

# 제약 전파 기법을 적용한 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정

## Cooperative Localization for Multiple Mobile Robots using Constraints Propagation Techniques on Intervals

조 경 환, 이 지 홍\*, 장 철 수  
(Kyoung-Hwan Jo, Jihong Lee, and Choul-Soo Jang)

**Abstract :** This article describes a cooperative localization technique of multiple robots sharing position information of each robot. In case of conventional methods such as EKF, they need to linearization process. Consequently, they are not able to guarantee that their result is range containing true value. In this paper, we propose a method to merge the data of redundant sensors based on constraints propagation techniques on intervals. The proposed method has a merit guaranteeing true value. Especially, we apply the constraints propagation technique fusing wheel encoders, a gyro, and an inexpensive GPS receiver. In addition, we utilize the correlation between GPS data in common workspace to improve localization performance for multiple robots. Simulation results show that proposed method improve considerably localization performance of multiple robots.

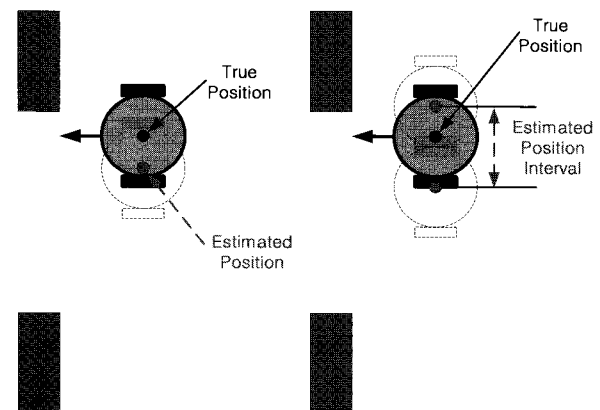
**Keywords :** localization, multiple robots, sensor fusion, constraints propagation, interval analysis

### I. 서론

이동 로봇의 위치를 보다 정확하게 추정하기 위한 문제는 오랫동안 이동 로봇 공학 분야에서 중요한 문제로써 다루어져 왔다. 특히 자율 주행하는 로봇이 주어진 작업을 원활하게 수행하기 위해서는 실내 혹은 실외 환경을 불문하고, 자신의 정확한 위치를 파악할 수 있어야 한다[1]. 그에 따라 이동 로봇의 위치 추정에 관한 연구들은 다종의 센서를 사용하거나[2-6], 혹은 다양한 기법을 활용하는 등[7,8], 여러 방향으로 진행되어 왔다. 그러나 현재의 위치 추정 방법들의 대부분은 주행 계(wheel encoder)나 자이로(gyro) 센서 등과 같이 이동 로봇 자체에 부착하여 자신의 움직임을 측정하는 센서 데이터와 특정 표식(landmark)을 인식하기 위한 카메라나 GPS 등과 같이 외부에서 로봇의 움직임을 관측한 센서 데이터를 어떻게 최적으로 융합할 것인가에 초점이 맞추어져 왔다. 실제로 앞에 언급된 센서 데이터들을 융합하는 것은 보다 정확하고, 유효하며, 무 결성을 갖는 값을 추정하는 것이 가능하도록 해준다. 예를 들어, 숲이나 도시 내의 높은 건물 주변, 터널 등과 같이 GPS 위치 데이터를 수신할 수 없는 경우 주행 계나 자이로 센서를 사용하는 추측 항법(dead reckoning)과 융합할 경우 GPS의 효용성을 보다 높일 수 있다. 더욱이, GPS의 위치 추정 성능은 수신 가능한 위성의 개수나 구성 등에 주로 의존하므로, 연속적으로 추측 항법 데이터와 융합시키면 보다 향상된 위치 추정 성능을 기대할 수도 있다.

센서 데이터들을 융합하기 위해서 전통적으로 사용되는 칼만 필터는 주로 상태 공간 표현(state space representation)을

바탕으로 한다. 그러나, 선형적인 상태 공간 표현만 다를 수 있는 칼만 필터에서 비선형으로 표현되는 이동 로봇의 운동 방정식을 고려하기 위해서는 선형화 과정을 필요로 한다. 이것이 가우시안 확률 밀도 함수(Gaussian probability density function)를 기본으로 하는 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)의 원리이다. 확장 칼만 필터는 구현 및 적용의 용이성과 우수한 성능으로 널리 사용되고 있다. 그러나, 이와 같은 접근 방법은 경우에 따라 몇 가지 문제가 발생할 수 있는 가능성을 가지고 있다. 첫 번째로, 관측기의 수렴을 보장할 수 없다는 것이다. 따라서, 실제로 관측기가 참값과 상당한 차이가 있는 국부의 최저 값(local minimum)으로 수렴하는 현상이 발생할 수 있다. 두 번째로는, 종종 공 분산의 오차를 과소 추정함으로써, 최종 추정치의 경계 안에 참값이 포함되어 있다는 것을 보장할 수 없다. 가령, 그림 1(a)와 같이 확장 칼만 필터는 뒤에서 소개할 그림 1(b)와 같은 구간 분석에 비해 로봇의 위치를 상당히 정확하게 추정한다. 그러나 로봇이 좁



(a) 확장 칼만 필터에 의해 (b) 구간 분석에 의해 추정된 추정된 로봇의 위치 로봇의 위치

그림 1. 확장 칼만 필터와 구간 분석에 의한 추정 비교.

Fig. 1. The comparison of estimation by EKF and estimation by interval analysis.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 11. 28., 채택확정 : 2008. 1. 14.

조경환, 이지홍 : 충남대학교 BK21 메카트로닉스 사업단

(neoview@cnu.ac.kr/jihong@cnu.ac.kr)

장철수 : 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단(jangcs@etri.re.kr)

※ 본 연구는 방위사업청/민군겸용기술센터와 정보통신부/정보통신 연구진흥원의 민군겸용기술개발사업의 일환으로 수행하였음 [06-DU-LC-01, 네트워크 기반 다목적 견마형 로봇 기술 개발].

은 입구를 통과할 수 있는지, 없는지를 판단해야 할 경우, 그림 1에서 알 수 있듯이 확장 칼만 필터는 참값을 언제나 포함하는 구간 분석에 비해 잘못된 판단을 내릴 수 있는 가능성이 존재한다. 마지막으로, 센서들이 수중 음파나 대기 중의 저주파, 통신 선로 상의 간섭 등과 같은 비-가우시안 확률 밀도 함수(non-Gaussian probability density function)의 형태일 경우는 적용할 수 없다.

한편, 발생할 수 있는 로봇의 모델 오차와 로봇이 지니고 있는 센서의 측정 오차의 범위를 한정할 수 있다라는 가정을 바탕으로 센서 데이터 융합을 위한 전혀 다른 접근 방법의 제시가 가능하다. 이러한 접근 방법은 bounded error methods 혹은 set-membership methods이라고 하며, 비선형 문제를 푸는데 유용하게 사용될 수 있다. 가령, [9]에서는 구간 분석(interval analysis)에 의한 Set Inversion으로 구성된 SIVIA 알고리즘에 자동 경위계(automatic theodolite), 주행 계, 분간이 불가능한 표식들을 입력 변수로 하여 로봇이 위치 가능한 모든 3차원 위치를 찾았다. 또한 과거 예측기(predictor)/추정기(estimator) 구조를 갖는 확장 칼만 필터로 해결했던 많은 문제들을 bounded error methods으로 새롭게 해결한 다양한 논문이 제안되었다[10-12]. 이러한 접근 방법들은 구해진 해 안에 참값의 포함을 보장하여 매우 정확했지만, 계산 량이 방대하여 실시간성을 보장할 수 없었다.

로봇에 부착된 센서의 측정치나 운동 방정식이 여유도(redundancy)를 가지고 있는 경우 전파 기법(propagation technique)을 사용할 수 있다. 그러한 접근 방법의 핵심은 “제약(constraints)”을 갖는 방정식들에 의해서 연결된 모든 데이터의 일치 및 불일치를 찾아내는 것이다. 이러한 기법의 장점은 bounded error methods에 비하여 계산 시간이 매우 빨라 실시간성을 확보할 수 있다는 것이다[13,14].

최근 주어진 작업을 보다 효율적으로 수행하기 위해서, 많은 로봇 어플리케이션들이 상호 협동 작업을 하는 경우가 증가하고 있다. 그러나 이러한 협동 작업을 위한 다중 이동 로봇들의 위치 추정에는 대부분 단일 로봇의 경우와 동일하게 고려되고 있다[15,16]. 즉, 여러 대의 이동 로봇은 자신이 수집할 수 있는 정보만을 활용하여 자신의 위치를 추정할 뿐, 다른 로봇의 정보 활용을 고려하지 않는다. 물론 이러한 접근 방법은 많은 독립적인 혹은 상관관계를 갖는 센서들 간의 조합을 고려하지 않기 때문에 그 구현이 상대적으로 간단하다라는 장점을 갖는다. 반면에 로봇 자신이 수집할 수 있는 센서 정보 외에 다른 로봇이 수집한 센서 정보를 활용할 경우, 추정 알고리즘이 복잡해지나, 보다 강인하고 정확한 위치 추정이 가능해진다[17,18].

본 논문에서는 구간 분석을 바탕으로 하는 제약 전파 기법을 활용하는 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정 방법을 제안한다. 이 연구에서 고려된 로봇들은 주행 계, 자이로 센서, GPS 수신기를 장착하고 있으며, 이로부터 획득한 위치 정보에는 여유 도가 존재한다. 또한 각 로봇은 서로 통신이 가능하여 자신의 위치 데이터를 다른 로봇과 공유하는 것이 가능하며 이를 통해 보다 많은 위치 정보의 여유 도를 갖는 것이 가능해진다.

본 논문의 구성은 2장에서는 구간 분석과 제약 전파 기법

에 관한 내용을 다루고, 3장에서는 전후-전파 수축기(forward backward propagation contractor), 4장에서는 GPS 데이터 오차 간의 상관 관계를 활용한 수축기에 관해서 기술하고, 5장에서는 제약 만족 기법에 의한 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정 시뮬레이션 결과를 고찰하고, 이로부터 얻은 결론을 6장에서 기술하고 있다.

**II. 구간 분석 (interval analysis) 과 제약 전파 기법 (constraints propagation techniques)**

이번 장에서 우리는 간략하게 구간 분석에 대해서 설명을 하고 다중 센서 융합 과정에서 사용된 제약 전파 기법에 대해서 언급할 것이다. 제약 전파 기법은 일치 기법(consistence technique)이라고도 부르며, 구간 분석을 구현하기 위한 핵심적인 기법 중의 하나이다.

**1. 기본 정의**

구간 분석은 항상 해의 포함을 보장하는 최소 영역의 구간 벡터를 구할 수 있는 효과적인 도구이다. 구간 벡터는  $[x]$  로 정의하며 폐구간에서 연속적인  $n$  차원 구간 실수들의 집합(set of all interval real numbers)을 의미한다. 참값  $x$  에 대해서 구간 벡터  $[x]$  는 (1)과 같이 정의할 수 있다.

$$[x] = \{x | \underline{x} \leq x \leq \bar{x}\} \tag{1}$$

여기에서  $\underline{x}$  는 구간  $[x]$  의 최소값,  $\bar{x}$  는 구간  $[x]$  의 최대값이다. 또한, 구간 벡터는 (2)와 같이 폐구간에서 연속적인  $n$  차원 실수 구간  $n$  개의 데카르트 곱(Cartesian product)으로 나타낼 수도 있다.

$$[x] = \otimes_{i=1, \dots, n} [x_i] \tag{2}$$

그림 2는 구간 분석에서 2차원 구간 벡터  $[x]$  의 영역을 표현한 것이다. 구간 벡터  $[x]$  은  $x_1, x_2$  의 성분을 갖는 2차원 벡터이며, 각 벡터 성분은 최소값  $\underline{x}$  와 최대값  $\bar{x}$  으로 구성된다. 결론적으로, 구간 분석의 개념은 구간 벡터가 주어졌을 때, 가능한 모든 해의 포함을 보장하면서도 최소의 크기를 갖는 해 영역을 구간 벡터의 형태로 제공하는 것이다. 이러한 해 영역을 구간 벡터로 계산하기 위해서는 기본적인 산술 기호  $\{+, -, \times, \div, \dots\}$  를 집합 연산이 가능한 기호로 확장할 필요가 있다[19]. 또한 기존의 집합 연산 기호인  $\{\cap, \cup, \dots\}$  도  $n$  차원 구간 실수 집합들 간의 연산을 위해서 확

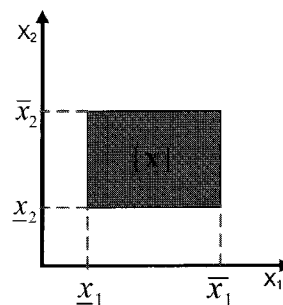


그림 2. 구간 분석에서 구간 벡터  $[x]$  의 영역.  
Fig. 2. A box of interval,  $[x]$  in interval analysis.

장된다.

해들을 포함하는 구간 벡터의 크기를 줄이기 위한 방법에는 매우 다양한 방법이 존재한다[21]. 우리가 다룰 센서 데이터는 상당한 여유 도를 가지고 있으므로, 본 연구에서는 이들을 융합하여 보다 작은 해들을 포함하는 구간 벡터를 구하기 위한 방법으로 제약 전파 기법을 선택했다.

## 2. 제약 만족 문제(constraints satisfaction problem)

초기 제약 만족 문제는 유한 집합을 갖는 변수  $x$ 의 이산 영역을 위해 정의되었다[20]. 후에 제약 만족 문제는 연속 영역으로 확장되었다.

$n$  차원 구간 실수 집합의 구간 벡터  $[x]$ 와  $[x]$ 의 성분  $x_i$ 와 연관된  $m$ 개의 구속 관계식은 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$f_i(x_1, \dots, x_n) = 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (3)$$

여기에서  $f_i$ 의 데카르트 곱을  $f$ 라 놓으면, (3)은 벡터의 형태인  $F(x) = 0$ 으로 다시 쓸 수 있다. 모든 제약 식  $f_i$ 를 만족하는 최소의 크기를 갖는 구간 벡터  $[x]$ 를 찾기 위한 문제는 다음의 (4)와 같이 제약 만족 문제  $H$ 와 일치하게 된다.

$$H : (F(x) = 0 \mid x \in [x]) \quad (4)$$

$H$ 의 해 집합은 (5)와 같이 정의된다.

$$S = \{x \in [x] \mid F(x) = 0\} \quad (5)$$

## 3. 일치(consistence)

만약 해 집합  $S$ 에 포함된 벡터  $x$ 를 찾는 것이 가능하고,  $x_i$ 가  $i$ 번째 좌표 계 값이라고 하면, 구간 벡터  $[x_i]$ 에 포함된 모든 스칼라  $x_i$ 는 (6)과 같이 제약 만족 문제  $H$ 에 모두 포함된다.

$$\begin{aligned} \exists x_i \in [x_i], \dots, x_{i-1} \in [x_{i-1}], x_{i+1} \in [x_{i+1}], \dots, \\ x_n \in [x_n] \mid f(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_n) = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

여기에서, 만약 제약 식  $f_i$ 와 일치하는 벡터  $x$ 를 찾는 것이 가능하고,  $x_i$ 가  $i$ 번째 좌표 계 값이라고 하면,  $x_i$ 는  $H$ 와 (7)과 같이 국부적으로 일치하게 된다.

$$\begin{aligned} \forall f_i, \exists x_i \in [x_i], \dots, x_{i-1} \in [x_{i-1}], x_{i+1} \in [x_{i+1}], \\ \dots, x_n \in [x_n] \mid f(x_1, \dots, x_n) = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

따라서 만약 모든  $x_i$ 가  $[x]$ 에 포함되고,  $x_i$ 가  $H$ 와 전체적으로 일치하면(각각의  $x_i$ 는 국부적인 일치), 구간 벡터  $[x]$ 는  $H$ 와 전체적으로 일치하게 된다.

## 4. 수축기(contractors)

$H$ 를 수축시킨다는 것은 주어진 구간 벡터  $[x]$ 를  $H$ 의 모든 해를 포함하는 더 작은 구간 벡터  $[x'] \subset [x]$ , 즉  $S \subset [x']$ 로 치환하는 것을 의미한다.  $H$ 의 수축기는  $H$ 를 수축시키기 위해서 사용된 연산자로서 정의된다.

반환되는 구간 벡터의 크기를 줄이기 위해 개발된 수축기에는 많은 종류가 존재한다[21]. 본 연구에서는 각 데이터와 식들이 많은 여유 도를 가지고 있고, 비선형성에 대해 독립

적인 원시적인 제약들(primitive constraints)[22]을 바탕으로 하는 전후-전파(FBP) 기법을 사용했다. 이것은 국부적인 수축 기이며, 2단계로 구성되어 있다. 먼저, 전-전파(forward propagation) 단계는 주어진 수식을 그대로 사용한다. 다음으로 후-전파(backward propagation)는 주어진 수식을 역 변환한 수식을 사용한다.

제약들에 여유 도가 존재한다면, 분해된 원시적인 제약 식의 전후-전파 단계에서 반복되는 순환 과정을 포함하게 된다. 따라서, 전후-전파 수축기는 전체적인 일치에 도달하지 못하는 문제가 발생할 수 있다. 이 때, 이 문제를 해결하기 위한 방법 중 하나는 국부적인 일치에 도달하도록 해주는 왈츠(Waltz) 알고리즘[23]을 사용하는 것이다. 이 알고리즘은 구간 수축이 더 이상 일어나지 않을 때까지 전파 과정을 반복한다.

## III. 전후-전파 수축기를 이용한 데이터 융합

### 1. 데이터 융합을 위한 일반적 모델

데이터 융합 문제는 여유 도가 존재하는 상태 관측 문제로 해결할 수 있다. 즉, 데이터 융합은 추정된 시스템 모델에 의한 입력 값  $u_k$ 와 관측 식에 의해서 나타나는 측정 값  $h_k$ 의 관측을 통해서 이루어진다는 것이다. 시각  $k$ 에서  $x$ 는 주어진 입력 값  $u_k$ 와 측정 값  $h_k$ , 그리고  $x_{k-1}$ 를 활용하여 추정될 수 있다. 이러한 과정은 아래와 같은 일반적인 식들로 표현할 수 있다.

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_k, p_k, \alpha_k, \gamma_k), \\ h_k = g(x_k, p_k, \beta_k) \end{cases} \quad (8)$$

여기에서  $k$ 는 이산화된 시각을 나타내며,  $x_k \in IR^n$ 는 시스템의 상태 벡터,  $u_k \in IR^p$ 는 측정된 입력 벡터이며,  $IR$ 은 구간 실수 집합(set of all interval real numbers)을 의미한다.  $p_k \in IR^q$ 는 상수 파라미터 벡터,  $\alpha_k \in IR^n$ 는 모델의 오차,  $\gamma_k \in IR^p$ 는 입력 측정 시 발생할 수 있는 측정 오차이다.  $h_k \in IR^m$ 는 측정된 출력 데이터를 의미하며,  $\beta_k \in IR^m$ 는  $h_k$ 의 측정 시 발생할 수 있는 측정 오차이다.

(8)과 같이 표현된 데이터 융합 모델을 제약 만족 문제로 가져오면, 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} H : (F(x) = 0 \mid x \in [x]) \\ x = (x_k, \dots, x_0, u_k, \dots, u_0, h_k, \dots, h_0, p_k, \dots, p_0), \\ F(x) = (x_k - f(x_{k-1}, u_k, p_k), \dots, \\ x_1 - f(x_0, u_1, p_1), h_k - g(x_k, p_k), \dots, \\ h_1 - g(x_1, p_1) \end{aligned} \quad (9)$$

(9)는 (8)과는 달리  $\alpha_k$ 와  $\beta_k$  그리고  $\gamma_k$ 가 포함되어 있지 않다. 이것은 그들이 이미 구간 벡터  $[u_k]$ ,  $[x_k]$ ,  $[h_k]$ 에 포함되어 있기 때문이다. 예를 들어서 구간 벡터  $\beta_k$ 의 경계가  $\underline{b}, \bar{b} \in IR^m$ 으로 주어진다면,  $h_k$ 는  $[h_k - \underline{b}, h_k + \bar{b}]$ 로 표현할 수 있다.

위에서 언급된 오차를 결정하기 위해서는 일반적으로 센서들에 의존적인 방법들이 사용된다. 즉, 센서 제조사의 데이

터 시트를 바탕으로 결정하거나, 반복적인 실제 측정을 통해서 결정할 수 있다. 이러한 데이터의 오차 범위를 결정함에 있어서 발생할 수 있는 중요한 문제는 실제보다 과도한 오차 범위 설정은 추정된 구간 벡터의 크기를 크게 하는 문제를 야기할 수 있다는 것이다. 반면에, 과도한 오차 범위 설정은 구간 벡터간의 불일치를 야기하여 더 이상의 데이터 융합 과정이 진행되지 못하는 문제를 가져올 수 있다.

전후-전과 수축기를 사용하여  $H_k$  의 구간 벡터  $[x]$  의 크기를 줄이는 것이 데이터 융합의 최종 목적이다. 즉, 제약 전과 기법에서의 데이터 융합은  $H_k$  의 모든 제약 식을 원시적인 제약 식으로 분해한 후 구간 벡터  $[x]$  의 크기가 일정한 임계치 이하로 수렴할 때까지 전후-전과 수축기를 사용하여 수축 과정을 반복하는 것이다.

2. 로봇의 위치 추정기

그림 3에서  $M$  은 로봇의 중심이자 양 바퀴 축의 중심이다. 시각  $k$  에서 로봇의 위치는 시각  $k$  에서  $M$  의 전역 좌표 계에서  $(x_k, y_k)$  로 표현할 수 있으며, 이때 로봇의 진행 방향(heading angle)은  $\theta_k$  로 나타낼 수 있으며, 로봇의 바퀴 축과 로봇 중심 간의 거리는  $e$  로 표현된다. 여기에서, 실제 로봇은 로봇의 현재 위치  $(x_k, y_k)$  를 주행 계와 GPS 데이터를 이용하여 파악할 수 있으며, 로봇의 진행 방향  $\theta_k$  는 주행 계와 자이로 센서 데이터로부터 추정할 수 있다. 즉, 로봇의 위치 및 진행 방향을 추정하기 위한 센서 데이터들은 각각

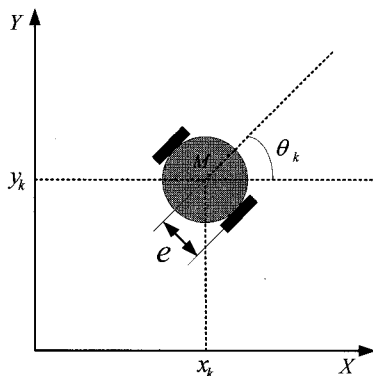


그림 3. 이동 로봇 좌표 계의 정의.  
Fig. 3. The definition of coordinate for mobile robot.

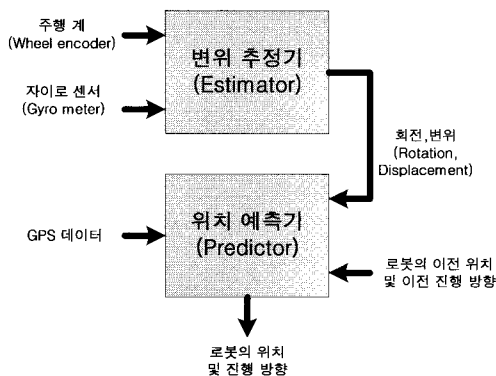


그림 4. 위치 추정기의 구조.  
Fig. 4. The architecture for localizer.

한 개씩의 여유 도를 가지고 있음을 알 수 있다.

로봇의 위치 추정기는 그림 4와 같이 크게 변위 추정기와 위치 예측기로 나눌 수 있다. 주행 계와 자이로 센서로부터 데이터를 입력 받은 추정기는 (10)을 사용하여 샘플링 시각  $k$  와  $k-1$  동안에 로봇의 이동 변위( $\Delta S_k$ ) 및 로봇 몸체의 회전 변위( $\Delta \theta_k$ )를 계산한다.

$$\begin{cases} \Delta S_k = \frac{\Delta S_{r,k} + \Delta S_{l,k}}{2} \\ \Delta \theta_k = \frac{\Delta S_{r,k} - \Delta S_{l,k}}{e} \end{cases} \quad (10)$$

여기에서  $\Delta S_{r,k}, \Delta S_{l,k}$  는 각각 샘플링 시각  $k$  와  $k-1$  동안 오른쪽 바퀴와 왼쪽 바퀴의 이동 변위이며,  $e$  는 바퀴와 로봇의 중심 사이의 거리이다.

변위 추정기에서 전후-전과 수축기는 제약 만족 문제의 참값을 항상 포함하는 해 집합으로 구간 벡터  $[\Delta S], [\Delta \theta]$  를 출력한다. 이 때의 제약 만족 문제는 (11)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} H_k : (F(x) = 0 \mid x \in [x]) \\ x = (\Delta S_k, \Delta S_{r,k}, \Delta S_{l,k}, \Delta \theta_k, e) \end{aligned} \quad (11)$$

여기에서  $F(x)$  는 (10)을 의미하며,  $\Delta \theta_k$  는 자이로 센서의 측정 데이터를 의미한다.

로봇의 각 바퀴의 이동 변위는 단위 시간 당 발생할 수 있는 이동 변위의 최대 오차의 범위를 알 수 있다는 가정 하에 시각  $k$  에서 (12)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} [\Delta S_{r,k}] = [\Delta S_{l,k}] = [\Delta S_{meas,k} - \Delta S_{max}, \\ \Delta S_{meas,k} + \Delta S_{max}] \end{aligned} \quad (12)$$

여기에서,  $\Delta S_{meas,k}$  는 센서로부터 측정된 로봇의 이동 변위,  $\Delta S_{max}$  는 샘플링 시각  $k$  와  $k-1$  에서 발생할 수 있는 변위의 최대 오차 값이다.

반복적인 실험을 통해서 측정된 자이로 센서의 오차 범위를 이용하여 시각  $k$  에서 로봇 몸체의 회전 변위는 (13)과 같이 추정할 수 있다.

$$\begin{aligned} [\Delta \theta_{k,gyro}] = [\Delta \theta_{meas,k} - \Delta \theta_{max}, \\ \Delta \theta_{meas,k} + \Delta \theta_{max}] \end{aligned} \quad (13)$$

여기에서  $\Delta \theta_{max} \approx 0.003^\circ$  로 반복적인 실험을 통해 얻어졌으며,  $\Delta \theta_{meas,k}$  는 자이로 센서로부터 측정된 로봇 몸체의 회전 변위이다.

로봇 몸체의 회전 변위는 (13)과 같이 자이로 센서로부터 측정할 수 있고, 제약 식 (10)으로부터 계산할 수도 있다. 결국 이 두 개의 값을 전과 기법을 사용해 융합한다.

로봇의 이동 변위는 측정할 수 없으므로,  $[-\infty, \infty]$  과 같이 초기값을 설정한다. 상수 파라미터로 사용되는  $[e]$  는 로봇의 바퀴와 로봇 중심 간의 거리로 알고 있는 값이지만, 제약 만족 문제에서는 초기값으로  $[-\infty, \infty]$  를 사용한다.

그림 4의 변위 추정기에서 (10)을 사용하여 구해진 로봇의

이동 변위 및 몸체의 회전 변위는 그림 4의 위치 예측기의 입력으로 들어간다. 위치 예측기에서는 변위 추정기에서 입력된 변위들과 시각  $k$  에서의 로봇의 위치 및 진행 방향 정보로부터 (14)를 사용하여 시각  $k+1$  에서 로봇의 위치 및 진행 방향을 추정한다.

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta S_k \cdot \cos(\theta_k + \Delta\theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta S_k \cdot \sin(\theta_k + \Delta\theta_k) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta_k \end{cases} \quad (14)$$

여기에서  $x_k, y_k$  은 각각 시각  $k$  에서 전역 좌표 계에서 로봇의 위치를 의미하며,  $\theta_k$  는 로봇의 진행 방향이다.

시각  $k+1$  에서 로봇의 위치 및 진행 방향을 추정하기 위해 그림 4의 위치 예측기에서는 (15)와 같이 표현되는 제약 만족 문제를 푼다.

$$\begin{aligned} H_{k+1} : (G(x) = 0 \mid x \in [x]) \\ x = (x_{k+1}, \dots, x_0, y_{k+1}, \dots, y_0, \theta_{k+1}, \dots, \theta_0, \\ \Delta S_k, \dots, \Delta S_0, \Delta\theta_k, \dots, \Delta\theta_0) \end{aligned} \quad (15)$$

여기에서  $G(x)$  는 제약 식 (14)를 의미하며,  $x_{k+1}$  와  $y_{k+1}$  는 GPS 측정 데이터에 의한 로봇의 위치를 의미한다.

(14)에서  $[x_{k+1}], [y_{k+1}]$  는 시각  $k$  에서 측정된 GPS 데이터  $[x_{k+1, gps}], [y_{k+1, gps}]$  로 초기화 된다. 따라서 측정된 GPS의 위도, 경도 데이터는 전역 직교 좌표 계로 변환되는 과정을 거쳐야 하며, 이 때 GPS 측정 데이터의 오차 범위는 (16)과 같이 GPS 데이터의 추정된 표준 편차의 3배로 놓을 수 있다.

$$\begin{aligned} [x_{k+1, gps}] &= [x_{meas, k+1} - 3\sigma_x, x_{meas, k+1} + 3\sigma_x] \\ [y_{k+1, gps}] &= [y_{meas, k+1} - 3\sigma_y, y_{meas, k+1} + 3\sigma_y] \end{aligned} \quad (16)$$

여기에서  $x_{meas, k+1}, y_{meas, k+1}$  는 시각  $k+1$  에서 GPS 측정 값에 의해서 추정된 로봇의 위치 값이며,  $\sigma_x, \sigma_y$  는 각각  $x, y$  축 방향에서 GPS 데이터의 표준 편차이다. (15)에서 로봇의 진행 방향  $[\theta]$  는 측정할 수 없으므로,  $[-\infty, \infty]$ 로 초기화 한다.

### 3. 제약 만족 문제를 위한 한정된 시간 창(limited time windows)

제약 만족 문제  $H_k$  를 풀기 위해서는 (15)와 같이 시각  $k$  에서 시각 0까지의 모든 입력 변수들을 고려해야 한다.

그러나 실시간 시스템의 위치 추정을 구현하기 위해서 모든 시각에서의 입력 변수들을 고려한다는 것은 불가능하므로, 본 연구에서는 위 그림 5와 같이 현재 시각에서 가까운 몇 개의 변수들만을 고려하여 위치 추정 알고리즘에 실시간성을 부여한다. 이 때, 한정된 시간 창에 의한 실시간 제약 만족 문제는 다음 (17)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} H_{k+1} : (G(x) = 0 \mid x \in [x]) \\ x = (x_{k+1}, \dots, x_{k-w+2}, y_{k+1}, \dots, y_{k-w+2}, \theta_{k+1}, \\ \dots, \theta_{k-w+2}, \Delta S_k, \dots, \Delta S_{k-w+1}, \Delta\theta_k, \dots, \Delta\theta_{k-w+1}) \end{aligned} \quad (17)$$

결과적으로, 시각  $k+1$  에서 로봇의 위치를 추정하기 위한 알고리즘은 다음과 같이 정리할 수 있으며, 시각이 경과함에 따라서 반복적으로 수행된다.

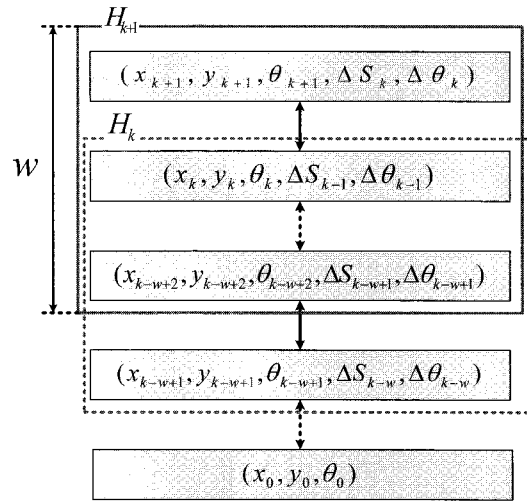


그림 5. 실시간 제약 만족 문제의 한정된 시간 창.

Fig. 5. Limited time windows for constraints satisfaction problem on real-time.

#### Single FBP Algorithm

% Initialization

Choose  $w$  (size of time window) and  $\varepsilon$  (tolerance of contraction)

$[x_k] = [-\infty, \infty], [y_k] = [-\infty, \infty], [\theta_k] = [-\infty, \infty], [\Delta S_k] = [-\infty, \infty],$

$[\Delta\theta_k] = [-\infty, \infty]$  % variable initialization

$[p_k] = [p_{k-1}]$  % constant variable

% Displacement Estimator

Input:  $[\Delta S_k], [\Delta\theta_k], [\Delta\theta_{k, gvro}], [p_k], \dots,$

$[\Delta S_{k-w+1}], [\Delta\theta_{k-w+1}], [\Delta\theta_{k-w+1, gvro}], [p_{k-w+1}]$

**While** (variables  $< \varepsilon$ )

**For**  $i = k - w + 1$  to  $k$

% Forward Propagation

Solve CSP:  $\{H_k : F(x) = 0\}$

% Backward Propagation

Solve Retro-CSP:  $\{H_k : F(x) = 0\}$

**End**

**End**

Output:  $[\Delta S_k], [\Delta\theta_k], [p_k], \dots, [\Delta S_{k-w+1}], [\Delta\theta_{k-w+1}], [p_{k-w+1}]$

% Position Predictor

Input:  $[\Delta S_k], [\Delta\theta_k], [x_{k+1, gps}], [y_{k+1, gps}], [p_k], \dots,$

$[\Delta S_{k-w+1}], [\Delta\theta_{k-w+1}], [x_{k-w+2, gps}], [y_{k-w+2, gps}], [p_{k-w+1}]$

**While** (variables  $< \varepsilon$ )

**For**  $i = k - w + 2$  to  $k + 1$

% Forward Propagation

Solve CSP:  $\{H_{k+1} : G(x) = 0\}$

% Backward Propagation

Solve Retro-CSP:  $\{H_{k+1} : G(x) = 0\}$

**End**

**End**

Output:  $[x_{k+1}], [y_{k+1}], [\theta_{k+1}], \dots, [x_{k-w+2}], [y_{k-w+2}], [\theta_{k-w+2}]$

IV. 다중 GPS 데이터 융합을 위한 수축기

이 장에서는 III장에서 다루어진 주행 계, 자이로 센서, GPS 를 이용한 로봇 한 대의 위치 추정 방법에 대하여 로봇이 여러 대 존재할 경우 데이터의 증가된 여유 도를 어떻게 활용할 것인가 하는 문제를 다룬다. 일정한 작업 공간 내에 함께 위치할 로봇들의 GPS 위치 데이터 오차는 서로 상관성을 갖는다[18]. 따라서 같은 시각에 측정된 각 GPS 위치 데이터 간의 차를 계산하게 되면, 공통적으로 가지고 있는 오차 (common mode noise) 를 제거하는 효과를 가질 수 있으므로, 로봇 간의 거리라는 새로운 정보를 획득할 수 있다. 그러나 거리 정보는 1차원 정보이므로, 이를 구간 벡터로 변환을 한다고 하더라도, 기존 제약 전과 기법에 의해서 추정된 로봇 위치 데이터와 융합하는 것이 어렵다.

따라서, 본 연구에서는 GPS 데이터에 의한 거리 정보를 위도, 경도에 따라서 각각 구함으로써, 기존에 추정된 로봇의 위치 데이터와 융합을 시킬 수 있는 2차원 정보로 변환을 했다. 그림 6은 기존 제약 전과 기법에 의해서 추정된 로봇의 위치 구간 벡터에 GPS로부터 획득한 거리 정보를 이용해서 기존의 추정된 로봇의 위치 구간 벡터를 줄이는 기하학적인 과정을 표현한 것이다. 그림 6에서 실제 로봇의 위치는 점으로 표현되어 있으며, 한 대의 로봇에 장착된 센서 정보들을 바탕으로 제약 만족 문제를 풀어서 추정한 구간 벡터는 직선으로, GPS 데이터에 의해서 계산된 거리 구간 벡터는 점선으로 표현되어 있다. 그림 6에서 이들 두 구간 벡터들의 교집합으로 생긴 빗금이 그어진 로봇의 추정 위치 구간 벡터의 영역은 기존 한 대의 제약 전과 기법에 의한 추정 위치 구간 벡터의 영역보다 그 크기가 작음을 확인할 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 (18)과 같이 간단히 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 &H_{k+1} : (I(x) = 0 \mid x \in [x]) \\
 &x = (d_{x,k+1}, d_{y,k+1}, x_{k+1}, y_{k+1})
 \end{aligned}
 \tag{18}$$

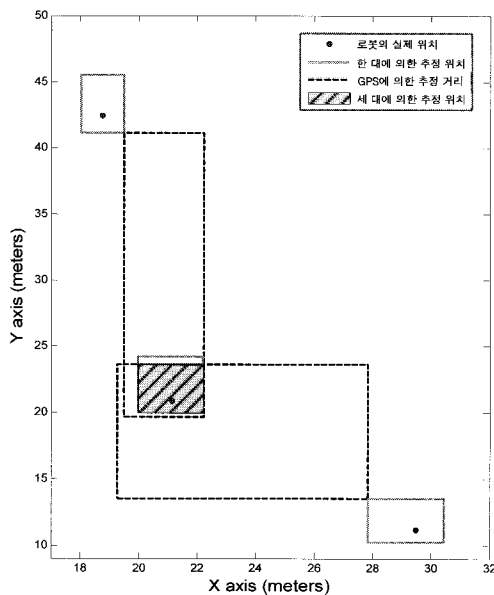


그림 6. 구간 교집합 함수를 이용한 다중 GPS 데이터의 융합.  
 Fig. 6. The fusion of multiple GPS data with interval function for intersection.

Multiple FBP Algorithm

% Initialization  
 Choose  $w$  (size of time window) and  $\varepsilon$  (tolerance of contraction)

% Fusion of Multiple Robots' Position Data

Input:  $[x_{k+1}^1], [y_{k+1}^1], [d_{x,k+1}^{1,m}], [d_{y,k+1}^{1,m}], \dots,$

$[x_{k+1}^n], [y_{k+1}^n], [d_{x,k+1}^{n,m}], [d_{y,k+1}^{n,m}]$

%  $n$  is the total number of robots.  $m$  is the order of robot, and  $0 \leq m \leq n$ .

While (variables  $< \varepsilon$ )

For  $m=1$  to  $n$

% Forward Propagation

Solve CSP:  $\{H_{k+1} : I(x) = 0\}$

% Backward Propagation

Solve Retro-CSP:  $\{H_{k+1} : I(x) = 0\}$

End

End

Output:  $[x_{k+1}^1], [y_{k+1}^1], \dots, [x_{k+1}^n], [y_{k+1}^n]$

여기에서  $I(x)$  는 각 로봇의 추정 위치 데이터와 GPS 데이터에 의한 거리 데이터 간의 제약식이며,  $d_{x,k+1}$  와  $d_{y,k+1}$  는 시각  $k+1$  에서 측정된 GPS 데이터를 바탕으로 계산된 로봇 간의 거리 구간 벡터이다.  $x_{k+1}$  와  $y_{k+1}$  는 시각  $k+1$  에서 로봇 한 대만의 센서 정보들을 바탕으로 제약 전과 기법을 사용하여 추정된 로봇의 위치 데이터이다.

다중 로봇의 상호 협동 위치 추정을 위한 알고리즘은 아래와 같이 동 시각에서 작업 공간 내에  $n$  대의 로봇이 존재한다고 가정하면  $n-1$  개의 거리 정보를 바탕으로 전후전과 과정을 수행한다. 시각이 경과함에 따라서 위의 다중 로봇 위치 추정 알고리즘은 단일 로봇의 위치 추정 알고리즘과 병진적으로 진행된다.

V. 시뮬레이션 결과

이번 장에서는 III장과 IV장에서 소개한 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정을 위한 제약 전과 기법을 사용하여 로봇의 위치를 추정하는 시뮬레이션 결과를 보인다. 본 시뮬레이션 환경 상에서 세 대의 로봇은 일정한 작업 공간 내에 위치하며, 각 로봇은 주행 계, 자이로 센서, GPS 수신기를 장착하고 있다. 또한, 각 로봇은 무선 통신 모듈을 사용하여 자신의 센서 데이터를 다른 로봇과 공유할 수 있다.

1. 일정 공간 내에서 GPS 데이터 오차 간의 상관 관계

본 논문에서 제안하고 있는 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정은 일정한 공간 내에 위치한 GPS 데이터 오차들간의 상관 관계를 기본으로 진행된다. 이러한 GPS의 측위 오차는 크게 구조적인 오차와 위성의 배치 상태에 따른 오차로 나눌 수 있으며, 특히 구조적인 요인은 위성 시계의 오차, 위성 궤도의 오차, 대기권 전과 지연의 오차, 수신기 자체에서 발생하는 오차 등이다. 이 오차들은 두 대 이상의 GPS 수신기를 이용하면 동일한 오차 성분을 제거하는 것이 가능하다.

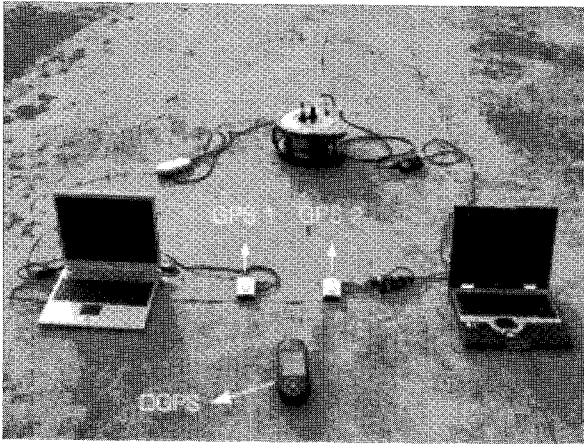


그림 7. 일정 공간 내에서 두 GPS 데이터 간의 상관 관계를 측정하기 위한 실험 장치.

Fig. 7. Experiment measuring correlation between GPS data in common workspace.

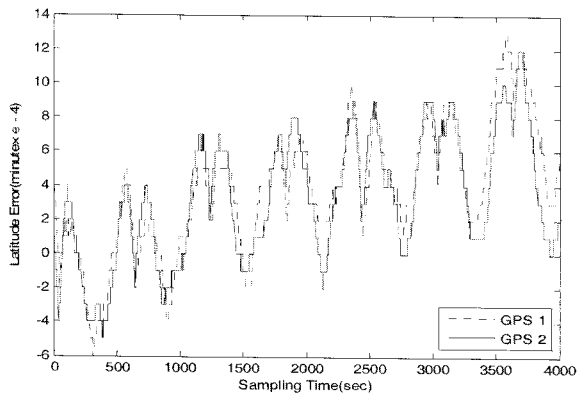


그림 8. 일정 공간 내에서 두 GPS 수신기의 위도 오차.

Fig. 8. Latitude errors of two GPS receivers in common workspace.

실제로, 그림 7에서 보는 것과 같이 두 개의 저렴한 차량용 GPS와 DGPS, 노트북을 사용하여 그림 8과 같은 GPS 데이터를 얻었다. 그림 8에서 우리는 일정 공간 내에서 두 GPS 데이터의 오차가 서로 매우 밀접한 상관 관계를 가짐을 알 수 있다.

2. 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정

CASE 1: 한 대의 로봇은 직선 주행하고 나머지 로봇은 회전 주행을 할 경우.

CASE 1은 각각 다른 방향성 운동을 하는 경우이다. 즉, 그림 9와 같이 로봇 1은 직선 운동을 하고, 로봇 2는 좌측으로 회전, 로봇 3은 우측으로 회전한다. 로봇에 장착된 자이로 센서 데이터의 최대 오차는 초당  $\pm 0.003^\circ$ 이며, GPS 데이터의 최대 오차는  $\pm 3.35m$ , 각 GPS 수신기 간의 구조적인 공통 오차는 최대  $\pm 0.54m$ 이다. 표 1에서와 같이 각 로봇은 속도가 비슷하므로, 주행 계로부터 측정된 거리 변위의 오차는 0.1 m/s로 유사하다. 그림 10에서와 같이 주행 계에 의한 로봇의 추정 위치 영역의 넓이 차이는 단일 로봇의 제약 전파 기법에 의한 추정 위치 영역의 넓이에 영향을 주지만, 다중 로봇의 제약 전파 기법에 의해 추정 위치 영역의 크기가 서로 유사해짐을 확인할 수 있다. 즉, 단일 로봇의 제약 전파 기법에

표 1. 다중 이동 로봇 구동 파라미터(CASE I).

Table 1. Operating parameter for multiple mobile robots (CASE I).

	Robot 1	Robot 2	Robot 3
$\Delta S_r / \Delta S_l$	1m/s/1m/s	0.98m/s/1m/s	1m/s/0.99m/s
$\Delta S_{max}$	0.1 m/s		
$\Delta \theta_{max}$	$0.003^\circ$		
$\sigma_{gps}$	1.15 m		
$\sigma_{co, gps}$	0.18 m		
$T_{op.}$	50 seconds		

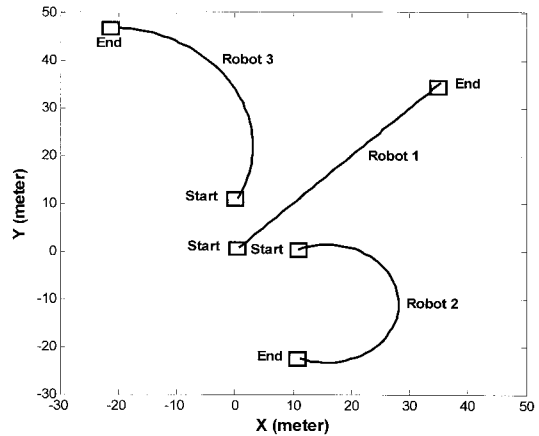


그림 9. 로봇들의 실제 이동 경로(CASE I).

Fig. 9. The real path of robots (CASE I)

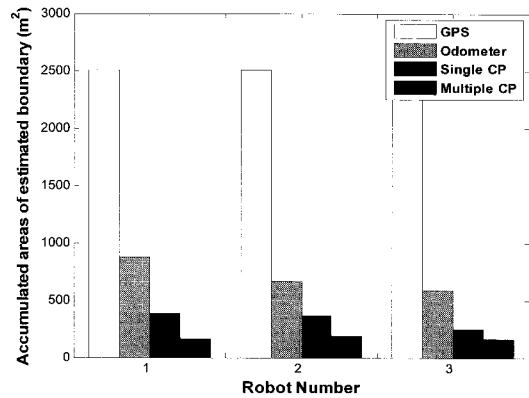


그림 10. 로봇들의 추정 위치 영역의 누적된 넓이(CASE I).

Fig. 10. The accumulated areas of estimated position boundary for robots (CASE I).

의한 추정 위치 영역의 누적 넓이가 가장 작은 로봇 3은 나머지 두 로봇의 다중 로봇의 제약 전파 기법에 의한 추정 위치 영역의 넓이를 줄이는데 기여했음을 알 수 있다.

결과적으로, 그림 10에서 확인할 수 있는 것과 같이 기존의 단일 로봇의 제약 전파 기법(single CP)에 비해서 본 논문에서 제안하고 있는 다중 로봇의 제약 전파 기법(multiple CP)에 의한 위치 추정 영역의 넓이가 약 20% ~ 50% 가량 줄어들었다.

그림 11와 12는 각각 단일 로봇의 제약 전파 기법과 본 논문에서 제안하고 있는 다중 로봇의 제약 전파 기법의 위치의

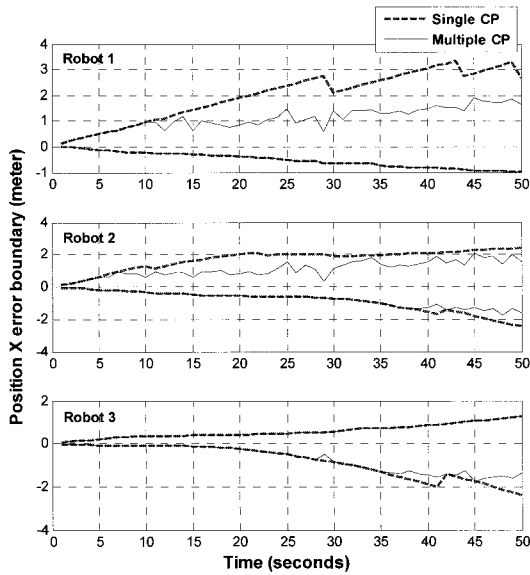


그림 11. 추정 위치의 X 성분의 단일 전파 기법과 다중 전파 기법의 오차 경계의 비교(CASE I).

Fig. 11. The comparison between single CP and multiple CP for Position X (CASE I).

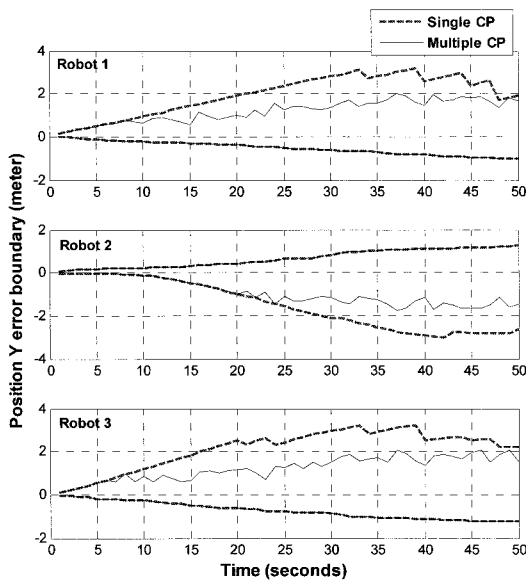


그림 12. 추정 위치의 Y 성분의 단일 전파 기법과 다중 전파 기법의 오차 경계의 비교(CASE I).

Fig. 12. The comparison between single CP and multiple CP for Position Y (CASE I).

성분 별 오차 경계 값을 표현한 것이다. 본 논문에서 제안하고 있는 다중 로봇의 제약 전파 기법은 그림 11과 12와 같이 로봇의 상대적인 위치에 따라서 방향성을 가진다. 즉, 그림 11에서 로봇 2와 같이 기존의 단일 로봇의 제약 전파기법에 의한 위치 오차 경계가 다중 로봇의 제약 전파 기법에 의해서 양과 음의 방향으로 모두 줄어들 수도 있지만, 로봇 1과 같이 한 방향으로만 줄어들 수도 있다. 이는 로봇들의 상대적인 위치에 따른 것으로, 로봇이 동작하는 동안 로봇 1의 X 축 위치가 로봇 2, 3의 X 축 위치에 비해 양의 방향에 위치했

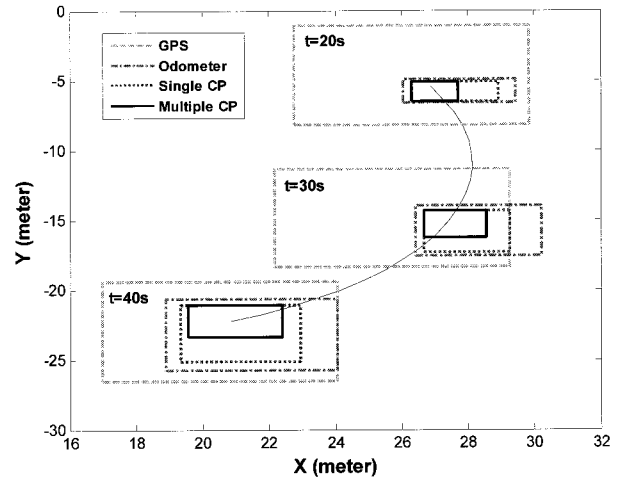


그림 13. 추정 위치 영역의 전파 과정 (20s, 30s, 40s) (CASE I).  
Fig. 13. The propagation of the estimated position boundary (20s, 30s, 40s) (CASE I).

표 2. 다중 이동 로봇 구동 파라미터(CASE II).

Table 2. Operating parameter for multiple mobile robots (CASE II).

	Robot 1	Robot 2	Robot 3
$\Delta S_r / \Delta S_l$	0.5m/s/0.5m/s	2 m/s/2m/s	1m/s/1m/s
$\Delta S_{max}$	0.05 m/s	0.2 m/s	0.1 m/s
$\Delta \theta_{max}$	0.003 m/s		
$\sigma_{gps}$	1.15 m		
$\sigma_{co,gps}$	0.18 m		
$T_{op.}$	200 seconds		

기 때문이다. 이 경우, 로봇 1의 X축 위치보다 양의 방향에 위치한 로봇이 없으므로, 다중 로봇의 제약 전파 기법을 사용하더라도 1의 X축 위치 오차 경계는 단일 로봇의 제약 전파 기법을 사용해서 구한 것과 동일하다. 따라서, 그림 11 로봇 1의 음의 방향 경계, 로봇 3의 양의 방향 경계, 그림 12 로봇 1의 음의 방향 경계, 로봇 2의 양의 방향 경계, 로봇 3의 음의 방향 경계는 단일 로봇의 제약 전파 기법과 다중 로봇의 제약 전파 기법에 의한 것이 동일하다.

그림 13은 20초, 30초, 40초에서 GPS와 주행 계, 단일 로봇의 전파 기법, 다중 로봇의 전파 기법에 의한 추정 위치의 영역을 나타낸 그림이다. 여기에서 실선은 로봇의 실제 주행 경로를 나타낸 것이다. 그림 13에서 볼 수 있듯, 단일 로봇의 전파 기법에 의해 추정된 위치의 영역은 GPS와 주행 계의 영역을 교집합을 한 것보다 더 작으며, 다중 로봇의 전파 기법을 활용한 경우는 그 영역이 더 작아짐을 확인할 수 있다. 결과적으로, 본 논문에서 제안하고 있는 다중 로봇의 전파 기법을 활용할 경우 보다 작은 영역으로 로봇의 실제 위치를 추정할 수 있다

CASE II: 세 대가 모두 다른 속도로 직선 주행할 경우

CASE II는 표 2와 같이 앞선 CASE I과 비교하여 주행 시간은 4배가 증가했고, 로봇들의 속도는 모두 다르나, 사용된 다중 센서의 사양은 CASE I과 동일하다. 표 2와 같은 로봇 구동 파라미터에 의해서 로봇이 구동되면 그림 14와 같은 경



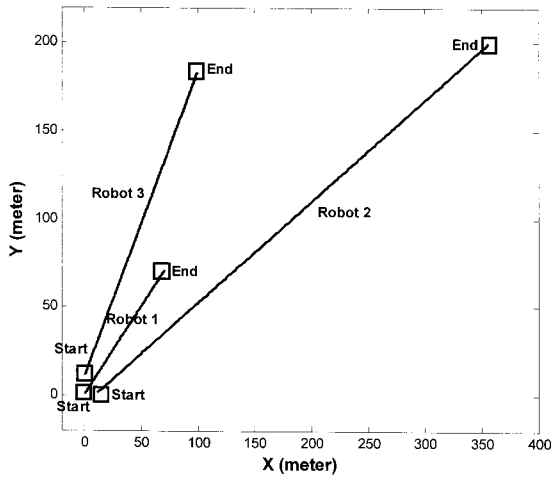


그림 14. 로봇들의 실제 이동 경로(CASE II).  
Fig. 14. The real path of robots (CASE II).

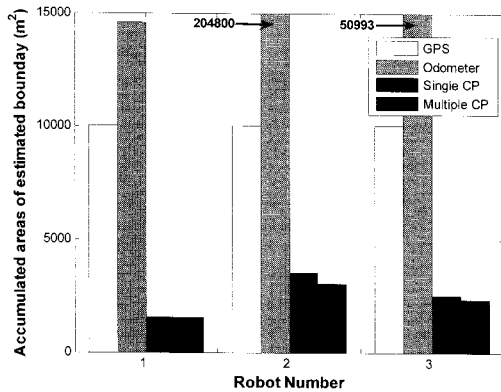


그림 15. 로봇들의 추정 위치 영역의 누적된 넓이(CASE II).  
Fig. 15. The accumulated area of estimated position boundary for robots (CASE II).

로로 움직이게 된다. 로봇들의 주행 시간이 증가했으므로, CASE I에 비해서 주행 계에 의한 추정 위치 영역의 넓이가 그림 15에서 볼 수 있는 것과 같이 GPS에 의한 위치 추정 영역의 넓이보다 더 커졌다. 로봇들의 속도가 다르므로, 누적 되는 주행 계의 오차는 서로 다르며, 이는 그림 15에서 확인할 수 있는 것과 같이 단일 로봇의 전파 기법에 의한 추정 위치 영역의 넓이에 영향을 준다. 즉, 로봇 1의 경우 주행 속도가 나머지 로봇에 비해서 느리므로 주행 계의 오차가 작아 단일 로봇의 전파 기법에 의한 추정 위치 영역의 넓이가 다른 로봇들에 비해서 작다. 따라서 로봇 1은 다중 로봇의 전파 기법을 사용할 경우 다른 로봇에 의해서 자신의 추정 위치 영역의 넓이를 줄일 수는 없지만, 다른 로봇의 추정 위치 영역 넓이를 줄이고 있음을 알 수 있다. 주행 속도가 가장 빠른 로봇 2는 주행 계에 의한 위치 오차 누적이 크고 이는 단일 로봇의 전파 기법에 의한 추정 위치 영역의 넓이에 영향을 준다. 즉, 그림 16, 17에서 확인할 수 있는 것과 같이 로봇 2는 다중 로봇의 전파 기법을 사용한 경우 단일 로봇의 전파 기법을 사용한 경우보다 추정 위치 오차 경계를 줄일 수 있다. 반면, 그림 16, 17에서 로봇 1의 추정 위치 오차 경계의 경우 다중 로봇의 전파 기법을 사용하더라도, 추정 위

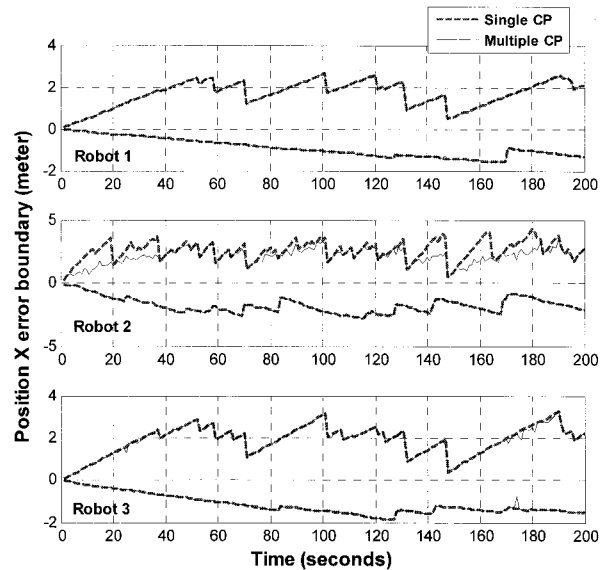


그림 16. 추정 위치의 x 성분의 단일 전파 기법과 다중 전파 기법의 오차 경계의 비교(CASE II).  
Fig. 16. The comparison between single CP and multiple CP for Position x (CASE II).

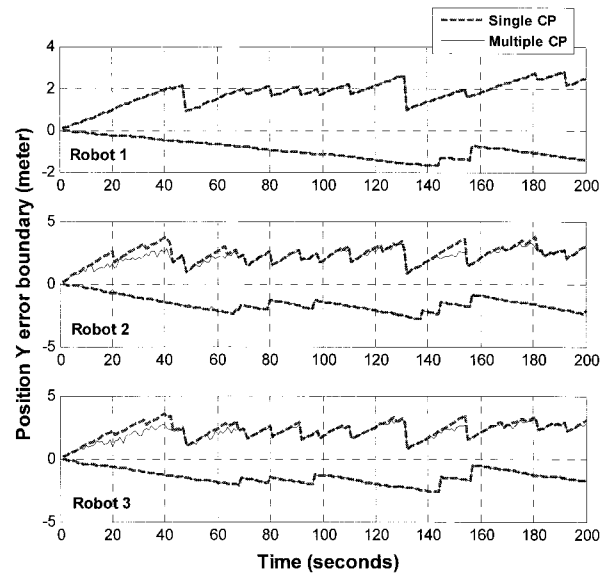


그림 17. 추정 위치의 y 성분의 단일 전파 기법과 다중 전파 기법의 오차 경계의 비교(CASE II).  
Fig. 17. The comparison between single CP and multiple CP for Position y (CASE II).

치의 오차 경계가 단일 로봇의 전파 기법을 사용한 경우와 동일함을 확인할 수 있으며, 로봇 2의 위치 오차 경계는 다중 로봇의 전파 기법으로 미세한 향상이 있음을 알 수 있다.

### VI. 결론

칼만 필터를 이동 로봇의 위치 추정에 활용하기 위해서는 로봇의 시스템 방정식이 비선형이므로, 선형화 하는 과정을 거쳐 확장 칼만 필터를 형태로 사용하거나, unscented transform을 활용한 UKF(Unscented Kalman Filter) 등을 사용해야만 한다. 그러나, 이들은 모두 가우시안 확률 밀도 함수

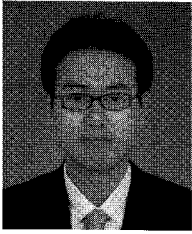
(Gaussian probability density function)로 모델링 할 수 없는 시스템에는 사용할 수 없다는 한계점을 지니고 있다. 또한 확률에 근거하는 접근 방법은 구해진 해가 참값을 포함하고 있다는 것을 보장할 수 없다. 반면, 구간 분석을 바탕으로 하는 제약 전파 기법을 사용하면 가우시안 확률 밀도 함수를 따르지 않는 시스템에도 적용이 가능하며, 언제나 구해진 해는 참값을 포함한다는 장점을 가지고 있다.

본 논문에서는 제약 전파 기법을 사용하여 위치 추정을 위한 기본적인 센서인 주행 계, 자이로 센서, GPS 수신기를 장착한 로봇의 위치를 추정했다. 또한, 다중 로봇의 다중 센서를 바탕으로 제약 전파 기법을 통해 다중 이동 로봇의 상호 협동 위치 추정 방법을 제안했다. 시뮬레이션 결과, 다중 로봇의 제약 전파 기법에 의한 로봇의 위치 구간 벡터는 단일 로봇의 위치 구간 벡터에 비해 그 영역이 축소되었음을 확인할 수 있었다. 특히, 다중 로봇의 제약 전파 기법은 GPS 데이터에 의한 로봇의 상대적인 거리를 활용하기 때문에 로봇의 상대적인 위치에 따라서 로봇의 위치 구간 벡터의 범위가 양의 방향 혹은 음의 방향에서 줄어드는 것을 알 수 있었다. 또한, 다중 로봇의 제약 전파 기법은 로봇의 주행 속도에 따라 다른 로봇에 비해 상대적으로 속도가 빠른 로봇의 추정 위치 영역을 보다 줄인다. 이것은 단일 로봇의 제약 전파 기법에 의해 상대적으로 속도가 느린 로봇이 빠른 로봇에 비해 보다 작은 추정 위치 영역을 가지기 때문이다. 따라서 이종(heterologous) 다중 센서가 장착된 다중 로봇 시스템에서 제안된 다중 로봇의 제약 전파 기법을 활용할 경우 전체적인 로봇들의 위치 추정 성능 향상을 가져올 것으로 예상된다. 또한, 시뮬레이션에서 시간 창 길이는 3이었고, 다중 로봇에 장착된 다중 센서 데이터를 활용하여 전후-전파 과정을 진행할 경우, 추정 위치 구간 벡터가 수렴하기 위해서는 대략 2-3회 정도의 전후-전파 과정을 필요로 했다. 이를 통해 실제 로봇에 구현할 경우에도 실시간성을 보장할 수 있을 것으로 판단된다.

추후 연구로는 칼만 필터와 같이 확률에 의한 추정 방법과 구간 벡터를 활용한 제약 전파 기법을 병행하는 방법에 대한 연구 등이 있다.

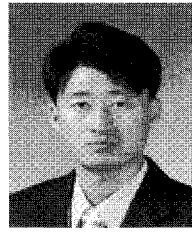
### 참고문헌

- [1] I. J. Cox, "Blanche-an experiment in guidance and navigation of an autonomous robot vehicle," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, vol. 7, pp. 193-204, Apr. 1991.
- [2] H. R. Everett, *Sensors for Mobile Robots*, Natick, MA: A.K. Peters, 1995.
- [3] A. Howard, M. J. Mataric, and G. S. Sukhatme, "Putting the 'I' in 'team': an ego-centric approach to cooperative localization," in *Proc 2003 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 868-874, Sep. 14-19, 2003.
- [4] J. R. Splezer and C. J. Taylor, "A bounded uncertainty approach to multi-robot localization," in *Proc. 2003 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1258-1265, Oct. 2003.
- [5] T. Yoshida, A. Ohya, and S. Yuta, "Cooperative self-positioning system for multiple mobile robots," in *Proc. 2003 IEEE/ASME Int. Conf. Advanced Intelligent Mechatronics*, 223-227, 2003.
- [6] A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "Performance analysis of multirobot cooperative localization," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, vol. 22, pp. 666-681, Aug. 2006.
- [7] J. Borenstein and L. Feng, "Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, vol. 12, pp. 869-880, Dec. 1996.
- [8] S. I. Roumeliotis and G. A. Bekey, "Bayesian estimation and Kalman filtering: A unified framework for mobile robot localization," in *Proc. 2000 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, San Francisco, CA, pp. 2985-2992, Apr. 24-28, 2000.
- [9] D. Bouvet and G. Garcia, "Guaranteed 3-D mobile robot localization using an odometer, an automatic theodolite and indistinguishable landmarks," in *Proc. 2001 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 3612-3617, 2001.
- [10] P. Bouron, D. Meizel, Ph. Bonnifait, "Set-Membership Non-Linear Observers with Application to Vehicle Localization," *6th European Control Conference*, Porto, pp. 1255-1260, Sep. 2001.
- [11] L. Jaulin, "Nonlinear bounded-error state estimation of continuous-time systems," *Automatica*, vol. 38, pp. 1079-1082, 2002.
- [12] M. Kieffer, L. Jaulin and E. Walter, "Guaranteed recursive nonlinear state estimation using interval analysis," *International Journal of adaptive control and signal processing*, vol. 16, pp. 168-218, 2002.
- [13] A. Guing and Ph. Bonnifait, "Guaranteed dynamic localization using constraints propagation techniques on real intervals," in *Proc. 2004 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1499-1504, Apr. 2004.
- [14] A. Guing and Ph. Bonnifait, "Constraints propagation techniques on intervals for a guaranteed localization using redundant data," *Automatica*, vol. 42, pp. 1167-1175, Feb. 2006.
- [15] C. Ferrari, E. Pagello, J. Ota, and T. Arai, "Multirobot motion coordination in space and time," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 25, no. 3/4, pp. 219-229, Nov. 1998.
- [16] Y. Arai, T. Fujii, H. Asama, H. Kaetsu, and I. Endo, "Realization of autonomous navigation in multirobot environment," in *Proc. 1998 IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots Systems*, pp. 1999-2004, Oct. 13-17, 1998.
- [17] J. Lee, K. Jo, and C. Jang, "Cooperative localization for multi-robot incorporative proprioceptive/exteroceptive position sensors," in *Proc. 6th Int. Conf. Field and Service Robotics*, Jul. 9-12, 2007.
- [18] K. Jo, J. Lee, and J. Kim, "Cooperative multi-robot localization using differential position data," in *Proc. 2007 IEEE/ASME Int. Conf. Advanced Intelligent Mechatronics*, Sep. 2007.
- [19] R. E. Moore, *Interval Analysis*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1966.
- [20] R. Dechter, *Constraints processing*, Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, 2003.
- [21] L. Jaulin, M. Kieffer, O. Didrit, and E. Walter, *Applied Interval Analysis*, Berlin: Springer, 2001.
- [22] F. Benhamou, F. Goualard, L. Granvilliers, and J. F. Puget, "Revising hull and box consistency," in *Proc. Int. Conf. Logic Programming*, pp. 230-244, 1999.
- [23] D. Waltz, "Generating semantic descriptions from drawings of scenes with shadows," *The psychology of computer vision*, New York, NY pp. 19-91, 1975.



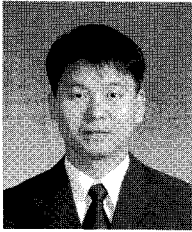
**조경환**

2006년 충남대학교 메카트로닉스공학과 졸업. 2006년~현재 동 대학원 메카트로닉스공학과 석사과정. 관심분야는 지능형로봇 시스템 설계 및 제어, 다중 이동 로봇의 위치 추정, SLAM.



**이지홍**

1983년 서울대 전자공학과 졸업. 1985년 한국과학기술원 진기 및 전자공학과 석사. 1991년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사. 1983년~1988년 현대중공업 로봇사업부 연구원. 1991년 한국과학기술원 연수연구원. 1994년~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 교수. 관심분야는 로봇틱스, 지능제어, 전자파 차폐, 컴퓨터 기반 신호처리 시스템.



**장철수**

1995년 인하대학교 전자계산공학과 졸업. 1997년 광주과학기술원 정보통신공학과 석사. 1997년~현재 한국전자통신연구원 선임연구원. 관심분야는 지능형로봇, 분산 시스템, 실시간 시스템.