤딩 추정기는 직선뿐만 아니라 회전시에도 정확한 헤딩을 제공하지만, 이미지에 대해 가우시안 함수를 적용하는 등 계산량이 많기 때문에 실시간 처리가 힘들다는 단점이 있다.

본 연구에서는 자이로 센서의 각속도를 기반으로 한 HDR 알고리즘과 SIFT 알고리즘에 기반한 헤딩 추정기를 결합하여 실시간성을 보장하면서 헤딩 추정 정확도가 향상된 VDR 시스템을 구축하였다. 그림 4는 VDR 시스템의 구성도를 보여준다. 자이로 센서의 출력값은 센서가 가진 고유한 오차(ϵ_0)가 제거된 후 HDR에 입력되며, 저역 통과 필터를 통해 측정 시에 생긴 오차(ϵ_d)가 완화된 후 HDR 알고리즘에 의해 수정된 각속도 ω_{HDR} 가 출력된다. 연속된

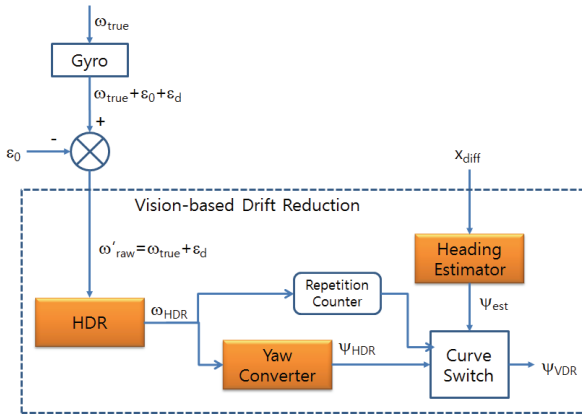


그림 4. VDR 시스템.

Fig. 4. VDR System.

이미지에서 동일한 특징점 위치간 차이, 즉 픽셀 간격 x_{diff} 가 입력되면, heading 추정기로 추정된 heading 값 ψ_{est} 이 출력된다. ψ_{HDR} 은 일정한 시점마다 ψ_{est} 로 보정되어 최종 heading 값 ψ_{VDR} 이 출력된다.

Yaw 변환기(Yaw Converter)는 각속도로부터 식 (7)과 같이 heading ψ_{HDR} 를 계산한다.

$$\psi_{HDR_i} = \psi_{HDR_0} + \psi_{HDR_{i-1}} + \omega_{HDR_i} T_i \quad (7)$$

ψ_{HDR_0} : 시작 시점에서의 초기 heading값

(본 논문에서는 $\psi_{HDR_0} = 0$)

T_i : 샘플링 시간 간격

그림 9의 그래프를 보면 직선 구간에서 각속도는 0을 중심으로 부호가 계속하여 바뀌지만 곡선 구간에서는 부호가 바뀌지 않고 계속하여 양의 값을 가지는 것을 볼 수 있다. 이를 통해 일정 시간동안 각속도의 부호가 바뀌지 않으면 운행체가 곡선 구간을 움직이고 있다고 추정할 수 있다. 그림 4에서 반복 카운터(RC: Repetition Counter)는 식 (8)에서와 같이 이전 각속도($\omega_{HDR_{i-1}}$)와 현재 각속도(ω_{HDR_i})의 부호가 같으면 1이 증가되고 그렇지 않으면 1로 리셋된다. 여기서 $SIGN()$ 은 부호를 판별하는 함수이며, 양수이면 1, 0이면 0, 음수이면 -1의 값을 반환한다.

$$RC_i = \begin{cases} RC_{i-1} + 1 & \text{if } SIGN(\omega_{HDR_i}) = SIGN(\omega_{HDR_{i-1}}) \\ 1 & \text{if } SIGN(\omega_{HDR_i}) \neq SIGN(\omega_{HDR_{i-1}}) \end{cases} \quad (8)$$

반복 카운터 값이 미리 정의된 임계치(threshold)보다 크면 식 (9)와 같이 커브 스위치(Curve Switch)의 값은 1이 된다. 여기서 CS_i 는 커브 스위치이고 Θ_{CS} 는 커브 스위치에 대한 임계치이다.

$$CS_i = \begin{cases} 1 & \text{if } RC_i \geq \Theta_{CS} \\ 0 & \text{if } RC_i < \Theta_{CS} \end{cases} \quad (9)$$

커브 스위치가 off (0) 이면 운행체는 직선 구간을 운행

중이며 ψ_{VDR} 의 값은 ψ_{HDR} 의 값을 사용한다. 커브 스위치가 on (1) 이면 운행체는 곡선 구간을 운행중이며 ψ_{VDR} 의 값은 일정 시점마다 ψ_{est} 의 값으로 보정된다(식 (10)).

$$\psi_{VDR_i} = \begin{cases} \psi_{est_i} & \text{if } CS_i = 1 \\ \psi_{HDR_i} & \text{if } CS_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

IV. 실험 및 분석

1. 실험 환경

카메라는 마이크로소프트의 LifeCam 제품을 사용하였다. 그리고 자이로 센서의 각속도를 얻기 위해 E2Box 사의 EBIMU-9DOFV2 AHRS 센서를 이용하였다. 이 제품은 저가형으로 자이로 센서, 가속도 센서, 자기 센서, 온도 센서를 포함하고 있고 에러 제거에 칼만 필터가 사용되었다는 정보 외에는 세부적인 에러 감소 방법은 제시되지 않았다. 다만 정지 상태일 때에는 Yaw 드리프트가 발생하지 않았지만, 움직이는 상태일 때에는 10m 이동시 10도 이상의 Yaw 드리프트가 발생하는 것을 확인하였다.

HDR 알고리즘은 NI의 LabView 개발 도구를 이용하여 코드를 작성하였다. 자이로 센서의 각속도를 이용한 HDR 알고리즘을 적용한 임베디드 시스템을 차량 전면에 부착하고, 400미터 가량의 트랙을 반복 주행하면서 VDR 알고리즘의 성능을 평가하였다.

2. 실험 결과 분석

실험은 다음과 같은 순서로 진행되었다. 우선 100미터 가량의 트랙의 직선 구간을 반복 운행하면서 HDR을 적용하지 않은 상태에서 Yaw 값의 변화를 추적하고 HDR을 적용한 결과와 비교하여 HDR 알고리즘의 직선 구간에서의 성능을 평가하였다. 다음에 트랙 한바퀴를 반복 주행하면서 측정된 데이터를 기반으로 비전센서 기반 heading 추정기로부터 추정된 heading값을 분석하였다. 마지막으로 HDR과 heading 추정기를 결합한 VDR 알고리즘으로부터 추정된 heading 값을 분석하여 VDR 알고리즘의 성능을 평가하였다.

2.1 HDR을 이용한 직선 구간에서의 Yaw 값 추정

그림 5는 직선 구간을 반복 운행하면서 측정된 HDR 적용전 각속도(W_z)와 HDR 적용후 각속도(W_z_HDR)를 비교하여 보여주고 있다. 여기서 x 축은 시간(1/100초)을 y 축은

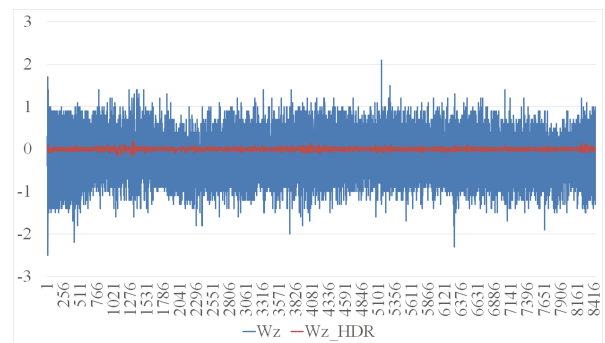


그림 5. 보정전 각속도와 보정후 각속도(직선 구간).

Fig. 5. Angular velocity measurement with and without the HDR algorithm (In straight line).

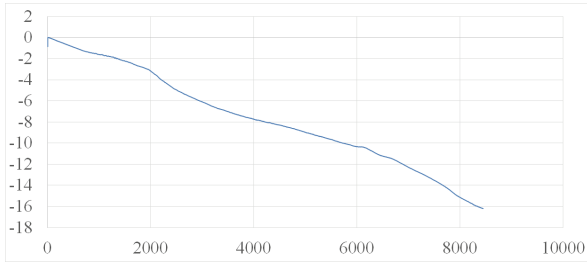


그림 6. HDR 알고리즘 적용전 Yaw 값 (직선 구간).
Fig. 6. Yaw values before applying the HDR algorithm (In straight line).

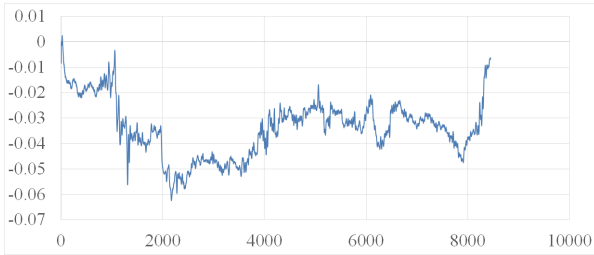


그림 7. HDR 알고리즘 적용 후 Yaw 값 (직선 구간).
Fig. 7. Yaw values after applying the HDR algorithm (In straight line).

각속도를 나타낸다. 자이로 센서로 측정된 각속도는 파란색으로, HDR 알고리즘으로 보정된 각속도는 빨간색으로 표시되어 있다.

그림 5에서 확인할 수 있듯이, 주행 도중 자이로 센서로 측정된 각속도 값의 합(파란색으로 표시된 부분의 면적)이 마이너스 방향으로 더 컸으므로, 자이로 센서의 Yaw 값은 음의 방향으로 증가하게 된다.

그림 5의 데이터를 이용해서 계산된 시간에 따른 Yaw 값이 그림 6에 보여진다. 여기서 x 축은 시간(1/100초)을 y 축은 Yaw 값을 나타낸다. 직선 구간을 운행하였기 때문에 Yaw 값은 변화가 없거나 적어야 하는데 직선 구간에서 85 초 동안 Yaw 값이 16도가 변한 것을 확인할 수 있다. 그림 6에서 확인할 수 있듯이, 자이로 센서를 통해 추정된 Yaw 값은 드리프트 현상이 발생하고 있음을 알 수 있다.

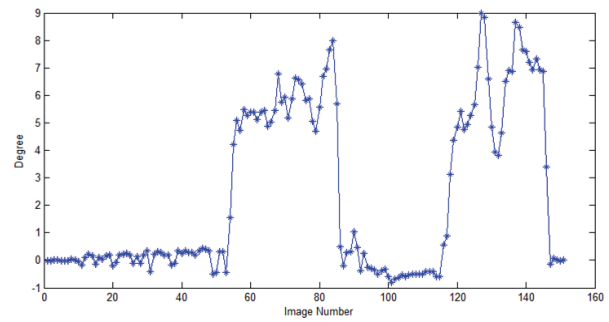
자이로 센서의 이러한 드리프트 현상을 해결하기 위하여 HDR 알고리즘을 적용하면, 그림 7에서와 같이 자이로 센서에서 발생하는 Yaw 드리프트 오차가 효과적으로 제거되어, 16도까지 발생했던 Yaw 값에 대한 오차가 0 ~ 0.06도 까지 감소함을 알 수 있다.

2.2 헤딩 추정기를 통한 트랙 구간에서의 Yaw 값 추정

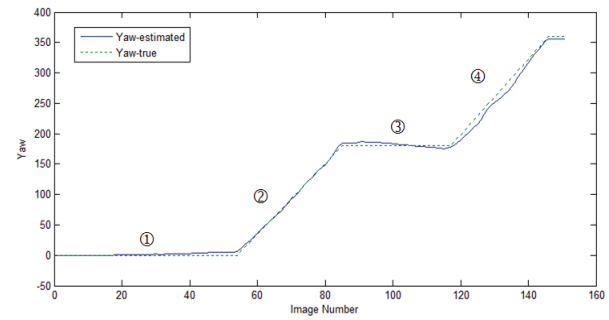
거리(근거리, 중간거리, 원거리)와 각도를 변화시켜 가면서 촬영 획득한 1000여장의 이미지 처리를 통하여 Ψ 집합을 구성하였으며 Polynomial curve fitting을 이용하여 식 (11)과 같이 1차식으로 표현되는 헤딩 추정기를 구성하였다.

$$d = 0.0272(xdiff) - 0.0272 \quad (11)$$

여기서 $xdiff$ 는 동일한 특징점간 픽셀 너비의 평균값을 그리고 d 는 두 이미지간 촬영 각도가 된다. 예를 들어, 연속



(a)



(b)

그림 8. 헤딩 추정기를 통한 Yaw 값.

Fig. 8. Yaw values from the Heading Estimator.

된 두 이미지에서 동일한 특징점간 픽셀 너비 평균이 100 이라면 두 이미지간 촬영 각도는 2.75도로 추정된다.

그림 8(a)는 타원형의 트랙 400m를 반복 주행하여 360도 회전 주행을 수행하였을 때 연속된 두 이미지에서 동일한 특징점 분석을 통해 계산된 각도를 보여준다. 400m 트랙 구간 중 총 151개 지점에서 각도를 계산하였으며 이와 같이 계산된 각도는 최대오차 3.0도, 최소오차 0.0도, 그리고 0.6도의 평균 오차를 가졌다. 이러한 각도를 계속 누적시키면 헤딩 정보 (Yaw 값)가 되고 그림 9(b)에서 보여진다. 여기서 x 축은 이미지 번호를 y 축은 Yaw 값을 나타낸다. 그림 9(b)에서 ①은 타원형 트랙의 첫 번째 직선구간을 그리고 ②는 첫 번째 회전구간을 나타낸다. 마찬가지로 ③은 타원형 트랙의 두 번째 직선 구간을 ④는 두 번째 회전구간을 나타낸다. 실선은 이미지 특징점 분석을 통해 계산된 Yaw 값을 그리고 점선은 실제 Yaw 값을 나타낸다. 첫 번째 회전구간을 운행한 후 계산된 Yaw값은 180도 근처를 가리키고 두 번째 회전구간을 운행한 후에는 360도 근처를 나타내고 있음을 볼 수 있으며 헤딩 추정기를 통한 Yaw 값 추정이 회전 구간에서도 비교적 정확하다는 것을 알 수 있다.

2.3 HDR과 헤딩 추정기를 결합하여 Yaw 값 추정

그림 9는 400m 트랙을 2바퀴 (800m) 반복 운행하면서 측정된 HDR 적용전 각속도(Wz)와 HDR 적용후 각속도 (Wz_HDR)를 비교하여 보여주고 있다.

그림 9의 데이터를 이용해서 계산된 시간에 따른 Yaw 값이 그림 10에 보여진다. 자이로 센서의 각속도를 이용한 HDR 알고리즘을 적용한 결과, 평균 4분 40초에 걸쳐 800미터 주행, 720도의 각도 변화가 있었을 때 HDR 알고리즘

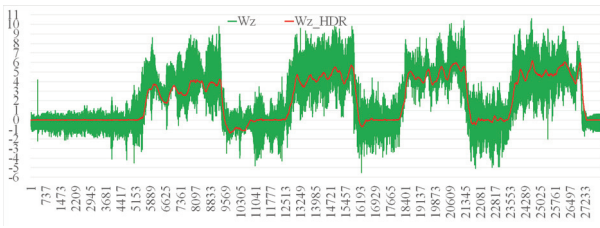


그림 9. 보정전 각속도와 보정후 각속도 (트랙 구간).

Fig. 9. Angular velocity measurement with and without the HDR algorithm (In track).

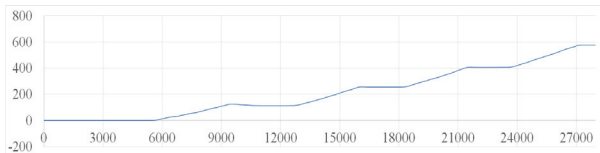


그림 10. HDR 알고리즘 적용 후 Yaw 값 (트랙 구간).

Fig. 10. Yaw values after applying the HDR algorithm (In track).

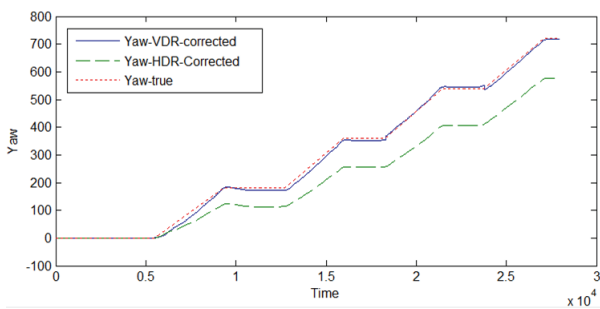


그림 11. HDR과 VDR의 Yaw 값 변화 비교.

Fig. 11. Yaw values with HDR and VDR systems.

은 Yaw 값의 변화를 약 576도까지 추정할 수 있었다. HDR 알고리즘을 적용하면, 자이로 센서에 대한 드리프트 오차가 직선 구간에서는 효과적으로 제거되지만, 회전 구간을 포함하는 운행에서는 매우 큰 오차가 발생함을 알 수 있다.

그림 11은 HDR과 VDR 알고리즘을 통하여 계산된 Yaw 값을 비교하여 보여주고 있다. 여기서 x 축은 시간(1/00초)을 y 축은 Yaw 값을 나타낸다. 실선은 VDR을 통해 계산된 Yaw 값을, 파선은 HDR에 의해 얻어진 Yaw 값을 그리고 점선은 실제 Yaw 값을 나타낸다. VDR과 HDR 모두 직선 구간에서는 Yaw 값을 비교적 정확하게 추정하고 있음을 알 수 있다. 그러나 회전 구간을 포함한 전체 운행 구간에서 VDR은 대체적으로 정확한 Yaw값을 제공하지만 상기한 바와 같이 HDR은 회전 구간에서 큰 오차를 보여주고 있다. VDR을 이용하여 heading 값을 추정하였을 때 평균 오차는 5.7도였고 HDR의 경우에는 78.6도였다.

V. 결론

자세와 heading 정보는 지능형 운행체 항법에 필수적이다. 본 논문에서는 저가의 비전 센서를 이용하여 자이로 드리프트 오차를 최소화하는 VDR 시스템을 제안하였다. HDR 알고리즘과 비전 센서 기반 heading 추정기를 이용하여 신뢰

할 만한 수준의 heading 정보를 제공할 수 있었다.

비전 센서는 최근 반도체 및 영상 기술의 발전으로 소형, 경량이면서 고화질의 이미지 제공이 가능하고 가격도 저렴하다. 저가의 자이로 센서로부터의 오차를 저가의 비전 센서를 이용하여 보정하는 항법 장치를 구성할 수 있는 기술은 무인 그리고 지능형 운행체 대중화에 기여할 수 있다.

본 논문에서는 이미지의 픽셀 너비 정보(x 축 방향)를 이용하여 heading 추정기를 구성하였다. 추후에는 다양한 방향으로의 지능형 운행체 움직임에 대한 이미지 픽셀 패턴 정보를 분석하여 공간상에서 운행하는 무인 비행체 항법을 위한 heading 추정기를 구성할 예정이다.

REFERENCES

- [1] S. K. Jeong, T. H. Kim, C. S. Sin, and S. U. Lee, "Technical trends of smart jamming for GPS signal," *Electronics and Telecommunications Trends (in Korean)*, vol. 27, no. 6, pp. 75-82, 2012.
- [2] I.-S. Lee and Y.-W. Kim, "Analysis and compensation of sensor drift in the gas monitoring system," *Journal of KIIT (in Korean)*, vol. 9, no. 11, pp. 9-15 2011.
- [3] I.-Y. Seo, H.-C. Shin, M.-G. Park, and S.-J. Kim, "Statistical techniques to detect sensor drifts," *Journal of KSS (in Korean)*, vol. 18, no. 3, pp. 103-112, 2009.
- [4] A. Sachenko, V. Kochan, and V. Turchenko, "Sensor drift prediction using neural networks," *Proc. of the International Workshops on Virtual and Intelligent Measurement Systems*, pp. 88-92, 2000.
- [5] J. Borenstein and L. Ojeda, "Heuristic reduction of gyro drift in vehicle tracking applications," *IJVAS*, vol. 2, no. 1, pp. 78-98, 2009.
- [6] P. Aggarwal, D. Thomas, L. Ojeda, and J. Borenstein, "Map matching and heuristic elimination of gyro drift for personal navigation systems in GPS-denied conditions," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 22, no. 2, 2011.
- [7] D. G. Nam, J. Y. Park, H. W. Park, and D. Y. Kim, "Some observations on drift-reduction methods for low-cost gyro sensors," *Presented at the KIIS Fall Conference 2010 (in Korean)*, pp. 103-106, 2010.
- [8] A. R. Jiménez, F. Seco, J. C. Prieto, and J. Guevara, "Indoor pedestrian navigation using an INS/EKF framework for yaw drift reduction and a foot-mounted IMU," *Proc. of the 2010 7th Workshop on Positioning Navigation and Communication*, pp. 135-143, 2010.
- [9] H. Qian, Q. Xia, B. Liu, Di An, and X. Peng, "Fuzzy heuristic reduction of gyro drift in gyro-based mobile robot tracking," *Proc. of the 2009 International Conference on Information Engineering and Computer Science*, pp. 1-4, 2009.
- [10] D. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *Int. Journal of computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.

- [11] Y. S. Jeon, J. E. Choi, and J. O. Lee, "Development of a SLAM system for small UAVs in indoor environments using gaussian processes," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 20, no. 11, pp. 1098-1102, 2014.
- [12] P. S. Segundo and J. Artieda, "A novel clique formulation for the visual feature matching problem," *Journal of Applied Intelligence*, pp. 1-18, 2015.
- [13] S. G. Yun, S. E. Kang, and S. H. Ko, "Moving target indication using an image sensor for small UAVs," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 20, no. 12, pp. 1189-1195, 2014.



이 정 욱

1992년 고려대학교 컴퓨터학과 졸업. 1994년 동 대학원 석사. 2001년 동 대학원 박사. 2006년~현재 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 교수. 관심분야는 인공지능, 무인비행기, 자율비행.



경 민 기

2008년 건국대학교 컴퓨터공학과 졸업. 2010년 동 대학원 석사. 2010년~현재 건국대학교 대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 시뮬레이션 및 병렬처리.



당 코이 누엔

2004년 국립우크라이나기술대학 항공우주학과 졸업. 2008년 동 대학원 석사. 2011년~현재 건국대학교 항공우주정시스템공학과 박사과정 재학 중. 관심분야는 Robust Control, Automation Control System.



강 태 삼

1986년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1988년 동 대학원 석사. 1992년 동 대학원 박사. 2001년~현재 건국대학교 항공우주정보시스템공학과 교수. 관심분야는 MEMS 센서, 신호처리, 제어이론 및 제어시스템, 강인제어.



민 덕 기

1986년 고려대학교 산업공학과 졸업. 1991년 미시간 주립대학 컴퓨터공학 석사. 1995년 동 대학 박사. 1995년~현재 건국대학교 컴퓨터공학과 교수. 관심분야는 분산 컴퓨팅 및 UAV.