

실내외 환경에서 휠 오도메트리와 비주얼 오도메트리 정보의 퍼지 융합에 기반한 궤도로봇의 위치추정[§]

함형하* · 홍성호* · 송재복**† · 백주현*** · 유재관***

* 고려대학교 메카트로닉스학과, ** 고려대학교 기계공학부, *** LIG 넥스원(주)

Localization of a Tracked Robot Based on Fuzzy Fusion of Wheel Odometry and Visual Odometry in Indoor and Outdoor Environments

Hyeong Ha Ham* · Sung Ho Hong* · Jae-Bok Song**† · Joo-Hyun Baek*** and Jae-Kwan Ryu***

* Dept. of Mechatronics, Korea Univ.,
** Dept. of Mechanical Engineering, Korea Univ.
*** LIG-Nex1

(Received January 3, 2012; Revised March 20, 2012; Accepted March 20, 2012)

Key Words: Tracked Robot(궤도 로봇), Stereo Camera(스테레오 카메라), Fuzzy Fusion(퍼지 융합), Slip Velocity(미끄럼 속도), Harris Corner Detector(해리스 코너 검출기)

초록: 궤도로봇은 궤도의 미끄럼 때문에 위치추정의 신뢰도가 낮다. 본 논문은 엔코더 기반의 휠 오도메트리와 비주얼 오도메트리의 퍼지 융합을 이용하여 궤도로봇을 위한 새로운 위치추정 방법을 제안한다. 비주얼 오도메트리는 충분한 수의 영상 특징점이 없을 경우 정확성이 저하된다. 두 방법을 융합하기 위한 각각의 가중치는 주위 환경에 따른 퍼지 결정을 통해 제어된다. 실험 결과는 제안한 방법으로 강화된 궤도 로봇의 위치추정 성능을 보인다.

Abstract: Tracked robots usually have poor localization performance because of slippage of their tracks. This study proposes a new localization method for tracked robots that uses fuzzy fusion of stereo-camera-based visual odometry and encoder-based wheel odometry. Visual odometry can be inaccurate when an insufficient number of visual features are available, while the encoder is prone to accumulating errors when large slips occur. To combine these two methods, the weight of each method was controlled by a fuzzy decision depending on the surrounding environment. The experimental results show that the proposed scheme improved the localization performance of a tracked robot.

1. 서론

최근 화재 및 지진 등 현장에서의 인명 구조, 적지의 정찰 등 군사용도, 위험지역의 조사를 위한 탐사 등에서 이동로봇에 대한 관심이 높아지고 있다. 그 중 궤도로봇은 험지 주행 능력이 우수하므로 복잡한 환경에서 궤도로봇의 높은 주행 성능을 위한 연구가 계속 진행되고 있다.⁽¹⁾

궤도로봇은 바퀴형 이동로봇과는 달리 무한궤도의 미끄러짐이 자주 발생하기 때문에 국부 위치추정

(local localization)이 어렵다. 궤도 미끄러짐의 대안으로 Durrant-Whyte는 궤도와 지면의 관계를 추정한 궤도로봇의 주행방법을 소개하였다.⁽²⁾ 이 방법을 적용할 때 지면의 상태가 일정할 경우 휠 오도메트리 기반의 국부 위치추정의 정확도가 향상되지만, 험지를 주행할 경우 궤도의 불규칙적인 미끄러짐으로 인하여 위치추정의 정확도가 저하되므로, 이를 극복할 다른 대안이 필요하다. 본 연구에서는 그 대안으로 Nister가 제안한 스테레오 카메라 기반의 비주얼 오도메트리를 사용하였다.⁽³⁾ 비주얼 오도메트리는 카메라로 인식할 수 있는 기하학적인 특징이 많을수록 위치추정 성능이 향상된다. 하지만 특징이 적게 나타나는 단조로운 환경에서는 위치추정의 신뢰성이 낮아지는 단점이 있다.

본 논문에서는 두 가지 방법의 장단점을 서로

§ 이 논문은 대한기계학회 2011년도 추계학술대회(2011.

11. 2.-4., EXCO) 발표논문임

† Corresponding Author, jbsong@korea.ac.kr

© 2012 The Korean Society of Mechanical Engineers

보완하기 위해 퍼지논리에 기반한 위치정보 융합 방법을 제안한다.⁽⁴⁾ 환경에 따라 두 위치정보의 가중치를 조정함으로써 위치추정의 신뢰성을 향상시킬 수 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 케도로봇의 특징과 휠 오도메트리 과정을 살펴보고, 3장에서는 비주얼 오도메트리의 과정과 기본 이론을 살펴본다. 4장에서는 퍼지 기반의 정보융합에 대한 이론과 과정을 살펴보고, 5장에서는 위치정보 융합의 실험 결과를 보인 후, 마지막 6장에서는 결론을 내린다.

2. 케도로봇의 휠 오도메트리

케도로봇에 장착된 다수의 바퀴는 두 개의 무한 케도로 각각 묶여서 동시에 회전한다. 케도로봇은 무게중심이 낮아서 안정성이 높다는 장점을 가지고 있지만, 복잡한 지형에서 운용이 어렵고 운동 능력에 제한이 있어서 주행의 안정성을 보장받지 못한다. 이러한 단점 때문에 케도로봇의 휠 오도메트리는 바퀴형 로봇의 휠 오도메트리 보다 낮은 정확도를 가지게 된다.

2.1 미끄럼 속도의 추정

케도로봇은 주행 중에 지면의 영향을 많이 받는다. 무한케도와 지면이 맞닿는 면적이 넓고 미끄러지는 움직임이 계속해서 일어나므로 바퀴의 회전정보로부터 직접 변위를 얻기에는 어려움이 있다. 엔코더로부터 케도로봇의 변위를 얻기 위해서는 로봇이 얼마나 많이 미끄러졌는지 파악하기 위한 정보가 필요하다. 로봇의 미끄러짐에 대한 정보는 바퀴의 엔코더로 측정된 무한케도의 속도와 로봇의 이동속도의 차이로부터 미끄럼 속도를 추정할 수 있다.

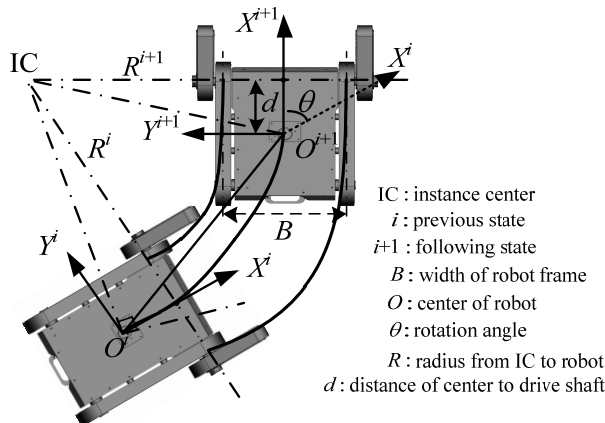


Fig. 1 Kinematic model of tracked robot

Figure 1은 케도로봇이 순간중심(instantaneous center)을 기준으로 이동하는 상황을 나타낸다. 이 때 X_i, Y_i 와 X_{i+1}, Y_{i+1} 는 이동 전후의 로봇 좌표계를 나타낸다. 좌우륜의 미끄럼 속도 v_{sl}, v_{sr} 은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$v_{sl} = \cos\theta \cdot v_x + \sin\theta \cdot v_y - \frac{B \cdot \omega_z}{2} - r \cdot \omega_l \quad (1)$$

$$v_{sr} = \cos\theta \cdot v_x + \sin\theta \cdot v_y + \frac{B \cdot \omega_z}{2} - r \cdot \omega_r \quad (2)$$

여기서 ω_r, ω_l 은 좌우 케도의 엔코더로부터 각각 얻은 각속도이고, B 는 로봇의 너비이고, r 은 바퀴의 반경이다.^(4,5) 한편, v_x, v_y, ω_z 는 이전 운동에서 얻은 로봇의 병진속도와 회전속도로 다음과 같이 구할 수 있다.

$$v_x = \frac{[r(\omega_r + \omega_l) + (v_{sr} + v_{sl})]\cos\theta}{2} + \frac{d[r(\omega_r - \omega_l) + (v_{sr} - v_{sl})]\sin\theta}{B} \quad (3)$$

$$v_y = \frac{[r(\omega_r + \omega_l) + (v_{sr} + v_{sl})]\sin\theta}{2} - \frac{d[r(\omega_r - \omega_l) + (v_{sr} - v_{sl})]\cos\theta}{B} \quad (4)$$

$$\omega_z = \frac{r(\omega_r - \omega_l) + (v_{sr} - v_{sl})}{B} \quad (5)$$

이전 엔코더 정보로부터 계산된 미끄럼 속도와 현재 엔코더 정보를 통해 로봇의 이동속도를 추정할 수 있다. 식 (3), (4), (5)는 케도로봇의 이동속도 연산과정을 나타낸다. 위 과정에서 얻은 이동속도는 다음 번의 엔코더 정보를 얻을 때 미끄럼 속도의 계산에 사용한다.

휠 오도메트리는 위의 엔코더 정보와 미끄럼 속도 추정과정을 통해 얻은 로봇의 속도를 시간에 대해 누적하여 로봇의 위치로 나타낼 수 있다. 로봇의 초기위치는 x_0, y_0, θ_0 이고, t 는 엔코더 신호의 입력주기라 할 때, 식 (6)을 통해 로봇의 위치를 추정한다.

$$\begin{aligned} x &= x_0 + \int_0^t v_x(\tau) d\tau \\ y &= y_0 + \int_0^t v_y(\tau) d\tau \\ \theta &= \theta_0 + \int_0^t \omega_z(\tau) d\tau \end{aligned} \quad (6)$$

3. 비주얼 오도메트리

비주얼 오도메트리는 스테레오 카메라 기반의

영상으로부터 특징을 추출한 후 특징의 움직임에 의하여 로봇의 위치를 추정하는 국부 위치추정 방법이다. 비주얼 오도메트리의 위치추정 과정은 특징추출, 특징정합, 운동예측 세 단계로 나눌 수 있다.⁽⁶⁾

3.1 특징 추출 및 정합

카메라 영상에서 물체를 인식하고 특징을 추출하는 방법에는 여러 가지가 있다.^(7,8) 본 연구에서는 해리스 코너 검출법을 사용하였다.⁽⁷⁾ 특징의 추출은 프레임 단위로 수행하며, 이전 영상과 다음 영상에서 얻은 특징을 정합함으로써 두 영상 사이의 움직임을 추정할 수 있다. 이와 같은 움직임을 옵티컬 플로우라고 하며, 본 연구에서는 Lucas-Kanade 방법을 사용하여 얻어졌다.⁽⁹⁾

이전 영상에서 추출된 특징점을 현재 영상에서 추출된 특징들과 정합시키면 화면에서 특징점의 위치 변화를 예측할 수 있는 모션벡터를 생성할 수 있다. 모션벡터는 2차원 공간의 영상변화이며, 로봇의 운동을 표현하기 위해서는 3차원 정보가 필요하다. 스테레오 카메라는 두 개의 영상을 통해 시차영상(disparity image)을 생성하여 영상의 거리정보를 얻을 수 있다. 따라서 시차영상을 통해 얻은 영상의 거리정보를 모션벡터에 적용하면 특징점을 3차원의 공간좌표로 표현할 수 있다.⁽¹⁰⁾ 3차원 모션벡터는 특징점의 정합오류와 거리정보의 불확실성을 포함하고 있으므로 정확도 향상을 위해서 외곽점(outlier)을 제거해야 한다. Fig. 2에서 볼 수 있는 외곽점을 통해 생성된 모션은 방향과 크기가 균일하지 않으므로 RANSAC을 사용하여 옵티컬 플로우를 계산하는 과정에서 제외시켰다.⁽¹¹⁾ 외곽점을 제거하여 정합한 특징점의 개수는 로봇의 운동예측에 사용한다.

3.2 이동로봇의 운동예측

영상의 점 집합을 로봇의 대상 점 집합으로 변화하는 운동을 예측하기 위해서는 최소제곱 문제(least-squares problem)를 사용한다.

$$\text{Error} = \min \sum_{i=1}^n (R_w p_i + T - x_i)^2 \quad (7)$$

n 개의 기준점 p 와 대상점 x 를 사용하여 오차가 가장 작은 회전 행렬 R 과 병진벡터 T 를 구한다. 본 연구에서는 단위 쿼터니언(quaternion)을 이용하여 6자유도의 운동을 예측하였다.⁽¹²⁾

RANSAC 알고리즘은 정합된 특징점 중 무작위로 정해진 개수만큼 선택한다. 정합된 특징점이

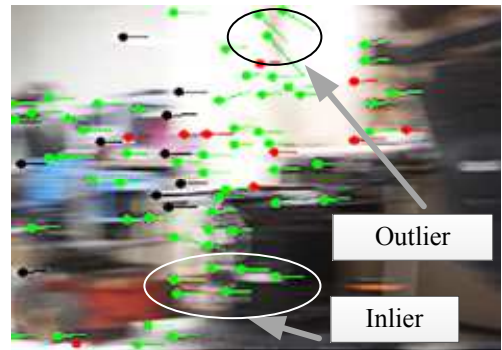


Fig. 2 Comparison between inliers and outliers among matched features using Lucas-Kanade method

많을수록 오류가 적은 특징점을 선택할 확률이 높아지므로, 특징점이 많을수록 비주얼 오도메트리의 성능이 좋을 가능성이 높아진다.

4. 퍼지 기반의 위치정보 융합

4.1 퍼지 논리 및 집합

퍼지논리는 참 혹은 거짓으로 구분하는 이진논리와 대조된다. 퍼지논리란 확실한 값으로 특정할 수 없는 불분명한 상태를 다치적 논리로 표현할 수 있는 방법이다. 본 연구에서는 2장에서 다룬 미끄럼 속도와 3장에서 다룬 특징의 개수가 특정할 수 없는 정보에 해당한다. 퍼지제어를 위해서는 특정할 수 없는 변수를 주관적인 범위의 퍼지 집합으로 표현해야 한다. 예를 들어, 변수가 가지는 모든 범위의 집합을 X 라 하고, X 의 부분집합 중 하나를 A 라 할 때, 다음 식을 통해 $\mu_A: X \rightarrow [0, 1]$ 를 만족하는 소속함수 μ_A 를 구할 수 있다.

$$A = \{(x, \mu_A(x) | x \in [0, 20])\} \quad (8)$$

식 (8)과 같이 특정할 수 없는 변수를 소속함수로 나타내는 것을 퍼지화(fuzzification)라고 한다.^(13,14)

퍼지 융합에 사용할 입력 변수는 휠 오도메트리 과정에서 사용되는 미끄럼 속도와 비주얼 오도메트리 과정에서 사용되는 특징점의 개수이다. 두 입력 변수의 데이터 분포는 균등하게 나타나지 않는다. 따라서 단순히 선형 산술식을 이용하여 가중치를 구할 경우 올바른 결과를 얻을 수 없다. 이처럼 모호한 데이터는 퍼지 융합을 사용하면 균등한 결과의 가중치를 얻을 수 있다. 퍼지융합의 첫째 과정은 모호한 변수들을 주관적인 범위의 부분집합으로 나누고, 이를 퍼지논리로 표현할 수 있도록 소속함수를 생성하는 것이다. 입력변수 중 하나인 미끄럼 속도는 Fig. 3(a)와 같이 ‘매우 작다

Table 1 Fuzzy rules application on localization

$\mu_{NF} \backslash \mu_{SV}$	μ_{vl}	μ_l	μ_m	μ_s	μ_{vs}
μ_{vl}	F	G	G	VG	E
μ_l	P	F	G	G	VG
μ_m	P	P	F	G	G
μ_p	P	P	P	F	G
μ_{vp}	P	P	P	P	F

μ_{NF} : No. of visual features, μ_{SV} : Slip velocity

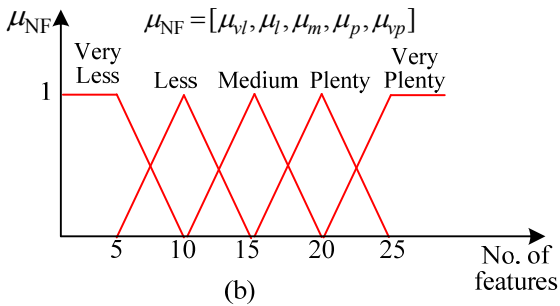
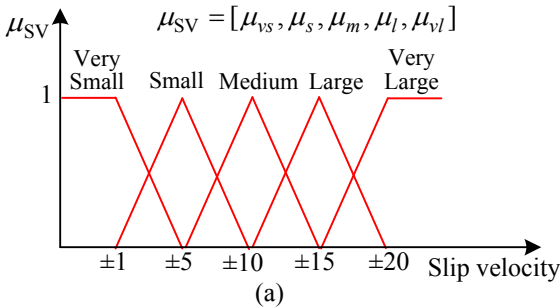


Fig. 3 Membership function of (a) slip velocity, and (b) the number of visual features

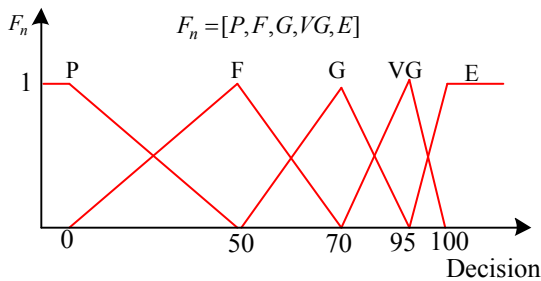


Fig. 4 Membership function of fuzzy decision

(Very Small), 작다(Small), 중간(Medium), 크다 (Large), 매우 크다(Very Large)’의 5단계로 나누었 으며, 특징점의 개수는 Fig. 3(b)와 같이 ‘매우 적 다(Very Less), 적다(Less), 중간(Medium), 많다

(Plenty), 매우 많다(Very Plenty)’로 나누었다. 다음 으로 두 집합함수를 통해 퍼지규칙에 따라 퍼지결 정을 생성한다. 퍼지결정은 Fig. 4와 같이 ‘우수 (Excellent), 매우 좋음(Very Good), 좋음(Good), 공 정(Fair), 나쁨(Poor)’의 다섯 집합으로 나뉜다.⁽¹⁴⁾

4.2 퍼지 규칙 및 제어

Table 1은 두 퍼지집합을 사용하여 퍼지결정으로 표현하기 위해 퍼지규칙을 나타낸 도표이다. 퍼지집 합의 상태에 따라 서로 다른 비율로 두 상태 정보를 융합한다. 즉, 미끄럼 속도가 작을수록 퍼지 결정에 높은 가중치를 주고, 카메라 영상에서 추출된 특징 이 적을수록 퍼지결정에 낮은 가중치를 준다. 퍼지 제어는 소속함수로 표현된 정보를 규합하여 제어명 령을 결정한다. 두 소속함수의 값을 통해 최종 결정 된 값을 얻을 수 있으며, 이를 역퍼지화(defuzzification) 하여 제어입력으로 사용할 수 있다.⁽¹³⁾

4.3 위치정보 융합

위치정보의 융합을 위해서는 퍼지규칙과 퍼지제 어를 통해 가중치를 얻어야 한다. 퍼지제어의 결 과로서 퍼지결정을 얻을 수 있고, 퍼지결정의 역 퍼지화 과정을 거쳐 가중치를 얻을 수 있다. 퍼지 제어를 통한 가중치에 의해 위치정보 융합이 이루 어진다. 위치정보 가중치는 미끄럼 속도와 특징점 의 개수를 통해 나타나는 주행환경의 상태를 판단 하는 지표로 사용된다. 퍼지결정을 통해 산출된 융합 가중치를 w 라고 할 때, 다음 식을 적용하여 휠 오도메트리와 비주얼 오도메트리 위치정보를 융합할 수 있다.

$$X = wX_{WO} + (1-w)X_{VO} \tag{9}$$

X_{WO} 는 휠 오도메트리의 위치정보, X_{VO} 는 비주얼 오도메트리의 위치정보를 각각 의미한다. 식 (9)는 미끄럼 속도가 클수록 휠 오도메트리 위치정보의 가중치가 낮아지고, 비주얼 오도메트리 위치정보 의 가중치가 높아지며 특징의 개수가 작을수록 비 주얼 오도메트리 위치정보의 가중치가 낮아지고 휠 오도메트리 위치정보의 가중치가 높아진다. 이 러한 과정을 통해 환경상태를 고려하여 알맞은 비 율의 위치정보 융합을 수행할 수 있다.

5. 위치정보 융합 실험

5.1 실험환경

Figure 5는 실험에 사용한 로봇과 센서의 모습을

나타낸다. 실험에 사용한 센서는 휠 오도메트리를 위한 엔코더와 비주얼 오도메트리를 위한 스테레오 카메라이다. 본 논문의 방법을 검증하기 위해 환경 상태가 매우 다른 실내 및 실외 환경을 선택하였다.

Figure 6에 나타난 실내환경은 지면이 편평하여 케도의 미끄러짐이 크게 발생하지 않는다. 하지만 특징적인 사물이 많지 않으므로 스테레오 카메라 영상으로부터 특징점을 얻기가 어렵다. 반면에, Fig. 7에 나타난 실외환경은 지면이 불규칙하여 케도의 미끄러짐이 많이 발생하지만, 나무나 의자, 벽돌의 문양 등 특징점을 얻을 수 있는 사물이 많이 나타난다. 붉은 색의 화살표는 위치추정 실험에 사용한 경로를 나타내며, 실험에서는 붉은 색의 경로를 따라 케도 로봇을 수동 조종하여 0.4m/s의 저속으로 주행하였다. Fig. 8, 9, 10, 11은 미리 선정한 경로와 위치 추정 및 융합 결과의 성능을 비교한 실험 결과를 나타낸다.

5.2 퍼지융합 실험

Figure 8은 실내의 복도환경에서의 실험 결과이다. 이러한 환경은 영상으로부터 정합에 유리한 특징이 거의 추출되지 않으므로 비주얼 오도메트리는 상당히 부정확하지만, 지면이 편평하므로 휠 오도메트리로 추정한 로봇의 위치는 상대적으로

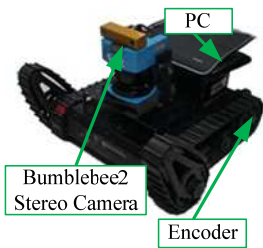


Fig. 5 Tracked robot platform



Fig. 6 Indoor environment for experiment



Fig. 7 Outdoor environment for experiment

오차가 크지 않다. 즉, 상대적으로 휠 오도메트리에 높은 가중치를 부여하고 퍼지융합을 수행하여 참조 경로와 가장 가깝게 로봇의 위치추정이 가능하였다.

Figure 9는 Fig. 8의 실내환경 실험에서 보인 휠 오도메트리, 비주얼 오도메트리와 이 둘을 퍼지규칙을 사용하여 융합한 경우의 궤적에 대해 참조경로와의 거리를 산출한 거리오차의 히스토그램이다. 거리오차의 분포를 볼 때 휠 오도메트리는 비주얼 오도메트리에 비해 오차가 작은 구간에 많이 분포하는 것을 알 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법의 오차분포는 거리오차가 작은 부분에 분포하며, 이를 통해 위치추정의 정확도가 향상된 것을 알 수 있다.

Figure 10은 실외환경에서 퍼지융합을 실험한 결과다. 실외환경은 지면이 고르지 않아서 미끄러짐

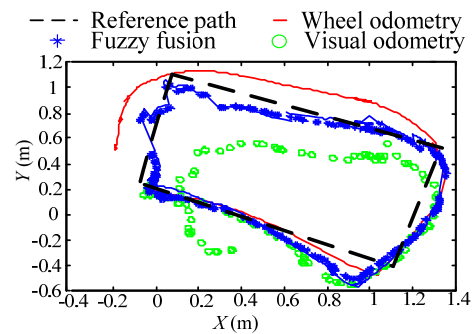


Fig. 8 Experiment results in indoor environment

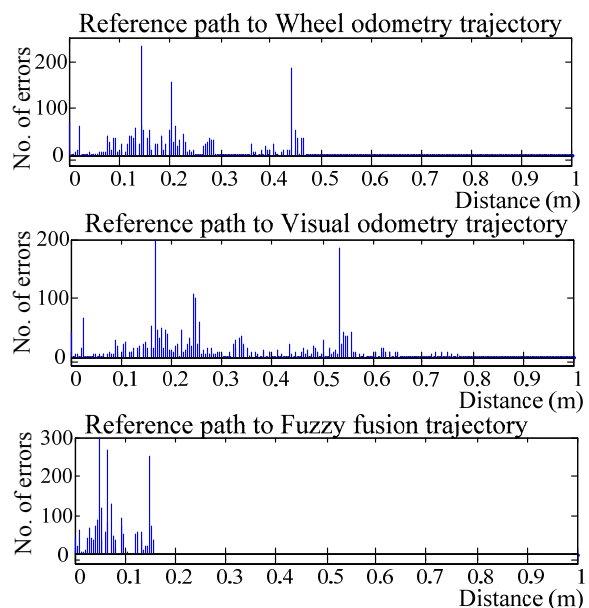


Fig. 9 Distance error histogram in indoor environment

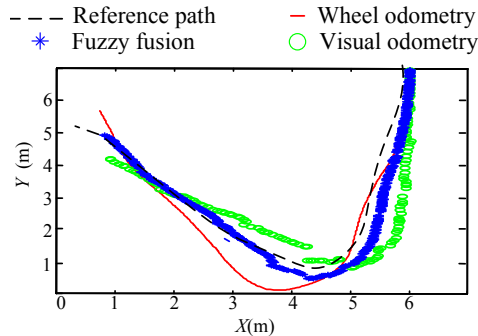


Fig. 10 Experiment results in outdoor environment

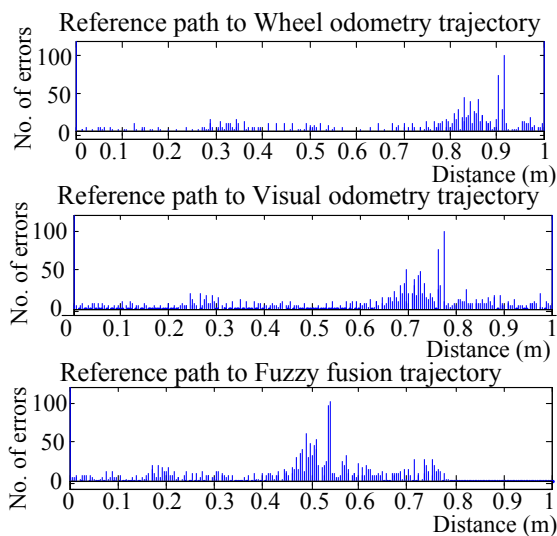


Fig. 11 Distance error histogram in outdoor environment

이 크게 발생하므로, 휠 오도메트리의 오차가 많이 누적되는 것을 알 수 있다. 반면에, 위의 환경은 카메라 영상으로부터 정합에 유리한 특징이 많이 추출되므로, 비주얼 오도메트리로 추정된 로봇의 위치는 비교적 정확하다. 이러한 경우는 Table 1의 퍼지규칙에 의해 상대적으로 비주얼 오도메트리에 높은 가중치를 두고 두 정보를 융합한다. 융합 결과, 참조경로와 가장 근사하게 로봇의 위치를 추정할 수 있었다.

Figure 11은 Fig. 9와 마찬가지로 Fig. 10의 실외환경에서 보인 휠 오도메트리, 비주얼 오도메트리와 퍼지 융합을 사용한 경우의 궤적과 참조경로와의 거리를 산출한 거리오차의 히스토그램이다. 실외환경은 실내 환경에 비해 거리오차가 크게 나타나며, 비주얼 오도메트리가 휠 오도메트리에 비해 비교적 더 오차가 작은 곳에 많이 분포한다. 본 논문에서 제안한 방법을 적용한 경우 거리오차가 작아지는 경향을 보인다.

6. 결론

본 연구에서는 케도로봇의 국부 위치추정을 위

해 휠 오도메트리와 비주얼 오도메트리 정보를 퍼지논리를 이용하여 융합하는 기법을 제안하였다. 퍼지융합을 통해 서로의 단점을 보완하여 위치추정 성능이 향상됨을 보였으며, 결과적으로 다음과 같은 결론을 도출하였다.

(1) 케도로봇이 험지를 주행할 때 발생하는 미끄러짐의 영향을 휠 오도메트리와 비주얼 오도메트리 정보에 각각 가중치를 적용하여 융합함으로써 감소시킬 수 있었다.

(2) 케도로봇은 실내환경뿐만 아니라, 험지까지 주행하도록 고안되었으며, 이를 위해 휠 오도메트리와 비주얼 오도메트리를 동시에 고려하여 보다 다양한 환경에서 안정적으로 위치추정을 수행할 수 있었다.

휠 오도메트리 및 비주얼 오도메트리 모두 위치 추정이 어려운 환경은 제안한 방법으로 해결할 수 없으므로, 향후 연구에서는 융합을 위해 사용되는 센서들의 종류를 늘림으로써 더욱 안정적인 위치 추정을 수행할 수 있도록 할 예정이다.

후기

본 연구는 ㈜LIG넥스원의 지원으로 수행하는 산학과제의 일환으로 수행되었음.

참고문헌

- (1) Micire, M. J., 2007, "Evolution and Field Performance of A Rescue Robot," *Journal of Field Robotics*, Vol. 25, No. 1-2, pp.17~30.
- (2) Le, A. T., Rye, D.C. and Durrant-Whyte, H.F., 1997, "Estimation of Track-soil Interactions for Autonomous Tracked Vehicles," *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, Vol.2, pp. 1388~1393.
- (3) Nister, D., Naroditsky, O. and Bergen, J., 2006, "Visual Odometry for Ground Vehicle Applications," *Journal of Field Robotics*, Vol. 23, No. 1, pp. 3~20.
- (4) Piasecki, M., 1994, "Mobile Robot Localization by Fuzzy Logic Fusion of Multisensory Data," *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 12, No. 3-4, pp. 155~162.
- (5) Liu, Y. and Liu, G., 2009, "Modeling of Tracked Mobile Manipulators with Consideration of Track-terrain and Vehicle-manipulator Interactions," *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 57, No. 11, pp. 1065~1074.
- (6) Jung, S. J., Song, J. B. and Kang, S. C., 2008, "Stereo Vision-based Visual Odometry Using Robust Visual Feature in Dynamic Environment," *The Journal of Korea Robotics Society*, Vol.10, No.4, pp.263~269.

- (7) Harris, C. and Stephens, M., 1988, "A Combined Corner and Edge Detector," *Alvey vision Conference*, United Kingdom, pp. 147~152.
- (8) Medioni, G. and Yasumoto, Y., 1985, "Corner Detection and Curve Representation using Cubic B-splines," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, Vol.39, No 3, pp. 267~278.
- (9) Bouguet, J. Y., 1999, *Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm*, Intel Corporation, Microprocessor Research Labs, 1999.
- (10) Bradski, G. and Kaehler, A., 2008, *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*, O'Reilly Media, California, pp. 551~606.
- (11) Fischler, M. A. and Bolles, R. C., 1981, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," *Comm. Of the ACM* 24, pp. 381~385.
- (12) Horn, B. K. P., 1987, "Closed-form Solution of Absolute Orientation using Unit Quaternions," *Journal of the Optical Society of America A*, Vol. 4, No. 4, pp. 629~642.
- (13) Niku, S. B., 2001, *An Introduction to Robotics Analysis, Systems, Applications*, Upper Saddle River, New Jersey, pp. 351~370.
- (14) Nam, S.K., Kim, J.S. and Yoo, W.S., 1992, "Systematic Design Method of Fuzzy Logic Controllers by Using Fuzzy Control Cell," *Trans. of the KSME*, Vol. 16, No. 7, pp. 1234~1243.