

비선형 변환의 비전센서 데이터융합을 이용한 이동로봇 주행제어

Control of Mobile Robot Navigation Using Vision Sensor Data Fusion by Nonlinear Transformation

진 태석, 이장명*
(Tae-Seok Jin and Jang-Myung Lee)

Abstract : The robots that will be needed in the near future are human-friendly robots that are able to coexist with humans and support humans effectively. To realize this, robot need to recognize his position and direction for intelligent performance in an unknown environment. And the mobile robots may navigate by means of a number of monitoring systems such as the sonar-sensing system or the visual-sensing system. Notice that in the conventional fusion schemes, the measurement is dependent on the current data sets only. Therefore, more of sensors are required to measure a certain physical parameter or to improve the accuracy of the measurement. However, in this research, instead of adding more sensors to the system, the temporal sequence of the data sets are stored and utilized for the accurate measurement. As a general approach of sensor fusion, a UT-Based Sensor Fusion(UTSF) scheme using Unscented Transformation(UT) is proposed for either joint or disjoint data structure and applied to the landmark identification for mobile robot navigation. Theoretical basis is illustrated by examples and the effectiveness is proved through the simulations and experiments. The newly proposed, UT-Based UTSF scheme is applied to the navigation of a mobile robot in an unstructured environment as well as structured environment, and its performance is verified by the computer simulation and the experiment.

Keywords : mobile robot, sensor fusion, non-linear transformation, CCD camera, Ladmark

I. 서론

최근 들어 지능형 기계나 로봇 시스템의 성능을 향상 시키기 위해 센서융합을 상호보완적인 사용에 대한 관심이 높아지고 있다. 특히, 이동로봇이 주위환경을 파악하고 자율적으로 주행하기 위해 사용되는 센서로는 비전, 레이저, 적외선, 초음파 센서 등이 있으며 이 중에서 비전 또는 초음파를 이용한 많은 연구가 진행되고 있으나, 비전을 이용한 이동로봇은 입력된 영상으로부터 필요로 하는 정보를 얻기 위한 알고리즘이 복잡하고 데이터량이 방대하므로 실시간 처리를 위하여 고성능의 시스템을 필요로 한다. 또한 영상으로부터 환경을 인식하는 과정의 어려움으로 인하여 환경에 대한 사전 정보를 필요로 한다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 센서를 여러개 사용하는 센서융합기법이 제시되었다[1-3].

센서융합 기법을 실제 시스템에 적용한 경우가 많은데 그 예는 다음과 같다. Richardson 등은 물체의 형상을 3 차원적으로 인식하기 위해 초음파센서와 카메라 정보를 학률적인 관점에서 융합하는 기법을 제시하였다[4]. Nobuhiro 등은 3차원 상 물체를 인식하기 위해 카메라와 거리측정센서의 정보를 융합하였으며, 카메라만 이용한 경우보다 향상된 결과를 얻었다[5]. Moshe, Kam 등은 초음파센서의 정보 융합의 경우에 신경망을 이용한 적응 센서융합 기법을 수행하였다[6,7]. 일정 시간 간격의 정보를 이용하기 위해 널리 사용되는 기법인 분산 칼만필터와 베이시안 방법등이 있는데, 일반적으로 분

산 칼만필터는 초기값과 초기 공분산 행렬을 필요로 하고[3], 베이시안 방법은 이전 정보에 대한 확률정보를 필요로 한다. 이와 반대로 불확실한 정보에 효과적인 Dempster-Shafer 방법은 계산량이 많은 단점이 있다[8,11].

본 논문에서는 비선형시스템의 일정 시간 간격 센서정보를 비선형변환(UT, Unscented Transformation)하는 센서융합 방법을 제시하고 있다. 이것은 서로 다른 구조를 갖는 데이터를 상호 융합하는, 즉 시간을 따르는 정보와 공간을 따르는 정보를 통합하는 방법(UTSF, Unscented Transformation Sensor Fusion)을 제시하였다. 이를 이용해 이동로봇의 주행을 위한 표식점 인식과 주행 문제에 적용하였다. 그리고 UTSF 방법을 이용하여, 이동로봇의 개선된 위치정보를 파악할 수 있음을 실험을 통해서 보여주고 있다.

II. 센서융합

1. 일반적 센서융합

센서융합은 다른 종류의 센서정보를 하나의 대표적인 데이터 형태로 조합하거나 융합하는 통합 처리 단계이며, 도식적으로 표현하면 그림 1과 같다. 그림에서 정보의 융합은 각 노드에서 이루어지고 전체 네트워크구조는 시스템의 구성요소인 멀티센서 통합과정들로 구성되는 통합함수로 구성된다. 그림에서, n 개의 센서에서 처음 두 센서로부터 얻은 출력 X_1 과 X_2 는 새로운 하위 대표값 $X_{1,2}$ 로 융합하고, 세번째 센서로부터 얻은 출력 X_3 은 융합노드 $X_{1,2}$ 와 융합되어 새로운 대표값 $X_{1,2,3}$ 을 생성하여 상위 노드로 융합이 이루어지게 된다. 마찬가지로 각각의 1부터 4까지의 센서 데이터는 위의 형태를 계속 반복하여 $X_{1,...,n}$ 의 값으로 융합된다.

2. UTSF의 개념

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 6. 6., 채택확정 : 2005. 10. 19.

진태석 : 동경대학 생산기술연구소(jints@hlab.iis.u-tokyo.ac.jp)

이장명 : 부산대학교 전자공학과(jmlee@pusan.ac.kr)

※ 이 논문은 한국과학재단 해외 Post-doc. 연구지원에 의하여 연구되었음.

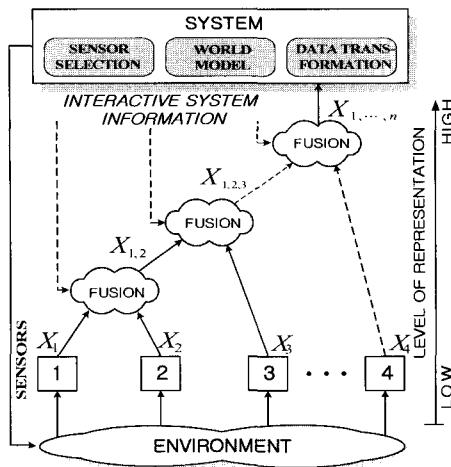


그림 1. 다중센서 통합과 융합 개념.

Fig. 1. Concept of the multi-sensor integration and fusion.

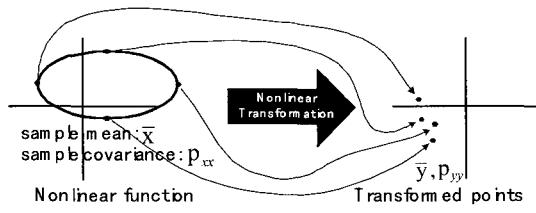


그림 2. 비선형 변환의 개념.

Fig. 2. The principle of the nonlinear transformation.

상태예측을 위한 방법으로서 일반적으로 사용되는 확장 칼만필터(Extended Kalman Filter : EKF)는 간단함과 측작성 그리고 강건한 성질로 인하여 추적 시스템과 예측 시스템에 가장 널리 사용되는 방법 중의 하나이며, 현재까지 자주 사용되고 있다[12,13]. 본 연구에서는 비선형 변환을 통한 평균, 공분산 정보를 전달하는 메커니즘이 비선형 변환(UT)을 이용로봇의 위치 추정을 위해 적용하였다. 그림 2와 같이 비선형변환에 의한 랜덤변수를 통계적으로 계산하는 방법으로서 임의의 비선형 함수나 변환을 간략화 하는것 보다 그 함수의 확률분포를 간소화 하는 기본 개념을 담고 있다. 이 때, 왼쪽의 점들의 집합(시그마 점: S)을 비선형 함수의 표본 평균과 표본 공분산으로 각각 \bar{x} 와 p_{xx} 라고 하면 비선형 함수는 각 점으로 변환되고 점들의 그룹형태로 구성되어 \bar{y} 와 p_{yy} 가 변환된 점들의 평균과 공분산으로 표현된다.

이 방법은 더욱 정교하고 편리한 장점을 갖고 있으며 더욱 이 칼만 형태의 필터의 적용이 불가능한 응용분야에 사용되고 인공 지능형 시스템을 통합하는데도 사용될 수 있다[16,17].

III. UTSF 를 이용한 상태추정

첫 번째 랜덤변수, x 의 평균이 \bar{x} 이고 공분산이 p_{xx} 인 랜덤 데이터와 두 번째 랜덤변수, y 는 비선형 변환함수에 의해서 x 로 대응을 (1)과 같이 표현 할 수 있다.

$$y = f[x] \quad (1)$$

(1)과 같은 변환함수에 의해서 객체 y 의 평균을 \bar{y} , 공분

산은 p_{yy} 으로 계산되면 이것은 다시 Taylor 급수식으로 표현 가능하다. 즉, $x = \delta x + \bar{x}$ 으로 표현할 수 있다. 여기서 δx 는 공분산 p_{xx} 을 갖는 제로평균 랜덤변수이다. L 차원의 랜덤변수 x 가 비선형함수 $y = f[x]$ 에 의해서 대응된다고 할 때, x 의 평균과 공분산은 각각 \bar{x} , p_{xx} 이라 할 수 있다. 객체 y 의 통계치를 계산하기 위해 $2L+1$ 개의 벡터 \mathbf{N}_i 의 행렬 X 는 다음과 같이 표현할 수 있다[16-19].

$$\begin{aligned} \mathbf{N}_0 &= \bar{x} \\ \mathbf{N}_i &= \bar{x} + (\sqrt{(L+\lambda)p_{xx}})_i \quad i=1,\dots,L \\ \mathbf{N}_i &= \bar{x} - (\sqrt{(L+\lambda)p_{xx}})_i \quad i=L+1,\dots,2L \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, $\lambda = \alpha^2(L+k) - L$ 인 스케일 파라미터이며 k 는 샘플시간, 상수 α 는 평균 \bar{x} 를 중심으로 한 시그마 점의 분포상태를 결정하는데 일반적으로 매우 작은 양의 값(e.g., $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$)으로 지정하도록 하였다. 상수 k 는 2차 스케일 파라미터이며 일반적으로 0이나 3-L로 지정하도록 하였다. 함수 $f[x]$ 를 \bar{x} 에 대해 급수형태로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} f[x] &= f[\bar{x} + \delta x] \\ &= f[\bar{x}] + \nabla f \delta x + \frac{1}{2} \nabla^2 f \delta x^2 + \frac{1}{3!} \nabla^3 f \delta x^3 + \dots \end{aligned} \quad (3)$$

위의 식을 간소화 하기위해 위의 $\nabla^i f \delta x^i$ 를 다중차수 Taylor 급수식에서 i 번째 차수 항의 약식표기로 표현하고 기대값을 취하면 다음과 같이 표현된다[20-22].

$$\begin{aligned} \bar{y} &= E[y] \\ \bar{y} &= f[\bar{x}] + \frac{1}{2} \nabla^2 f p_{xx} + \frac{1}{6} \nabla^3 f E[\delta x^3] + \dots \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} p_{yy} &= E[(y - \bar{y})(y - \bar{y})^T] \\ &= \nabla f p_{xx} (\nabla f)^T + \frac{1}{2} \nabla^2 f E[\delta x^3] (\nabla f)^T + \frac{1}{2} \nabla f E[\delta x^3] (\nabla^2 f)^T \\ &\quad + \frac{1}{2} \nabla^2 f (E[\delta x^4] - E[\delta x^2 p_{yy}] - E[p_{yy} \delta x^2] + p_{yy}^2) (\nabla^2 f)^T \\ &\quad + \frac{1}{3!} \nabla^3 f E[\delta x^4] (\nabla f)^T + \dots \end{aligned} \quad (5)$$

시그마 점들의 집합인 S 는 $2L+1$ 개의 벡터와 그 벡터에 대한 적절한 가중치의 곱으로 변환된다. 가중치 집합 $S = \{i=0,1,\dots,2L; W_i, \mathbf{N}_i\}$ 은 x 의 특성을 반영할 수 있도록 (6)과 같이 선택할 수 있다.

이때, 가중치 W_i 는 양수 또는 음수가 될 수 있지만 정규화된 조건식 $\sum_{i=0}^{2L} W_i = 1$ 을 만족해야 하며 조건식 $g[S, p_x(x)] = 0$ 을 만족하는 함수($c[\sigma, p_x(x)]$)의 최소화 하는 값을 선택하게 된다.

$$\min_{\sigma} c[\sigma, p_x(x)] \text{ subject to } g[\sigma, p_x(x)] = 0 \quad (6)$$

각 점들은 비선형 함수 $y_i = f[\mathbf{N}_i]$ 에 의해서 배치되며 y 의 추정된 평균과 공분산은 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^m y_i \quad (7)$$

$$\mathbf{p}_{yy} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^c \{y_i - \bar{y}\} \{y_i - \bar{y}\}^T \quad (8)$$

여기서, 가중치 W_i 는 다음과 같이 주어진다.

$$W_0^m = \lambda / (L + \lambda),$$

$$W_0^c = \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta)$$

$$W_i^m = W_i^c = 1 / \{2(L + \lambda)\} \quad i = 1, \dots, 2L,$$

$$\bar{y}_i = f[\bar{\mathbf{x}}_i] + \frac{1}{2} \nabla^2 f \mathbf{p}_{xx} = H_i z_i(j) + T_{ij} \quad (9)$$

$$\bar{y}(k) = \sum_{i=1}^n W_i \left\{ \sum_{j=1}^k P_j T S_i(j) \right\} = \sum_{i=1}^n W_i \left\{ \sum_{j=1}^k P_j \bar{y}_i \right\}$$

$$\bar{y}(k) = \sum_{j=1}^k P_j \sum_{i=1}^n W_i \bar{y}_i(k) = \sum_{i=1}^n W_i \bar{y}_i(k) \quad (10)$$

여기서, $T S_i(j) = T_{ij} + H_i z_i(j)$, $\sum_{j=1}^k P_j = 1$ 로써 주어지고 T_y 는 j 번째 측정 위치에서 i 번째 측정값으로의 동차변환을 급수의 고차항, $\frac{1}{2} \nabla^2 f \mathbf{p}_{xx}$ 으로 표현한 것이다. 따라서 UTSF(Unscented Transformation Sensor Fusion)방법은 다음과 같이 수식으로 표현 할 수 있다.

$$\lim_{(L+\lambda) \rightarrow 0} \bar{y}_i = f[\bar{\mathbf{x}}_i] + \frac{1}{2} \nabla^2 f \mathbf{p}_{xx} \quad (11)$$

$$\lim_{(L+\lambda) \rightarrow 0} \mathbf{p}_{yy} = \nabla f \mathbf{p} (\nabla f)^T. \quad (12)$$

그리고 $L + \lambda$ 이 극한치 0으로 접근하므로써 평균과 공분산을 고차항에 대해서 정확한 계산이 가능해진다. i 번째 센서로부터 받은 k 번째 순간의 데이터를 $z_i(k)$ 라고 하고 변환된 측정값을 $y_i(k)$ 이라 정하였다. CSF(Conventional Sensor Fusion)는 다음 (14)와 같이 주어진다.

$$y_i = f[\mathbf{x}_i] \quad (13)$$

$$\bar{y}(k) = \sum_{i=1}^n W_i y_i(k) \quad (14)$$

여기서, $\sum_{i=1}^n W_i = 1$, $y_i(k) = H_i z_i(k) \in R^m$ 로써 주어지게 되고, n 은 센서의 갯수, H_i 는 센서정보를 m차원의 측정벡터로 변환 해주는 변환 행렬식, $W_i \in R^{m \times m}$ 은 i 번째 센서에 대한 가중치를 나타낸다. $S_i(j)$ 을 측정하는데 있어서 하위레벨 융합은 확률적 방법 [15]에서와 같이 다중 형태의 데이터로 적용되게 된다. 변환 행렬 H_i 의 결정은 단지 센서정보에만 의존하게 되고 가중치 W_i 는 센서융합과정을 통하여 결정하게 된다. 이러한 측정데이터는 제어시스템에 대해서 현상태 벡터 $y(k)$ 를 선형모델로서 적용하게 된다.

IV. 이동로봇의 모델링

1. 로봇의 위치변환

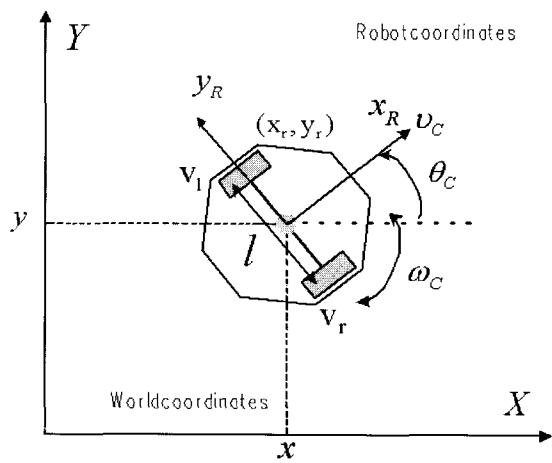


그림 3. 이동로봇의 좌표설정.

Fig. 3. Coordinates of the mobile robot.

직교 좌표에서 정의된 2차원 평면에 놓여진 이동로봇은 그림 3과 같다. 절대좌표계 X-Y와 로봇의 중심점 (x_r, y_r) 에 붙어있는 움직이는 좌표계 $x-y$ 가 있으며, 이때 두좌표계의 관계를 나타내는데는 3 자유도를 가진 벡터 \mathbf{p} 를 사용한다.

$$\mathbf{p}_r = \begin{pmatrix} X_r \\ Y_r \\ \theta_r \end{pmatrix} \quad (15)$$

여기서, 방향각 θ_r 은 X축에서 로봇의 상대좌표 x축으로 반시계방향으로 취해진 값이다. 자율이동로봇의 중심은 오른쪽 바퀴와 왼쪽 바퀴의 축, 상하의 볼케스터(Ball-Caster)가 교차하는 곳에 위치하고, 전체적인 로봇의 움직임은 로봇의 중심점의 움직임으로 나타낼 수 있다. 로봇의 이동은 시간 함수인 선속도 v (진행 방향의 속도 성분)와 각속도 ω (선속도와 90°방향의 속도 성분)로 제어된다. 이때 자세 \mathbf{p} 의 속도와 $\mathbf{q} = (v \omega)^T$ 의 관계는 자코비안 행렬 J 에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \mathbf{p} = J\mathbf{q} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}, \quad \mathbf{q} = \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (16)$$

V. 표식점 인식 및 좌표변환

1. 템플릿 매칭을 위한 표식점

이동로봇의 자기위치 인식을 위해 제안된 표식점은 그림 4에서 보이는 것과 같이 흰색과 검정색으로 상호 반복적 대칭구조로 구성하였다. 이러한 표식점의 형상을 사각형의 흰색과 검정패턴으로 구성한 것은 실내환경 환경에서의 기하학상의 왜곡에 대해서도 강인하며 카메라를 보정하기 위해서 최소한의 격자구조가 될 수 있다. 표식점의 형상이 회전하거나 크기가 변할지라도 흰색 분포도와 투영특성이 강건하도록 구성하였다.

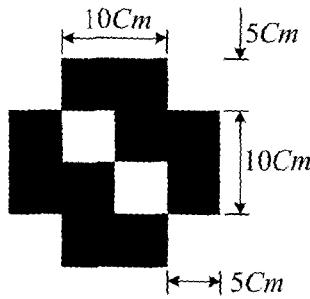


그림 4. 표식점 패턴.

Fig. 4. Landmark pattern.

본 연구에서 이동로봇이 정해진 경로를 따라가도록 미리 정해진 표식점의 인식하기 위해 이동로봇은 템플릿 매칭 [9,10] 방법에 의해서 표식점을 추적하도록 하였다. 적용한 적응 템플릿 매칭방법은 Bayesian Decision 방법 [14]에 기반을 둔것으로써 로봇의 위치인식 위해서 사용된다. 인식 방법으로써 임의의 흰색 패턴, 템플릿 $g(m, n)$, 을 기준 영상 $f(i, j)$ 과 매칭시켜는 거리함수 d 는 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$d = \int_G (f - g)^2 \text{ or } \max_G |f - g|. \quad (17)$$

이 값의 최소값이 두 영상이 가장 잘 매칭되었음을 보여주게 된다. 이산신호의 경우로는 위식은 다음과 같이 표현되기도 한다.

$$M(i, j) = \sum_m \sum_n f(i+m, j+n) \cdot g(m, n). \quad (18)$$

여기서 $M(i, j)$ 의 최대값이 가장 잘 매칭되었음을 보여주는 것이다. 이때 표식점을 포함하는 카메라 영상의 전체영역, G 를 적분하는 경우에 대해서만 상호연관성(cross-correlation)이 고려된다. 다른 영상들과 혼란을 야기하는 환경에서 표식점을 인식하기 위해서 표식점은 약간의 왜곡에서도 변함없는 특성을 보여야 한다. 기하학적인 왜곡에서 불변성은 표식점의 형상과 회색 패턴과 연관이 있고 광학적 왜곡에서의 불변성은 영상처리가 된 영상의 크기와 형태와도 연관성이 있다. 따라서 표식점의 형태와 회색패턴은 인식과 추적을 강건하게 하는데 중요한 요소가 된다.

2. 두 영상을 이용한 융합

본 논문에서 제시한 UTSF 방법을 검증하기 위해 단일 카메라를 사용하여 실험 할 수 있도록 하였다. 일반적으로 물체와의 거리를 측정하기위해 단일 카메라만으로는 계산할 수 없다. 하지만 제시한 UTSF 방법을 사용함으로써 단일 카메라를 이용하고도 물체의 거리를 계산하는 것이 가능하게 된다. 인간의 눈은 망막에 맷린 물체의 영상을 1/15초 정도 유지할 수 있는 능력을 갖고 있기 때문에 한 쪽 눈만으로는 물체의 거리를 계산할 수 없다. 하지만 로봇에 장착된 카메라는 몇시간동이나 물체의 영상을 보존할 수 있기 때문에 단일 카메라를 이용하여 수십 cm 떨어진 두 카메라에 캡쳐된 영상을 이용함으로써 그 거리를 계산하는 스트래오 카메라의 기능을 극복할 수 있게 된다.

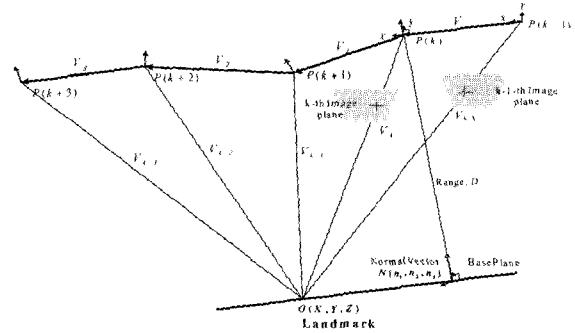


그림 5. 연속적인 카메라 좌표변환 관계.

Fig. 5. Continuous transformation of camera coordinates.

제시한 UTSF를 이용하여 이동로봇의 위치추정을 위한 깊은 행동계획을 고려해보도록 하자. 만약 카메라가 하나의 물체에 대해 하나의 영상을 캡쳐하여 저장하고 로봇은 dcm 왼쪽으로 이동하여 다시 동일한 물체에 대해서 다른 영상을 캡쳐한다고 생각해보자. 즉, 두 영상은 단일 카메라에 대해서 하나의 물체를 캡처하게 되는 것이다. 이것은 dcm 떨어진 두개의 카메라가 동시에 하나의 물체를 캡처하는것과 동일한 효과가 될 수 있다. 그러나 이 행동계획에서 카메라 동작에 대한 제어는 더욱 필요하게 되며 카메라 위치에 대한 불확실성이 존재한다면 측정오차에 직접적인 영향을 주게 될 것이다. 하지만 이러한 오차는 멀티센서융합 처리에 의해서 최소화될 수 있지만 이것은 곧 많은 센서를 장착해야 한다는 점에서 단점으로 지적된다. 그리고 많은 메모리 공간과 실시간 처리에 있어 많은 계산량 같은 결점들은 컴퓨터의 빠른 처리 속도에 대해서 해소될 수 있다.

표식점에 대한 카메라에 잡힌 이미지가 데이터베이스에 저장된 한 모델과 잘 매칭된다고 할 때 그 표식점에 대한 위치정보를 직접 구할 수 있다. 일반적인 경우로써 잘 구현된 실험환경에서 이동로봇이 미지의 환경을 주행한다고 했을 때 그 이동로봇이 그 표식점에 대한 위치와 방향의 정보를 알아야 할 필요가 있다.

카메라의 기하학적인 모델은 비전분야에서 흔히 사용하는 펀홀(pin-hole) 모델을 사용하였으며 이를 기반으로 카메라와 물체사이의 기하학적인 구조를 나타내면 그림 5와 같다. K번째 샘플링 순간에서 표식점, $O(X, Y, Z)$ 는 이동로봇에 장착된 카메라로 캡쳐하게 된다. 이때 표식점, $O(X, Y, Z)$ 에서 k번째의 카메라 투영중심점과 k-1번째 카메라 투영중심점으로의 벡터를 각각 V_k 와 V_{k-1} 로 표현된다. K-1번째 모멘트에서 k번째 모멘트로의 이동로봇의 이동은 벡터 V 로 표현된다. 표식점과 두 이동로봇의 위치 점, $P(k)$ 와 $P(k-1)$ 사이의 관계식은 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$V_{k-1} = V_k - V \quad (19)$$

이것을 행렬형태로 표현하면 다음과 같다.

$$\alpha \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \\ -f \end{bmatrix} = \beta \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ -f \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$V(v_1, v_2, v_3)$: 이동로봇의 이동

R: 두 위치에서의 카메라 회전행렬

r_y : 회전행렬 성분

α, β : 상수

$(x_k, y_k, -f), (x_{k-1}, y_{k-1}, -f)$: 카메라의 이미지평면상에 투영된 물체의좌표.

O점을 지나는 기준평면상에 수직인 법선 벡터 $N(n_1, n_2, n_3)$ 를 설정하고 이 법선 벡터와 평행하면서 $P(k)$ 을 지나는 직선이라고 할 때 $P(k)$ 와 기준평면간의 거리인 Range value, D 를 다음과 같이 설정할 수 있다.

$$D = V_k \cdot N \quad (21)$$

결국, 위 (21)은 $AD=B$ 과 같이 행렬형태로 표현되며 의사역행렬(left pseudo inverse matrix)을 사용하여 D 를 구할 수 있고, 이때 D 는 이미지 상의 한 점 (x_k, y_k) 로서 (22)과 같이 표현될 수 있다.

$$D = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (22)$$

지금까지 이동로봇에 장착된 단일 카메라에서 얻어진 두개의 연속적인 영상을 이용하여 프레임상에 존재하는 특정 이미지간의 거리정보를 스트레오 이미지를 이용하는것과 같은 효과로써 거리를 구할 수 있었다. 이것은 한 개의 영상정보에 대한 보충적 정보를 제공해주는 것으로써 보충적 센서융합(complementary sensor fusion)의 좋은 예라고 할 수 있다. 따라서, 카메라는 동일한 사물에 대해서 두개의 연속적인 영상 입력에 대해 다중 이미지 프레임을 사용하기 때문에 세번째 입력받게 되는 영상입력은 UTSF를 사용하는 이동로봇의 보다 나은 위치정보를 제공하는데 사용되게 된다.

VI. 실험환경 및 모의실험

1. 이동로봇의 구조

제시한 알고리즘에 대한 실험을 위해 이용한 서비스로봇의 구성은 그림 6과 같다. 설치된 센서로는 16개로 구성된 초음파 링, CCD 카메라 그리고 통신을 위한 Wireless LAN 시스템, CAN(Control Area Network) Controller로 구성하였다. 그리고 구동부는 Wheeled Vehicle의 구조로 설계하여 두 구동륜의 차동속도에 의해 주행방향 속도와 회전 각속도를 제어 할 수 있도록 하였다.

2. 실험환경

이동로봇이 주행중에 위치와 방향을 결정하기 위한 표식점을 목표지점까지 9개를 설정하였으며 주행시 로봇은 위에서 제시한 거리계산 (22)를 이용하여 로봇의 위치와 방향을 인식하게 된다. 그리고 실험환경에서 9개의 표식점을 출발점에서 시작하여 A 지점까지는 3m 간격으로 A 지점에서 목표지점까지 4m의 간격으로 위치 시켰으며 로봇이 주행할 때 항상 표식점가 CCD카메라에 들어올 수 있도록 위치 시켰다. 이때 전체 맵 크기는 가로 18m, 세로 12m로 구성되었으며 한번 주행시 로봇의 주행거리는 30m 주행할 수 있도록 했으며 로봇이 출발점을 출발하여 지정경로를 따라 갈 수 있도록 환경을 설정하였다.

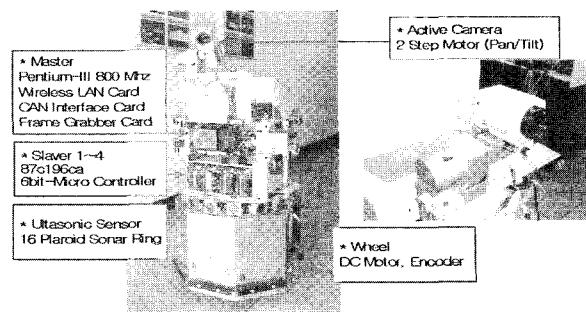


그림 6. 이동로봇, IRL-2001의 구조.

Fig. 6. Outward appearance of mobile robot.

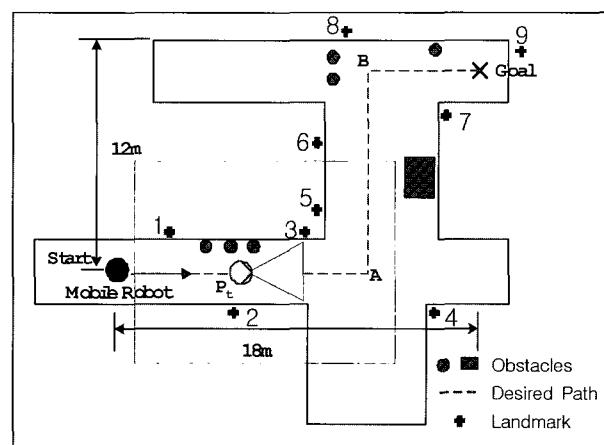


그림 7. 실험환경 구성.

Fig. 7. Experiment environment.

3. UTSF을 이용한 선행 실험

이동로봇(IRL-2001)은 표식점을 있는 복도를 따라 지정된 경로따라 주행하면서 이동로봇에 장착된 CCD 카메라에 의해서 영상을 인식하게 된다. 우선, IRL-2001 실험에 사용된 2-D 표식점시는 그림 4와 같다. 표식점시의 중요한 패턴은 검은 바탕 위의 5cm 크기의 흰 사각형 블록과 5cm의 사각형 블록이 대각선 형태로 위치시켰으며 로봇의 자세를 보정하기위한 최소 격자 형태라고 할 수 있다. 사각형 블록들을 선택한 주요한 이유로는 다음과 같다.

- 이미지 평면에서 사각 블록의 투영은 항상 불확실성 타원에 의해 위치가 근사화 될 수 있다.
- Elliptical Hough 변환식을 사용함으로써 표식점을 인식하는 것을 쉽게 할 수 있다.
- 사각 패턴은 실내 환경에서 자주 보이는 원형 기둥과 다각형 등의 대부분의 패턴과 같이 쉽게 섞이지 않는다.
- 패턴들은 휴(Hough)변환 기법을 사용하여 인식이 가능하기 때문에 사각 패턴은 TM(template matching)에 의한 연산을 할 때 원형, 다각형 패턴들을 구별하는 것 보다 보다 노이즈와 교합(occlusion)에 대해서 더강인하다.

그림 8은 이동중인 이동로봇이 캡처한 동일한 표식점에 대한 서로 다른 이미지를 보여주고 있다. 연속적인 두 이미지, 즉, (1)-(2), (2)-(3), (3)-(4), (4)-(5), (5)-(6)을 이용하여 이동로봇의 위치를 위에서 제시한 (21)에 의해서 구할 수 있게 된

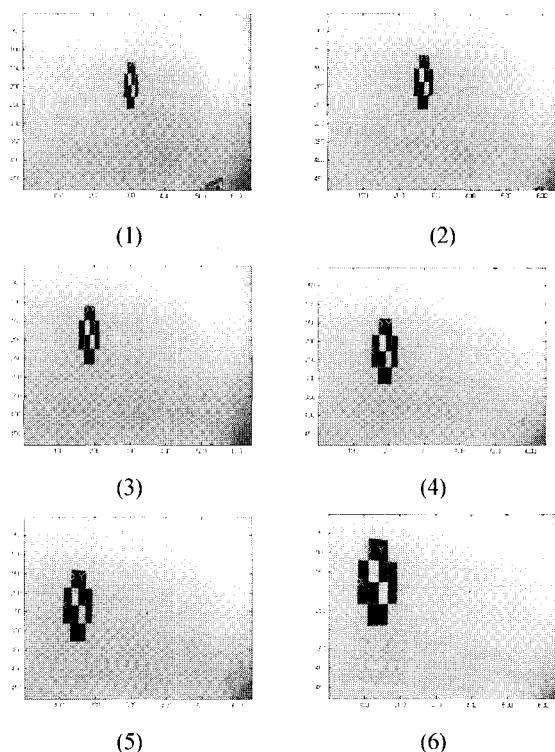


그림 8. 카메라에 의해 캡처된 표식점의 위치.
Fig. 8. Landmark locations detected by the camera.

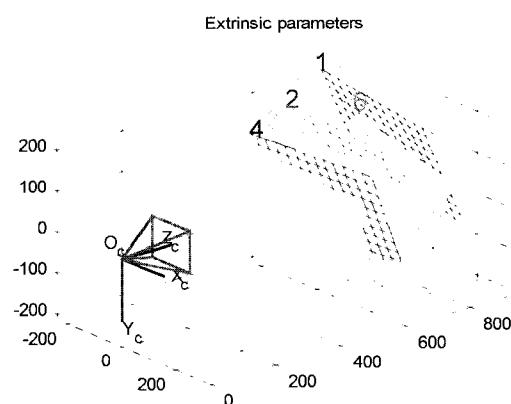


그림 9. 카메라에 대한 표식점의 상대 위치.
Fig. 9. Relative positions of the landmark w.r.t. the camera.

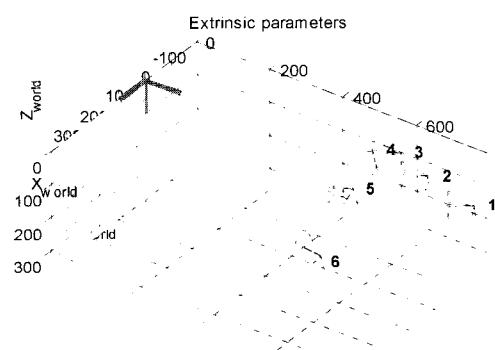


그림 10. 표식점에 대한 이동로봇의 위치와 방향.
Fig. 10. Mobile robot position and orientation.

다. 본 모의실험에서 6개의 표식점의 이미지에 대해서 이동로봇이 이동하면서 캡처한 영상을 카메라를 기준으로 한 표식점의 상대 위치, 즉, 외부 파라메터들은 그림 9와 같이 3D의 형태로 나타내었다. 그리고 표식점에 대한 이동로봇의 위치와 방향은 그림 10과 같이 3D 형태로 나타내었다. 모든 카메라 위치는 정점으로 표현되었으며 방위각은 적색 파라미드 형태로 표현하여 주행 환경 내에서 로봇의 위치와 방위각을 알 수 있게 하였다.

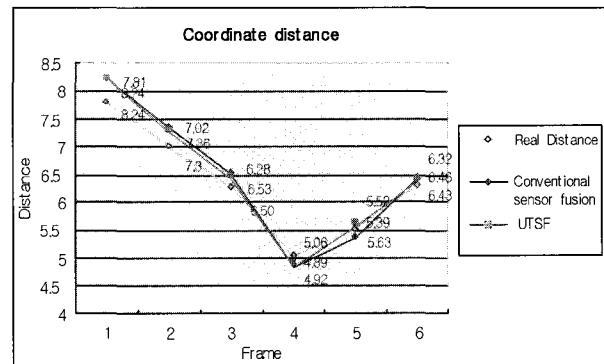


그림 11. CSF와 UTSF의 거리비교.
Fig. 11. Comparison of the CSF and UTSF.

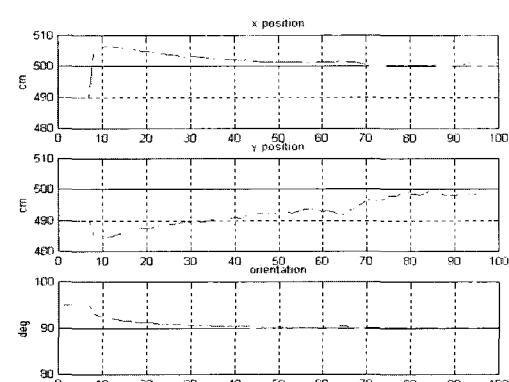
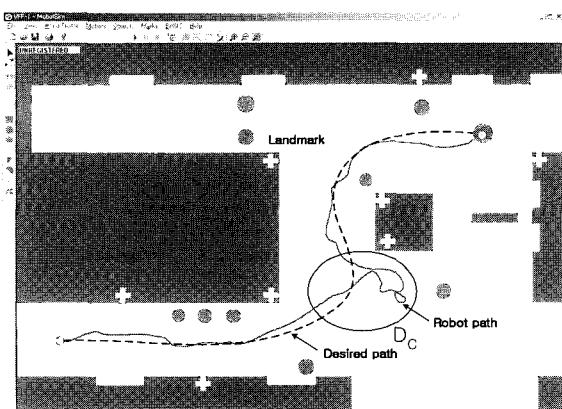


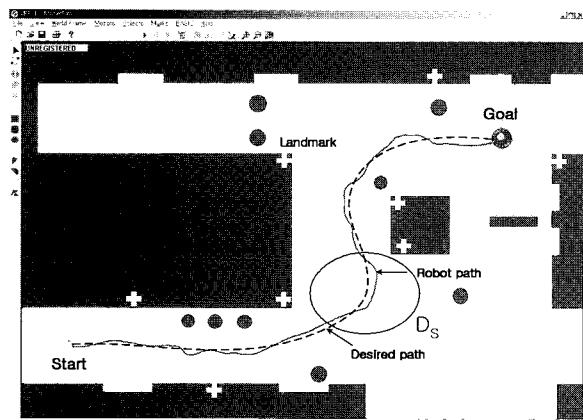
그림 12. CSF에 의한 로봇주행 및 위치오차(모의실험1).
Fig. 12. Robot navigation based upon CSF and position error.

(22)를 이용하여 이동로봇과 표식점간의 상대 거리를 계산하는데 있어 표식점에 대한 미리 정해진 값들은 다음과 같이 주어진다. 즉, 좌표계의 기준은 이동로봇의 좌표계와 동일하며 y축은 이동로봇의 전면부에 고정되고 x축은 y축에 대해서 수직으로 고차하게 된다. 로봇이 표식점을 찾아서 인식하는데 있어서 로봇과의 거리는 5~8m에서 존재하며 주행시 이미지 창내에 들어오게 된다. 따라서 로봇 인식한 표식점과 기준 영상간의 매칭을 통한 특징점을 추출하는데 있어서 노이즈 특성으로서 평균은 0, 표준 편차가 0.5 픽셀로써 추정되었다.

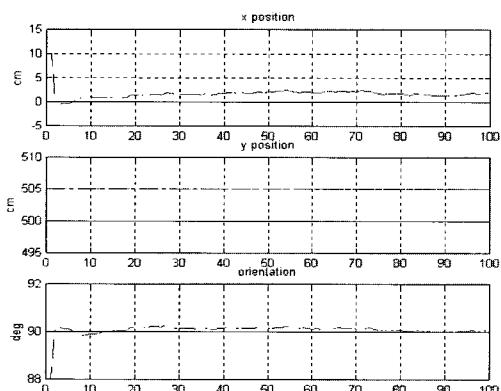
그림 11은 모의실험에서 보여준 6개의 영상에 대해서 다른 방법과의 오차비교를 보여주고 있다. 그림에서 거리 측정시 첫 번째 영상에 의한 측정값은 거리의 정확도에 영향을 주지 못하고 있다. 그리고 두 번째 영상에서 CSF가 UTSF보다 일시적으로 빠르게 오차가 감소하고 있지만 세 번째 영상부터는 UTSF에 의한 거리 오차가 CSF보다 계속적으로 빠르게 감소하는 것을 알 수 있다.

4. 가상의 환경에서의 모의실험

2개의 시뮬레이션 결과는 CSF와 제안한 UTSF에 의해 두 개의 다른 환경에서 각각 추정된 이동로봇의 주행에 대한 평가를 하고 또한 영상 입력의 개수에 따른 로봇의 위치추정치를 평가한다. 출발점은 전역좌표계상의 (0.3m, 5m, 30°)에서 출



(a) Experiment by UTSF



(b) Position estimation

그림 13. UTSF에 의한 로봇주행 및 위치오차(모의실험2).
Fig. 13. Robot navigation based upon UTSF and position error.

발하여 가로 18m, 세로 12m의 실내환경에서 목표점까지 각 한번씩 30m의 거리를 주행하고 복도의 폭은 3m로 설정하여 모의 실험을 하였다. 그리고 로봇의 이동속도는 12.2cm/sec로서 일정하게 유지하였으며 복도 내 표식점의 개수는 실제 실험과 동일하게 9개를 사용하였고 표식점 매칭 점은 모두 9개이다.

- 모의실험 1:CSF를 적용한 이동로봇 주행
- 모의실험 2:UTSF를 적용한 이동로봇 주행

모의실험 1은 CSF를 사용한 방법으로 복도에 사각형 박스의 장애물을 설치하고 그 위에 표식점 2개를 설치한 경우이다. 이 모의실험에서는 Dc 영역에서 로봇이 4번쩨 표식점을 인식하고 곡선을 그리면서 주행하게 되지만 5번쩨 표식을 찾지 못하고 맴돌게 되는 현상이 발생하게 되고 목표지점까지의 주행시간은 98초 걸렸다. 그림 12(a)는 각각 이동로봇이 곡선 주행을 하면서 움직일 때 물체의 영상에 의한 이동로봇 좌표계 상의 궤적을 나타내고 있으며 그림 12(b)에서는 이동로봇 위치 추정의 불확실성의 정량적 개선, 로봇의 위치 추정치를 나타낸다.

모의실험 2는 이동로봇이 4번쩨 표식점을 인식하고 5번쩨 표식점도 인식하게 되어 모의실험 2에서 보다 30% 정도 향상되었다. 특히, Ds 영역에서 지역최소점을 극복하고 목표경로로 잘 추종하게 됨으로써 목표지점까지 원주하는데 시간이 87초 걸렸다. 따라서 본 모의 실험에서 제시한 UTSF 방법이 실내환경에서 만나게 되는 지역최소점도 빠져나오게 되는 개선된 것을 알 수 있다.

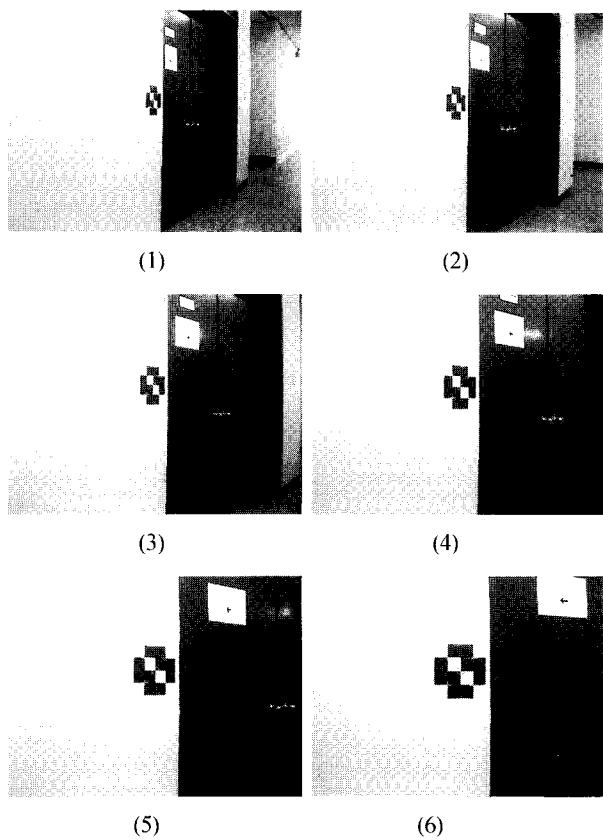
위의 모의실험에서 이동로봇이 전체 경로를 주행하는데 있어 표식점이 있는 근처에서는 로봇의 위치오차가 조금씩 크게 나타나는 것을 알 수 있는데 이것은 각 표식점을 처음 인식하게 되는 위치이므로 표식점에 대한 영상정보가 충분하지 않기 때문에 오차가 많아지는 현상으로 인하여 목표경로로부터 편향이 일어나는 것을 알 수 있었다.

VII. 주행실험

본 논문에서 제시한 UTSF를 검증하기 위해 그림 6에 제시한 이동로봇, IRL-2001을 이용하여 출발점에서 목표지점까지 주행하도록 계획하였다. 본 실험에서는 세개의 서로다른 위치추정 알고리즘, 주행거리계 기반의 위치 추정방법, CSF와 UTSF방법을 이용하여 이동로봇이 주행하는 동안 로봇의 위치를 추정하기 위해 사용하여 비교, 검증하였다.

우선, 그림 14는 그림 7의 환경에서 이동로봇이 코너 A를 회전하기 전에 표식점 3의 표식을 MT에 의해서 인식한 연속적인 영상을 보여주고 있다. 이때, 매칭된 표식점의 인식율은 정확하게 나타났으며 전체 9개의 표식점을 인식하는데 있어서 표식점과 근거리일수록 인식율이 높게 나타나는 것을 그림 14에서도 알 수가 있었다.

그림 15에서 이동로봇의 주행 특성인 위치와 방향에 레터를 나타내었다. 순수 엔코더, CSF, UTSF방법에 의한 이동로봇의 경로에 따른 실제 오차값을 비교한 것이다. 주행거리계 기반의 로봇 주행 실험에서는 바퀴의 미끄림 등의 계속적인 오차 누적으로 인하여 로봇이 한쪽으로 치우쳐서 주행하게 되어 복도의 17m 지점에서 벽면과의 충돌로 인하여 더 이상 주행하지 못하게 되었다. 후자의 두 방법의 이용한 이동로봇의

그림 14. P_t 지점에서의 영상인식 및 매칭.Fig. 14. Image recognition and matching on P_t .

주행에서는 로봇주행에 표식점 정보를 사용함으로써 목표지점까지 무사히 주행을 할 수 있었다. 하지만 CSF를 이용한 주행실험에서는 지정경로와 간격을 일정하게 유지하면서 주행하게 되지만 로봇과의 상대 기준주정에 따른 불확실성이 점점 커지게 되므로 주행하면서 로봇의 위치 및 방향오자는 점점 커지고 있음을 알 수 있다.

UTSF기반의 로봇주행 실험에서는 주행 복도에 표식점가 위치한 3, 6, 9, 12m 지점에는 로봇이 거리 오자와 각도 오자는 현저히 감소하는 것을 알 수 있고, A 지점과 B 지점 사이의 오자가 다소 다른 부분보다 크게 나타나고 있는데 이것은 표식점의 위치 간격을 4m 간격으로 위치 시켰으므로 표식점 인식에 따른 오자의 증가로 인하여 거리오자와 방향 오자에 다소 크게 나타나는 것을 알 수 있다. 이때, 출발 지점에서 A 지점 사이에서 표식점 매칭율이 평균 97.5%였으며 A지점-B지점 간에서는 평균 74%의 인식율을 보였고 B지점- Goal지점간에서는 96%의 인식율을 보였다.

본 실험에서는 크게CSF와 UTSF 방법을 적용한 주행 실험에 있어서 UTSF 방법을 이용한 이전 모든 데이터정보를 이용하여 현재의 데이터를 업그레이드하고 주정하는데 있어서 목표지점까지의 주행은 성능은 CSF보다 40% 이상 향상된 점을 알 수 있다. 그리고 경로의 후반부에서는 표식점의 매칭율은 CSF보다 22% 더 향상되었음을 알 수 있었고 보다 나은 자기위치추정을 제시 해 줄 수 있었다. 또한 가장 큰 오차값은 순수 엔코더값을 이용한 실험이 되겠으며 가장 작은 오차값은 UTSF에 의한 실험이 값이된다. 따라서, 이동로봇이 주행하면서

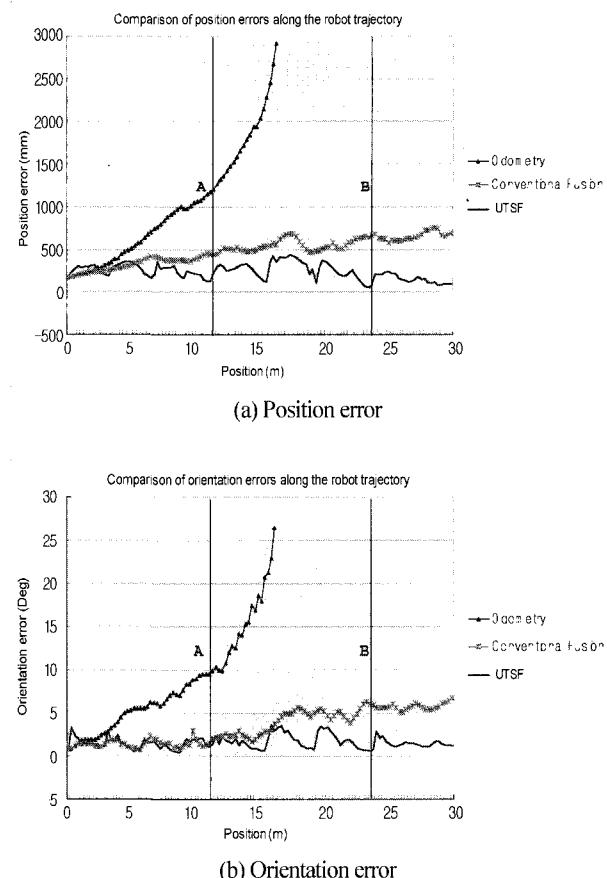


그림 15. 주행에 따른 이동로봇의 위치/방향 오류.

Fig. 15. Position/orientation errors in the navigations.

표 1. 세개의 서로다른 위치추정 방법에 대한 결과.

Table 1. Summary of the solution obtained by the different approaches.

	Odometry	CSF	UTSF
x_{max} (mm)	1622.22	426.44	388.02
y_{max} (mm)	2144.70	355.62	202.65
ϕ_{max} (deg)	27.20	4.440	3.93
d_{rel} (mm/m)	47.40	10.80	7.80
ϕ_{rel} (deg/m)	0.432	0.144	0.114

모든 이전 정보에 대한 평균과 공분산 값을 이용하게 됨으로써 로봇의 위치불확실성은 점차 감소하고 있음을 알 수 있다.

표 1은 위에서 실시한 세개의 서로다른 위치추정 방법, 최대 위치오차(x_{max} , y_{max} , ϕ_{max}), 거리변화율 d_{rel} , 그리고 방위변화율 ϕ_{rel} 을 각각 나타내고 있으며, 상호연관성(correlation)을 무시한 UTSF방법에서 구한 최대오차를 비교한 것이다. UTSF의 거리오차는 전체 주행거리에 대해 약 7.8 mm/m을 방향오차에 대해서 0.114/m의 상한값을 가지는 위치추정에 대한 결과값을 보여주었다. 따라서 본 실험에서 임의의 시간 k-1까지 저장된 정보와 k 시간의 정보의 관측을 통하여 이전 정보에

대한 거리정보에 대한 평균과 공분산값의 학습으로 인하여 로봇의 각 주행경로에 대해서 로봇의 위치 및 방향오차는 전체적으로 줄어들고 있음을 알 수 있다. 각 표식점의 매칭에 있어서 이전 정보의 계속적인 특징값의 이용하게 됨으로써 전체적으로 94%의 표식점 매칭율을 보였다.

VIII. 결론

본 논문에서는 이동로봇이 주행하면서 센서로부터 받은 이전정보를 버리지 않고 이전정보에 대한 특정정보, 평균과 공분산 정보를 이용하여 현재의 정보를 판단하는데 이용하는 Unscented Transformation 기법을 응용한UTSF(Unscented Transformation Sensor Fusion) 방법을 제시하여 개선된 위치정보를 얻을 수 있음을 보여주었다.

CSF와 제시한 UTSF의 비교 실물레이션을 통하여 로봇의 위치 추정의 정확성이 단일 센서에 의한 이전 데이터 정보를 융합함으로써 보다 정확한 위치정보를 얻을 수 있다는 것을 알 수 있었다. 본 제안의 타당성을 실제 실험을 통하여 확인하였다. 실험환경은 표식점 인식과 주행을 위해 능동 CCD카메라를 이용하였지만 실험을 통한 결과로 이동로봇이나 능동센싱 시스템에 적용하여 다른 환경에서도 적용이 가능할 것이며 효율적인 충돌회피를 위한 상위레벨의 능력도 UTSF를 이용함으로써 극복할 수 있을 것이다. 이러한 결과를 토대로하여 더 많은 실험이 UTSF에 대해서 적용되어 다양한 임의의 환경에서 대해서도 이동로봇을 제어 할 수 있을 것이다.

향후, 실제 적용에 따른 영상정보의 실시간 처리 및 카메라 기구부의 불확실성을 보정 할 수 있는 알고리즘 연구와 초음파와 비전시스템을 상보적으로 이용한 이동 장애물 회피에 관한 연구가 계속 되어야 될 것이다.

참고문헌

- [1] R. C. Luo and K. L. Su, "A review of high-level multisensor fusion: approaches and applications," *Proc. Of IEEE Int'l. Conf. On Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 25-31, Taipei, Taiwan, 1999.
- [2] J. M. Lee, B. H. Kim, M. H. Lee, M. C. Lee, J. W. Choi, and S. H. Han, "Fine active calibration of camera position/orientation through pattern recognition," *Proc. of IEEE Int'l. Symp. On Industrial Electronics*, pp. 100-105, Slovenia, 1999.
- [3] L. Hong, A. Lynch, "Recursive temporal-spatial information fusion with applications to target identification," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 29 Issue. 2, pp. 435-445. 1993.
- [4] J. M. Richardson and K. A. Marsh. "Fusion of multisensor data," *International Journal of Robotics Research*, 7(6): pp. 78-96, 1988.
- [5] N. Okada, T. Nagata, "A parts picking system with a range finder and a camera system," *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1410-1415, 1995.
- [6] M. Kam, X. Zhu, and P. Kalata, "Sensor fusion for mobile robot navigation," *Proc. of the IEEE*, vol. 85, no. 1, pp. 108-119, 1997.
- [7] M. Kam, A. Naim, P. Labonski, and A. Guez, "Adaptive sensor fusion with nets of binary threshold elements," *IJCNN International joint conference on neural networks*, vol. 2, pp. 57-64, 1989.
- [8] Z. Chair, P. K. Varshney, "Optimal data fusion in multiple sensor detection systems," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, AES-22, no. 1, pp. 98-101, 1986.
- [9] T. Fukuda, S. Ito, F. Arai, Y. Yokoyama, Y. Abe, K. Tanaka, Y. Tanaka, "Navigation system based on ceiling landmark recognition for autonomous mobile robot-landmark detection based on fuzzy template matching (FTM)," *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on*, vol. 2, pp. 150-155, Aug. 1995.
- [10] Y. Abe, M. Shikano, T. Fukuda, F. Arai, Y. Tanaka, "Vision based navigation system by variable template matching for autonomous mobile robot," *Robotics and Automation, Proc. of the IEEE International Conference on*, vol. 2, pp. 952-957, May 1998.
- [11] E. B. Hall, A. E. Wessel, and G. L. Wise, "Some aspects of fusion in estimation theory," *IEEE Transactions on Information Theory*, 37(2): pp. 420-422, 1991.
- [12] C. Brown, H. Durrant-Whyte, J. Leonard, et al. *Distributed data fusion using Kalman filtering*. In Abidi and Gonzales, editors, *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*, pp. 267-309. Academic Press, 1992.
- [13] H. R. Hashemipour, S. Roy, and A. J. Laub, "Decentralized structures for parallel kalman filtering," *IEEE Transactions on Automatic Control*, 33(1): pp. 88-93, 1988.
- [14] S. Thrun, "A bayesian approach to landmark discovery and active perception for mobile robot navigation," (Tech. rep. CMU-CS-96-122). Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, Department of Computer Science. 1996.
- [15] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *J. R. Statist. Soc.*, vol. 39, pp. 1-38, 1977.
- [16] K. Ito and K. Xiong, "Gaussian filters for nonlinear filtering problems," *IEEE Transactions on Automatic Control*, 45(5): pp. 910-927, May 2000.
- [17] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions," Technical report, RRG, Dept. of Engineering Science, University of Oxford, 1996.
- [18] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "A new extension of the kalman filter to nonlinear systems," In *Proc. of AeroSense: The 11th Int. Symp. On Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls*, 1997.
- [19] S. J. Julier, J. K. Uhlmann and H. Durrant-Whyte, "A new approach for filtering nonlinear systems," In *Proceedings of the American Control Conference*, pp. 1628-1632, 1995.
- [20] M. Norgaard, N. K. Poulsen, and O. Ravn, "Advances in derivative-free state estimation for nonlinear systems," *Technical Report IMM-REM-1998-15, Department of Mathematical Modelling/Department of Automation*, Technical University of Denmark, 28 Lyngby, Denmark, 2000.
- [21] G. V. Puskorius and L. A. Feldkamp, "Decoupled extended kalman filter training of feedforward layered networks," In *IJCNN*, vol. 3, pp. 771-777, 1991.
- [22] S. Singhal and L. Wu, "Training multilayer perceptrons with the extended kalman filter," In *Advances in Neural Information Processing Systems 1*, pp. 133-140, San Mateo, CA, 1989.



진 태 석

1998년 2월 진주산업 대학교 전자공학과 (공학사). 2000년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과(석사). 2003년 8월 동 대학원 공학박사. 2004년 3월~현재 동경대학 생산기술연구소 Post-doctor연구원. 관심분야는 다중센서 데이터융합, 이동로봇,

다관절로봇, 지능제어.



이 장 명

1980년 2월 서울대학교 전자 공학과 졸업. 1982년 동 대학원 석사. 1990년 USC (남가주대학교) 공학박사. 1992년~현재 부산 대학교 전자공학과 교수. 대한전자공학회 이사, 제어 자동화 시스템 공학회 정회원. 관심분야는 다관절 로봇, 시스템 설계 및 제어, 마이크로 프로세서 응용시스템 설계 및 제어 등.