야지환경에서 연합형 필터 기반의 다중센서 융합을 이용한 무인지상로봇 위치추정

UGV Localization using Multi-sensor Fusion based on Federated Filter
in Outdoor Environments

최 지 훈*	박 용 운*	주 상 현*
Ji-Hoon Choi	Yong Woon Park	Sang Hyeon Joo
심 성 대*	민 지 흥*	
Seong Dae Shim	Ji Hong Min	

Abstract

This paper presents UGV localization using multi-sensor fusion based on federated filter in outdoor environments. The conventional GPS/INS integrated system does not guarantee the robustness of localization because GPS is vulnerable to external disturbances. In many environments, however, vision system is very efficient because there are many features compared to the open space and these features can provide much information for UGV localization. Thus, this paper uses the scene matching and pose estimation based vision navigation, magnetic compass and odometer to cope with the GPS-denied environments. NR-mode federated filter is used for system safety. The experiment results with a predefined path demonstrate enhancement of the robustness and accuracy of localization in outdoor environments.

Keywords : Federated Filter(연합형 필터), Localization(위치추정), Scene Matching(영상매칭),

1. 서론

무인로봇은 미래 전장의 핵심요소로 감시정찰, 지뢰 탐지 및 물자수송 등 다양한 전장에서 활용될 것으로 예측되고 있다. 이러한 기능을 수행하기 위해서는 필

수적으로 무인로봇의 현재위치는 정확하고 연속적으로 추정되어야 한다. 무인로봇의 정확한 위치추정을 위해서 일반적으로 이용되는 방법은 내륙/해안 고정기 지국을 사용하거나 약 36,000km 상공에 있는 정지위성을 사용하는 광역보정위성항법을 이용하게 된다. 하지만, 이러한 GPS기반의 위치추정 방식은 주위환경(건물, 나무 등)이나 기준국과의 거리 등에 의해 항법 오차가 증가하게 되어 무인로봇의 정확하고 연속적인 위치추정이 불가능하게 된다. 따라서, 야지환경에서 무

† 2012년 4월 5일 접수~2012년 7월 27일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 최지훈(ji_hoon_choi@add.re.kr)

인로봇의 강인한 위치추정을 위해서는 GPS에 종속되지 않는 보조항법장치가 필요하다.

본 논문에서는 GPS 신호가 단절된 상황에서 UGV의 위치추정을 위해 3차원 위치추정이 가능한 CCD 카메라를 이용한 영상항법을 사용한다. UGV가 운용되는 영역에 대한 영상 데이터베이스(DB)는 영상매칭 속도를 빠르게 하기 위해 SURF feature^[1]를 이용한 vocabulary tree^[2] 구조로 사전에 구축하고, 실제 주행시에 로봇에 획득되는 영상과 DB와의 매칭을 통해 로봇의 위치를 개략적으로 추정하고 영상사이의 상대적인 자세추정을 통해 UGV의 위치를 보다 정확하게 추정한다. stereo camera 외에, GPS 신호가 단절된 상황에서 INS의 속도오차 및 Heading오차를 보정하기 위해 magnetic compass 및 odometer를 설계하였다. 또한, 시스템의 안정성을 위해 FDI(Fault Detection and Isolation) 알고리즘을 설계하였다. 결과적으로, 본 논문은 연합형 칼만필터^[3] 기반으로 GPS, INS, stereo camera, Magnetic compass, Odometer를 융합하는 알고리즘을 제안한다. 제안된 통합항법 알고리즘은 시뮬레이션 및 시험을 통해 성능을 확인하였다. 제 2장은 통합항법 알고리즘을 기술하고, 제 3장에서는 시스템 모델 설계에 관하여 기술하였고, 제 4장에서는 항법성능 시험결과를, 제 5장에서는 결론을 기술하였다.

2. 통합항법 알고리즘 구조

본 논문에서 제안된 통합항법 알고리즘은 Fig. 1 같다. INS를 주항법시스템으로 하고, GPS, stereo camera, Odometer, Magnetic Compass는 INS오차를 보정하기 위한 측정시스템이다. 통합항법 시스템은 고장검출 및 시스템 통합 등이 원활한 NR(No Reset) mode 연합형 칼만필터 방식으로 설계되었으며 4개의 부필터(INS/GPS, INS/VISION, INS/Odometer, INS/Compass)와 1개의 주필터로 구성되어 있다. 또한, 측정시스템의 오작동으로부터 통합항법 시스템의 안정성을 위하여 고장검출 알고리즘으로 Chi-squared(χ^2) test를 설계하였다.

3. 시스템 모델 설계

가. INS 오차모델 및 측정방정식

IMU 센서는 3축의 가속도계와 자이로로 구성되어

Fig. 1. Integrated navigation algorithm structure

있다. 센서로부터 출력되는 값을 적분하여 로봇의 위치, 속도, 자세 등이 계산된다. 관성항법과 보정항법(GPS, 영상항법, odometer, compass)을 융합하는 통합필터의 적용은 INS의 수학적인 모델을 요구한다. 본 논문에서는 장시간의 항법 수행을 위해 Psi(ψ) angle^[4] 모델을 적용하였다. 위치, 속도, 자세 오차방정식은 NED(North-East-Down) 좌표계에서 다음과 같이 표시될 수 있다.

$$\delta \dot{L}^n = -\omega_{en}^n \delta L^n + \delta V^n \quad (1)$$

$$\delta \dot{V}^n = C_b^n \delta f^b + f^n \times \delta \psi^n - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \delta V^n + \Omega_s \delta L^n$$

$$\delta \dot{\psi}^n = -(\omega_{in}^n \times \delta \psi^n) - C_b^n \delta \omega_{ib}^b$$

여기서, δL^n , δV^n , $\delta \psi^n$ 은 위치오차, 속도오차, 자세오차이며, f^n 은 가속도 벡터, δf^b 는 가속도 오차벡터, $\delta \omega_{ib}^b$ 는 자이로 오차벡터, C_b^n 은 동체좌표계에서 항법좌표계로의 좌표변환행렬, ω_{ie}^b 는 earth rate, ω_{en}^n 은 craft rate, ω_{in}^n 은 관성좌표계에 대한 항법좌표계의 각속도이다.

만약 식 (1)에서 센서오차를 랜덤바이어스로 모델링하면 시스템방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{nav} \\ \dot{x}_{IMU} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} \\ 0_{6 \times 9} & 0_{6 \times 6} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{nav} \\ x_{IMU} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{nav} \\ w_{IMU} \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서 x_{nav} , x_{IMU} , F_{11} 및 F_{12} 는 다음과 같다.

$$x_{nav} = [\delta p_N \ \delta p_E \ \delta p_D \ \delta v_N \ \delta v_E \ \delta v_D \ \delta \psi_N \ \delta \psi_E \ \delta \psi_D]^T \quad (3)$$

$$x_{IMU} = [\delta f_x \ \delta f_y \ \delta f_z \ \delta \omega_x \ \delta \omega_y \ \delta \omega_z]^T \quad (4)$$

$$F_{12} = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ C_b^n & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & -C_b^n \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 C_b^n 은 동체 좌표계(b)에 대한 항법 좌표계(n)의 좌표 변환 행렬이다.

부필터의 측정방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$z_i(k) = H_i(k)x(k) + v_i(k) \quad (7)$$

여기서 $z_i(k)$ 는 i 번째 측정치이고, $H_i(k)$ 는 측정치와 상태변수를 연결하는 측정치행렬이며, $v_i(k)$ 는 측정치 노이즈 벡터이다.

첫 번째 측정방정식 설계에서, z_1 은 NED 좌표계에서 GPS와 INS의 위치와 속도 차이므로 다음과 같이 설계하였다.

$$\begin{aligned} z_1(k) &= H_1(k)x(k) + v_1(k) \\ z_1 &= [\delta L_N \ \delta L_E \ \delta L_D \ \delta V_N \ \delta V_E \ \delta V_D] \\ x_1(k) &= [x_{nav} \ x_{IMU}] \\ H_1 &= [I_{6 \times 6} \ 0_{6 \times 9}] \end{aligned} \quad (8)$$

두 번째 측정방정식 설계에서, z_2 은 NED 좌표계에서 영상항법에서 추정된 위치와 INS의 위치 차이므로 다음과 같이 설계하였다.

$$z_2(k) = H_2(k)x(k) + v_2(k) \quad (9)$$

$$z_2 = [\delta L_N \ \delta L_E \ \delta L_D]$$

$$x_2(k) = [x_{nav} \ x_{IMU}]$$

$$H_2 = [I_{3 \times 3} \ 0_{3 \times 12}]$$

세 번째 측정방정식 설계에서, z_3 은 NED 좌표계에서 odometer와 INS의 속도 차이므로 다음과 같이 설계하였다.

$$z_3(k) = H_3(k)x(k) + v_3(k) \quad (10)$$

$$z_3 = [\delta V_N \ \delta V_E \ \delta V_D]$$

$$x_3(k) = [x_{nav} \ x_{IMU} \ \delta V_{SF}]$$

$$H_3 = [0_{3 \times 3} \ I_{3 \times 3} \ \begin{bmatrix} 0 & V_D^n - V_E^n \\ -V_D^n & 0 & V_N^n \\ V_E^n - V_N^n & 0 \end{bmatrix}]_{0_{3 \times 6}} - \begin{bmatrix} V_x^b C_{11} \\ V_x^b C_{21} \\ V_x^b C_{31} \end{bmatrix}$$

여기서 δV_{SF} 는 odometer의 scale factor 오차이다.

식 (10)에서 odometer 속도는 모터 회전수를 이용하여 아래와 같이 계산하였다.

$$V_x^b = \frac{r}{4 \times n} \times \frac{2 \times \pi}{60} \times \sum_{i=1}^6 \left(\omega_i(t) - (\omega_{\max}(t) + \omega_{\min}(t)) \right) \quad (11)$$

여기서, r 은 휠 바퀴, n 은 감속비, ω 는 모터회전수이며 최대/최소 회전수는 제외하였다. 본 연구에서 이용된 UGV는 6×6 In-Wheel Motor 시스템으로 구성되어

$$F_{11} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{v_E \tan L}{R_t + h} & \frac{v_N}{R_m + h} & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{v_E \tan L}{R_t + h} & 0 & \frac{v_E}{R_t + h} & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{v_N}{R_m + h} & -\frac{v_E}{R_t + h} & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{g_n}{R_m + h} & 0 & 0 & 0 & -2\Omega \sin L - \frac{v_E \tan L}{R_t + h} & \frac{v_N}{R_m + h} & 0 & -f_D & f_E \\ 0 & \frac{g_n}{R_t + h} & 0 & 2\Omega \sin L + \frac{v_E \tan L}{R_t + h} & 0 & 2\Omega \cos L + \frac{v_E}{R_t + h} & f_D & 0 & -f_N \\ 0 & 0 & \frac{2g_n}{R_t + h} & -\frac{v_N}{R_m + h} & -2\Omega \cos L - \frac{v_E}{R_t + h} & 0 & -f_E & f_N & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\Omega \sin L - \frac{v_E \tan L}{R_t + h} & \frac{v_N}{R_m + h} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \Omega \sin L + \frac{v_E \tan L}{R_t + h} & 0 & \Omega \cos L + \frac{v_E}{R_t + h} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{v_N}{R_m + h} & -\Omega \cos L - \frac{v_E}{R_t + h} & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

있어 6개의 ω 가 활용된다.

네 번째 측정방정식 설계에서, z_4 은 magnetic compass와 INS의 Heading 차이므로 다음과 같이 설계하였다.

$$\begin{aligned} z_4(k) &= H_4(k)x(k) + v_4(k) \\ z_4 &= [\delta\psi] \\ x_4(k) &= [x_{nav} \ x_{IMU} \ \delta\psi_B] \\ H_4 &= [0_{1 \times 6} \ -\tan\theta\cos\psi \ -\tan\theta\sin\psi \ -1 \ 0_{1 \times 7}] \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 δV_{SF} 는 magnetic compass의 Bias 오차이다.

부필터는 선형칼만필터^[5]를 사용하게 모델링 되었으며 아래와 같이 표현할수 있다.

Time Update(Prediction) :

$$\widehat{x}_{k|k-1} = \Phi_k \widehat{x}_{k-1|k-1} \quad (13)$$

$$P_{k|k-1} = \Phi_k P_{k-1|k-1} \Phi_k^T + Q_{k-1} \quad (14)$$

Measurement Update(Correction) :

$$W_k = P_{k|k-1} H_k^T [H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k]^{-1} \quad (15)$$

$$\widehat{x}_{k|k} = \widehat{x}_{k|k-1} + W_k [z_k - H_k \widehat{x}_{k|k-1}] \quad (16)$$

$$P_{k|k} = [I - W_k H_k] P_{k|k-1} \quad (17)$$

여기서, P는 공분산행렬, W는 칼만게인, 아래첨자 $k|k$ 는 현재시간에서의 필터 추정치, 아래첨자 $k|k-1$ 는 미래시간의 필터추정치이다.

마스터필터는 부필터에서 추정된 상태변수와 공분산을 준측정치로 사용하여 이를 융합한다.

$$P_{M,k|k}^{-1} = \sum_{i=1}^N P_{i,k|k}^{-1} \quad (18)$$

$$\widehat{x}_{M,k|k} = P_{M,k|k} \left[\sum_{i=1}^N [P_{i,k|k}^{-1} \widehat{x}_{i,k|k}] \right]^{-1} \quad (19)$$

여기서, M은 주필터를 의미한다.

또한, 항법시스템의 안정성을 위하여 FDI(Fault Detection and Isolation) 알고리즘으로 Chi-squared(χ^2) test를 설계하였으며, 이는 각 부필터의 residual의 분산을 감지한다.

$$\zeta_k = \sum_{i=k-N+1}^K v_i^T S^{-1} v_i \sim \chi_{Np}^2 \quad (20)$$

여기서, ζ_k 는 Chi-squared 분포를 가지는 통계치, v_k 는 residual, S_k 는 residual분산을 의미한다. 본 논문에서는 95% confidence 수준이 적용되었다.

나. 영상항법 설계

영상항법은 카메라에 입력되는 영상과 데이터베이스 영상간의 매칭을 통해 로봇의 현재 위치를 추정하는 알고리즘으로 구조는 Fig. 2와 같이 off-line 과정과 on-line 과정으로 구분된다.

Fig. 2. Visual navigation algorithm structure

Off-line 과정에서는 스테레오 카메라와 DGPS/INS를 이용하여 로봇이 운용되는 영역에 대해 사전주행을 통해 영상 및 각 영상에 해당되는 위치정보를 획득하고, 획득된 영상으로부터 SURF특징점을 추출하고 영상검색 속도를 빠르게 하기 위해 vocabulary tree 구조의 데이터베이스(DB)를 구성한다. Vocabulary tree 구조는 만드는 과정은 오래 걸리지만, 실제로 영상을 검색할 때의 속도는 매우 빠르며 트리구조를 구성하는 방법은 다음과 같다. 우선 모든 데이터베이스 영상으로부터 특징점(SURF)을 추출한다. 그 다음 특징 점의 기술자(Descriptor) 전체를 k-means clustering 방법을 사용하여 분류한다. 중요한 점은 k를 적당한 작은 값으로 설정하여 분류한 다음, 각각의 분류된 결과를 다시 k-means clustering 방법을 적용하여 다시 분류하는 것이다. 이러한 과정을 몇 단계 반복하여 트리구조를 만든다. 트리구조에서 각각의 node에 해당하는 데이터는 cluster의 중심에 해당하는 값, 즉 cluster에 속하는 모든 데이터의 평균값으로 설정한다. Fig. 3은 vocabulary tree를 구성하는 예를 보여준다.

Fig. 3. Process to make vocabulary tree(k = 3)

On-line 과정은 로봇이 주행하면서 입력되는 영상과 DB 영상과의 매칭을 통해 로봇의 현재 위치를 추정하는 단계이다. 첫 번째로 현재 영상과 가장 유사한 DB 영상을 검색하고 두 번째는 현재 영상과 DB에서 검색된 영상들과의 상대위치를 통해 로봇의 위치를 보다 정확하게 추정하는 것이다. 트리 구조의 각 node들은 각각 weight를 가지고 있다. 데이터베이스 영상들로부터 추출된 특징점들이 각 node에 해당하는 cluster로 분류된 상태에서, 각 node에 적어도 하나 이상의 특징점이 포함된 데이터베이스 영상의 수를 센다. node의 weight는 아래의 식과 같이 TF-IDF(Term Frequency Inverse Document Frequency) 방식으로 계산한다. w_i 는 i 번째 node의 weight, N_i 는 i 번째 node에 포함된 데이터베이스 영상의 수, N 은 데이터베이스 전체의 영상 수이다. 이 방식은 N_i 가 작을수록, 즉 영상들을 구분하는 데 중요한 역할을 할수록 큰 weight를 가진다.

$$w_i = \frac{N}{N_i} \quad (21)$$

트리 구조에 포함된 데이터베이스 영상들 중 입력된 영상과 가장 가까운 영상을 검색하는 과정은 다음과 같다. 우선 입력 영상으로부터 추출한 특징점을 추출한다. 추출된 특징점의 기술자(Descriptor)와 가장 가까운 node를 트리 구조의 상위 레벨에서부터 순차적으로 찾고, 모든 특징점에 대하여 작업을 완료하면 트

리 구조의 가장 아래층에 있는 node와 가장다고 판단된 특징점의 수를 센다. 특징점의 수와 node에 해당하는 weight를 곱하여 나열한 것이 영상의 score vector이며, 두 영상의 비슷한 정도를 나타내는 수치는 다음과 같이 계산한다. q 는 입력 영상의, d 는 데이터베이스 영상의 score vector이다.

$$s(q, d) = \left| \frac{q}{|q|} - \frac{d}{|d|} \right| \quad (22)$$

Fig. 4는 입력영상과 DB영상간의 매칭을 통해 입력 영상에 가장 유사한 DB영상을 추출하는 과정을 보여준다.

Fig. 4. The process of image retrieval and matching

추정된 위치를 다시 정제(Refinement)하기 위해 영상 매칭을 통해 검색된 데이터베이스 영상 및 앞뒤 4영상과 입력영상의 특징 점 매칭을 Harris corner와 NCC를 통해 수행된다. 특징 점 매칭 후, 3D 점들을 데이터베이스 영상으로부터 식 (23)를 이용하여 계산한다. 스테레오 카메라의 왼쪽 카메라 좌표계를 기준으로 오른쪽 카메라의 투영 행렬(Projection matrix)을 $[r \ t]$, 데이터베이스 영상 상에서의 점의 좌표를 q_L, q_R 이라 하면 점의 3차원 좌표 Q 는 아래와 같이 $Ax = 0$ 의 형태로 만든 다음 SVD(Singular Value Decomposition)을 이용하여 계산한다.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -q_{LX} & 0 \\ 0 & 1 & -q_{LY} & 0 \\ r_{11} - r_{31}q_{RX} & r_{12} - r_{32}q_{RX} & r_{13} - r_{33}q_{RX} & t_1 - t_3q_{RX} \\ r_{21} - r_{31}q_{RY} & r_{22} - r_{32}q_{RY} & r_{23} - r_{33}q_{RY} & t_2 - t_3q_{RY} \end{bmatrix} \tilde{Q} = 0 \quad (23)$$

여기서, r_{ij} 는 r 의 (i, j) 번째 항, t_i 는 t 의 i 번째 항이

며, $q_L = [q_{LX} \ q_{LY}]^T$, $q_R = [q_{RX} \ q_{RY}]^T$ 이고, $\tilde{Q} = [Q \ 1]^T$ 이다.

이 3D 점들이 입력 영상에 투영된 좌표를 이용하여 입력영상의 상대위치를 P3P(Perspective 3-Point algorithm)^[6]을 사용하여 계산하고 추정된 상대위치를 절대위치로 변환하기 위해 첫 번째 카메라 좌표계를 기준으로 카메라의 위치를 x-z 평면으로 투영한 결과인 $[x_n \ z_n]^T$ 와 GPS 데이터를 변환한 결과인 $[X_n \ Y_n]^T$ 를 식 (24)와 같이 정합하여 두 좌표계 사이의 변환 관계(회전각도 θ , 병진이동 $[T_x \ T_y]$)를 구한다.

$$\sum_{n=1}^N \left\| \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_n \\ Y_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (24)$$

다. 부필터 데이터 시간동기화

INS는 IMU 데이터를 실시간 처리하여 항법데이터(위치, 속도, 자세)를 100Hz로 생성한다. 하지만, 영상항법은 입력영상과 DB와의 매칭을 통해 위치를 추정하므로 영상처리시간만큼 시간이 지연된다. Fig. 5는 INS와 영상항법간의 시간지연을 보여준다. 시간 i 에서 스테레오 카메라에 영상이 입력되었을 때, 영상매칭 및 자세추정을 통해 시간 k 에서 위치가 추정되므로, 영상항법은 INS 대비 $\Delta t(k-i)$ 만큼 시간 지연된다. 따라서, 영상항법 오차는 영상매칭 오차뿐만 아니라 Δt 시간동안 UGV가 이동된 거리를 포함하게 된다. 이동된 거리는 또한 UGV의 속도에 비례하므로 UGV의 속도가 증가할수록 영상항법 오차도 크게 증가하게 된다.

Fig. 5. Position error between two systems

또한, 영상처리시간은 입력영상 및 DB영상의 특징 정보에 따라 달라지므로 샘플링 시간도 Fig. 6과 같이

일정하지 않게 된다. Fig. 6은 INS 대비 영상항법의 시간지연을 보여 주며, 사용된 항법컴퓨터(SBC : 1.66 GHz Core Duo, 1GB DDR2)에서 평균지연시간은 1.15s 이고 최대 지연시간은 1.33s이었다.

Fig. 6. Time delay of visual localization

따라서, 본 논문에서는 부필터 필터링 과정에서 영상항법의 시간지연에 의해 발생하는 위치오차를 제거함으로써 통합항법의 위치정확도를 증가시키기 위해 각각의 부필터 측정치가 입력되었을 때 이의 시간지연을 판단하여 식 (25)와 같이 항법데이터간 시간동기화를 통해 residual을 계산하였다.

$$z_{t=k} = [\hat{L}]_{INS,t=i} - [\hat{L}]_{Mea,t=k} \quad (25)$$

여기서 $[\hat{L}]_{Mea,t=k}$ 는 시간 k 에서의 측정치이며 $[\hat{L}]_{INS,t=i}$ 는 측정치의 시간지연을 고려하여 동기화된 INS 항법데이터이다.

4. 시험결과

본 논문에서 제안된 통합항법 알고리즘 성능시험에 사용된 센서는 IMU(Honeywell, HG1700AG56), GPS (NovAtel, ProPak-V3-L1L2), Stereo camera(Point Grey, Flea2Velodyne, HDL-64E S2), odometer(In-wheel Motor), magnetic compass(Honeywell, HMR3500), DGPS(Navcom SF-2050M)이며, DGPS는 통합항법의 위치추정 정확도

를 측정하기 위한 기준장치로 사용하였다. 시험에 사용된 플랫폼은 Fig. 7과 같이 다중센서기반 자율주행 기술 연구를 위해 제작된 6×6 in-wheel motor로 구동되는 무인차량이다.

Fig. 7. UGV platform

성능분석을 위해 먼저 odometer와 컴파스를 캘리브레이션하였다. Fig. 8은 odometer 속도를 기준시스템 속도와 비교한 결과를 보여준다. 비교 결과 속도오차는 RMS 0.13m/s, Max. 1.3m/s이었다. 기준시스템은 정지상태에서 heading을 측정할수 없으므로 컴파스의 heading을 Fig. 9와 같이 DGPS/INS 통합항법 결과와 비교하였다. 비교 결과 heading 오차는 RMS 5.21°, Max. 11.29°이었다. 따라서, 본 논문에서는 odometer와 컴파스가 잘 캘리브레이션 되었다고 가정하였다.

Fig. 8. Velocity comparison : Odometer vs DGPS

Fig. 9. Heading comparison : Compass vs DGPS/INS

Fig. 10. Experiment path(google MAP)

통합항법 시험은 영상항법의 특성을 고려하여 Fig. 10과 같이 주변환경에 특징이 많은 야지환경에서 햇빛의 영향이 상대적으로 적은 환경에서 수행하였으며 RCU(Remote Control Unit)를 이용하여 UGV를 궤적을 따라 이동시켰다. UGV가 Fig. 10의 시작점에 있을 때, 시작점은 주변환경에 특징정보가 많지 않아 영상매칭 성능이 좋지 않다. 따라서, UGV가 처음 이동할 때는 DGPS를 포함한 모든 측정치를 사용하였고, 초기구간을 통과한 후에는 GPS 신호를 단절시켜 영상항법, odometer, compass를 측정치로 사용하였다. Fig. 11은 기준시스템, 통합시스템, 영상항법 궤적을 보여주고 Fig. 12는 기준시스템 대비 통합시스템과 영상항법의 항법오차를 보여준다. 영상항법의 경우 초기구간에서

항법오차가 크게 발생했지만 초기구간을 통과한 후에는 영상매칭 정확도가 증가하여 RMS 3.375m, 최대 8.61m의 오차를 보였다. 통합항법의 경우 식 (18), (19)과 같이 각각의 부필터에서 추정된 state와 covariance를 이용하여 주필터 state가 결정되므로 초기구간에서는 DGPS에 주로 종속되어 항법오차가 매우 작았지만 GPS신호가 단절된 후 항법오차가 증가하여 RMS 2.596m, 최대 4.114m의 오차를 보였다.

Fig. 11. Trajectory comparison

Fig. 12. Off-track differences

따라서 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 야외환경에서 GPS가 사용 불가능한 환경에서도 주변환경의 특징정보 등을 활용하여 무인로봇 위치를 정확하고 강건하게 추정 가능하게 한다.

5. 결론

본 논문은 GPS가 단절된 야외환경에서 지상무인로봇의 위치를 보다 정확하게 추정하기 위해 stereo camera, odometer, magnetic compass를 측정치로 사용하는 NR 모드 연합형 칼만필터기반의 통합항법 알고리즘을 제안하였다. GPS가 단절된 환경에서 영상항법을 이용한 위치정보, magnetic compass를 이용한 heading 정보, odometer를 이용한 속도정보를 각각의 부필터에서 처리하고 처리된 결과를 융합하여 INS오차를 실시간으로 보정함으로써 보다 정확하고 강인한 무인지상로봇 위치추정이 가능하였다.

본 논문에서 제시된 통합항법 알고리즘을 보다 정확하고 강인하게 하기 위해서는 향후에 조면변화에 강인한 영상항법 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

References

- [1] Herbert Bay, Andreas Ess, and Tinne Tuytelaars, "SURF : Speeded Up Robust Features", Computer Vision and Image Understanding(CVIU), Vol. 110, No. 3, pp. 346~359, 2008.
- [2] D. Nister, H. Stewenius, "Scalable Recognition with a Vocabulary Tree", Proc. of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 2, pp. 2161~2168, 2006.
- [3] N. A. Carlson, "Federated Filter for Fault-tolerant Integrated Navigation Systems", IEEE Plans on Position Location and Navigation Symposium, pp. 110~119, Dec. 1988.
- [4] D. O. Benson, Jr., "A Comparison of Two Approaches to Pure-inertial and Doppler-inertial Error Analysis", IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., Vol. AES-11, No. 4, pp. 447~455, 1975.
- [5] Greg Welch and Gary Bishop, "An Introduction to the Kalman Filter", University of North Carolina, Department of Computer Science, 1995.
- [6] R. M. Haralick, D. Lee, K. Ottenburg, and M. Nolle, "Analysis and Solutions of the Three Point Perspective Pose Estimation Problem", International Journal of Computer Vision, Vol. 13, No. 3, pp. 331~356, Dec. 1994.