

확장된 깊이-우선 탐색 알고리즘을 적용한 다중표적 위치 좌표 추정 기법

박 소령[°], 노 상 욱^{*}

Location Estimation for Multiple Targets Using Expanded DFS Algorithm

So Ryoung Park[°], Sanguk Noh^{*}

요 약

이 논문에서는 장애물이 존재하는 환경에서 적외선 센서를 가진 다수의 감시 로봇이 획득한 정보를 융합하여 분산되어있는 표적의 위치 좌표를 추정하는 기법을 제안한다. 방위각(azimuth)과 표적을 대응시키는 방법으로는 장애물이 존재하지 않는 경우에서 제안되었던 깊이-우선(depth-first) 트리 탐색(tree search) 기법을 바탕으로, 우회 경로 탐색, 중간 단계 탐색 종료, 하위 단계 부분 탐색, 결정기준 보완 등을 추가함으로써 트리 탐색을 확장한 새로운 기법을 제시하였다. 방위각과 표적이 대응된 후에는 하나의 표적을 가리키는 방위각들에 최소 제곱 오차 (least square error) 알고리즘을 적용하여 최적 교점을 구함으로써 표적의 위치 좌표를 추정한다. 제안한 위치 추정 기법의 좌표 추정 성능과 복잡도를 모의실험으로 제시하고 분석한다.

Key Words : location estimation, cooperative surveillance, distributed targets, tree search algorithm

ABSTRACT

This paper proposes the location estimation techniques of distributed targets with the multi-sensor data perceived through IR sensors of the military robots in consideration of obstacles. In order to match up targets with measured azimuths, to add to the depth-first search (DFS) algorithms in free-obstacle environment, we suggest the expanded DFS (EDS) algorithm including bypass path search, partial path search, middle level ending, and the supplementation of decision metric. After matching up targets with azimuths, we estimate the coordinate of each target by obtaining the intersection point of the azimuths with the least square error (LSE) algorithm. The experimental results show the error rate of estimated location, mean number of calculating nodes, and mean distance between real coordinates and estimated coordinates of the proposed algorithms.

I. 서 론

최근 국방 경계시스템에서는 지능화, 자동화, 네트워크 기반의 경계시스템의 통합 관리 등을 지속적으로

로 추진하고 있다. 이를 위하여 첨단 감지 센서나 영상처리 알고리즘을 개발하는 한편, 가장 기본적인 원거리 수동감지 센서인 적외선 감시 장비를 활용하여 지능적인 협업감시 시스템을 구현함으로써, 표적을 자

※ 본 연구는 2011년도 국방과학연구소의 ‘협업감시를 위한 분산표적 정보 융합 및 처리 기술 연구(UD110110ID)’ 위탁과제 및 2012년도 가톨릭대학교 교비연구비(M-2012-B0002-00144)의 지원으로 이루어졌음.

◆° First Author and Corresponding Author : 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 통신신호처리 연구실, srpark@catholic.ac.kr, 종신회원

* 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 지능형시스템 연구실

논문번호 : KICS2013-09-400, 접수일자 : 2013년 9월 13일, 심사일자 : 2013년 10월 24일, 최종논문접수일자 : 2013년 12월 10일

울적으로 판별하고 전장에서 분산되어 있는 표적의 위치 좌표를 알아내는 방향으로도 연구가 진행되고 있다¹⁻³⁾. 특히, 표적의 위치 좌표 추정은 위협의 우선 순위를 결정하거나 추적을 위한 표적 할당, 대응방법 선택 등에 있어서 중요한 정보를 제공하므로, 협업감시 시스템에서는 효율적인 방법으로 오차가 적은 좌표 추정 기법을 연구하는 것이 필요하다.

적외선 감시 장비에서 획득할 수 있는 정보 중에서 표적의 좌표 추정에 활용할 수 있는 것은 표적의 방위각(azimuth)과 화면에서의 표적 크기 정도이다. 방위각을 활용하여 신호원의 위치를 추정하는 이제까지의 연구에서는 항공기에 설치된 배열센서들을 이용하여 고정된 신호원 하나의 위치를 추정하거나, 각 센서에서 측정된 방위각이 동일한 하나의 표적이라는 확신이 있을 경우에 최소제곱오차(least square error: LSE)를 보장하는 위치 추정 방식, 장애물이 존재하지 않는 환경에서 측정 방위각과 표적을 알맞게 대응시키는 방법으로 트리 탐색(tree search) 알고리즘을 적용하는 기법 등이 제안되었다⁴⁻⁶⁾. 그러나 장애물이 존재하는 경우에는 모든 감시 로봇이 동일한 수의 표적을 탐지하는 것을 보장할 수 없고, 어느 방위각들의 교점에 표적이 위치하는지 알 수 없으므로, 기존의 알고리즘을 그대로 적용하는 것이 불가능하다.

이 논문에서는 장애물이 존재하는 환경에서 측정 방위각과 표적을 대응시키는 방법을 제안한다. 제안하는 기법은 트리 탐색 알고리즘 중 깊이-우선 탐색(depth-first search: DFS)^{7,8)}을 바탕으로 하고 있으나, 장애물로 인하여 발생하는 상황을 고려하여 중간 단계의 노드를 거치지 않고 하위 단계로 우회하는 경로나 일까지 도달하지 못하는 경로까지도 판단기준을 만족하면 후보로 선택될 수 있도록 트리 탐색을 확장한 기법과 추가된 결정 기준을 제시하였다. 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 다중 로봇 협업감시 시스템 모형과 감시 환경을 설명하고, III장과 IV장에서는 기존의 위치 좌표 추정 기법과 제안하는 다중표적 위치 좌표 추정 기법을 각각 설명한다. V장에서는 장애물이 존재하는 환경에서 제안한 좌표 추정 기법의 성능을 모의실험 결과로 제시하며, 마지막으로 VI장에서 결론을 맺는다.

II. 시스템 모형

이 논문에서 고려하는 협업감시 시스템에서는 무인형 감시 로봇의 표적 감시 장비로 고정형 적외선

센서를 사용한다. 적외선 센서를 활용하면 표적의 방위각, 온도, 대략적인 크기 및 형태 등에 대한 정보를 얻을 수 있으나, 이 논문에서는 방위각 정보와 대략적인 크기만을 활용한 다중표적의 위치 좌표 추정으로 연구 범위를 제한하기로 한다. 적외선 센서는 광시계 모드에서 10초의 주기로 360°를 회전하며 다중표적이 위치하는 방향을 탐지하여 각 표적의 방위각 정보를 획득할 수 있으며, 협시계 모드에서는 하나의 표적을 30Hz 속도로 추적하면서 표적의 방위각 정보를 획득할 수 있다. 이 논문에서는 다중표적의 탐지 및 위치 추정에 목적을 두고 있으므로, 적외선 센서가 광시계 모드로 동작하여 다중 표적을 탐지하는 경우를 고려하며, 획득한 방위각 정보는 평균이 0인 정규분포의 측정오차가 존재한다고 가정한다.

감시 로봇에 의해 탐지되는 표적의 유형은 장갑차/전차/트럭 등의 전투용 차량으로 가정하며, 이 논문에서는 표적의 종류에 관계없이 표적의 위치 좌표를 추정하는 것만을 다루기로 한다. 표적 방위각의 변동 및 오탐지로 인한 크기 변화가 상대적으로 적은 표적의 높이 정보를 픽셀 크기 측정요소로 사용하여 대략적인 거리를 추정한다⁶⁾.

원격통제기는 N 개의 감시 로봇 R_1, \dots, R_N 으로부터 수집된 표적의 정보를 융합하여 M 개의 분산된 표적 T_1, \dots, T_M 의 위치 좌표를 추정한다. 원격통제기는 고정형 감시 로봇들의 위치 좌표를 정확히 알고 있다고 가정하며, 감시 로봇들로부터 표적의 방위각 정보와 픽셀 수를 수신하여 방위각과 표적을 알맞게 대응시키고 표적의 위치 좌표를 계산한다.

그림 1은 장애물이 존재하는 환경에서 세 대의 감시 로봇이 세 개의 표적을 광시계 모드로 탐지하는 경우의 보기를 나타내고 있다. 감시 로봇은 삼각형으로, 표적은 십자형으로, 장애물은 빗금 사각형으로 표시하였고, 실선은 탐지한 표적의 측정 방위각 방향을, 점선은 탐지하지 못한 표적의 방향을 나타내고 있으며, i 번째 감시 로봇이 측정하는 j 번째 방위각을 θ_{ij} 로 나타내었다. 이 보기에서는 실제 표적은 세 개이나 장애물로 인하여 각 감시 로봇에서는 두 개의 표적만이 탐지되고 있다. 원격통제기는 각 로봇의 측정 방위각들과 픽셀 수를 활용하여 표적이 몇 개이며, 어느 방위각의 교점에 표적이 위치하는지를 판단하여야 한다.

III. 기존 좌표 추정 알고리즘

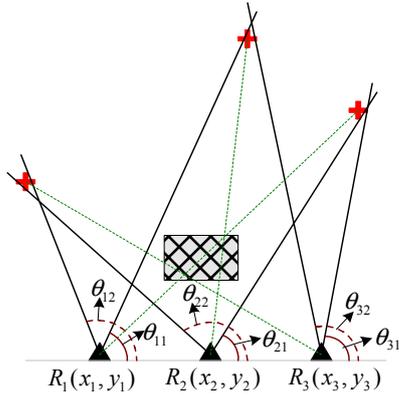


그림 1. 장애물이 존재하는 환경에서 (로봇×표적)=(3×3) 모델링
Fig. 1. (Robot×Target)=(3×3) modeling in consideration of obstacles

이 장에서는 장애물을 고려하지 않은 경우에서 제안된 기존 대응관계 결정 기법과 대응관계가 결정되었을 때 방위각의 교점을 찾는 기법을 설명한다.

3.1. 장애물이 없는 경우의 대응관계 결정 기법^[6]

협업감시 시스템의 모델을 트리 탐색 구조에 적용한 기존의 대응관계 결정 기법은 감시 로봇 R_i 를 i 번째 단계(level)로, i 번째 로봇이 측정된 j 번째 방위각 θ_{ij} 를 i 번째 단계의 j 번째 노드(node)로 두고, 같은 표적을 보고 있는 M 개 방위각의 집합이 하나의 후보가 된다. 후보 선택의 판단기준(metric)은 방위각들의 교점 P 와 R_i 간의 거리인 $dist(R_i, P)$ 와, j 번째 방위각의 표적과 R_i 간의 추정 거리인 \hat{r}_{ij} 의 차이(difference)이다. 뿌리부터 잎까지 연결되는 모든 경로에서 후보 판단기준을 적용하는 전체 탐색(full search) 기법은 표적의 수가 증가할수록 계산량이 지수적으로 증가하므로, 상위 단계에서 후보 판단기준을 적용하여 일정 범위 안에 들지 못할 경우 더 이상 하위 단계로 진행하지 않고 가지치기(pruning)를 수행한다. 가지치기 후 노드가 살아남았을 때 탐색의 우선순위를 하위 단계인 자녀 노드(child)에 두는 기법을 깊이-우선 탐색(depth-first search: DFS) 기법이라 한다^[7,8].

그림 2는 $(N \times M) = (4 \times 4)$ 인 협업감시 시스템의 DFS 트리 구조에서 첫 번째 감시 로봇의 첫 번째 방위각인 θ_{11} 과 연결되는 경로를 탐색하는 부분만을 나타내고 있다. 그림에서 굵은 선으로 나타낸 하나의 집합 $\{\theta_{11}, \theta_{22}, \theta_{31}, \theta_{41}\}$ 이 이루는 교점을 P 라고 하면, 후보 판단기준 D_i 는

$$D_i = dist(R_i, P) - \hat{r}_{ij} \quad (1)$$

이고, 여기서 $j_1 = 1, j_2 = 2, j_3 = 1, j_4 = 1$ 이며, D_1, \dots, D_4 가 모두 일정 범위 이내일 때 집합 $\{\theta_{11}, \theta_{22}, \theta_{31}, \theta_{41}\}$ 이 후보로 선택된다. 그림에서 노드에 적힌 번호는 탐색 및 가지치기 계산의 순서를 나타낸다. 노드 θ_{11} 과 노드 θ_{21} 의 교점의 후보 판단기준 D_1 과 D_2 가 모두 일정 범위 이내이면 θ_{21} 의 자녀 노드로 진행하고, 그렇지 않으면 가지치기가 수행되어 노드 θ_{21} 의 하위 단계로는 탐색이 진행되지 않는다(순서 ①). 최하위 단계인 잎까지 도달하여 판단기준을 만족하면 후보로 선택되고(순서 ②, ③, ④), 상위 단계의 자

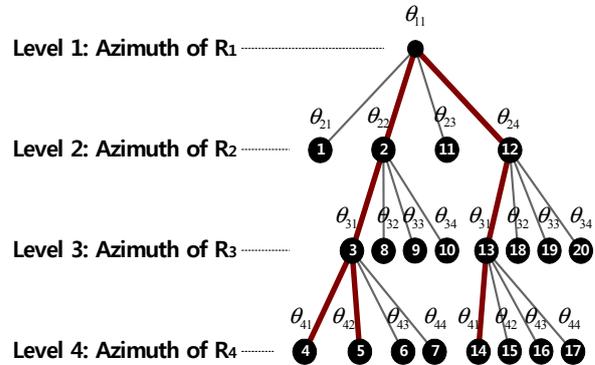


그림 2. (4×4) 시스템의 DFS 트리 구조
Fig. 2. DFS tree structure of (4×4) system

녀 노드들에 대하여 순서대로 다음 탐색이 진행된다(순서 ⑤, ⑥, ⑦). 하나의 단계에서 하위 단계의 모든 자녀에 대한 탐색이 완료되면 상위 단계로 거슬러 올라가 검색하지 않은 자녀에 대하여 탐색이 진행된다(순서 ⑧ 이후).

여러 개의 후보 중 하나를 결정하는 방법은 중복제거와 최소 결정기준(minimum decision metric) 원칙에 따른다. 중복제거란 1단계 노드인 θ_{1j} 에서 시작되는 후보가 하나일 때, 이 경로에 포함된 노드를 다른 후보에서 제외하는 방법이다. 보기를 들어, 그림2의 세 후보 경로 중에서 θ_{24} 가 θ_{14} 에서 시작하는 단 하나의 경로에 포함되어 있다면 $\{\theta_{11}, \theta_{24}, \theta_{31}, \theta_{41}\}$ 은 후보에서 제거한다. 중복제거 후에도 후보들이 여럿인 경우에는 후보의 전체 경로에 걸쳐 판단기준 D_i 의 크기(magnitude) 합(sum)이 최소인 후보를 최종적으로 선택한다. 그림 3에 DFS를 적용한 기존 대응관계 결정 기법의 슈도코드(pseudo code)를 작성하였다.

```

for i=1:M
  for j=1:M
    Find P( $\theta_{1i}, \theta_{2j}$ ) ; Find D1 and D2 ;
    if P_is_in_TAI && D1_is_in_DR && D2_is_in_DR
      for k=1:M
        Find P( $\theta_{1i}, \theta_{2j}, \theta_{3k}$ ) ; Find D1, D2, and D3 ;
        if P_is_in_TAI && D1_is_in_DR && D2_is_in_DR && D3_is_in_DR
          for m=1:M
            Find P( $\theta_{1i}, \theta_{2j}, \theta_{3k}, \theta_{4m}$ ) ; Find D1, D2, D3, and D4 ;
            if P_is_in_TAI && D1_is_in_DR && D2_is_in_DR && D3_is_in_DR && D4_is_in_DR
              Add P to the list of candidates;
            % TAI: Target Area of Interest
            % DR: Set-up Range of Distance Criterion
  
```

그림 3. DFS의 후보 결정에 대한 수도코드 (그림 2의 경우)
 Fig. 3. Pseudo codes for selecting candidates of DFS (for the case of Figure 2)

이와 같은 방법으로 방위각과 표적의 대응관계가 결정되면, 3절에서 설명하는 LSE 알고리즘을 사용하여 M 개 표적들의 위치 좌표를 얻는다.

3.2. LSE(least square error) 알고리즘^[4,5]

그림 4에서 예를 들어 나타낸 것과 같이, R_1 의 θ_{11} 와 R_2 의 θ_{22} , R_3 의 θ_{32} 가 동일한 표적을 가리키는 방위각들일 때, 감시 로봇이 측정된 방위각에는 측정 잡음(measurement noise)이 존재하므로 동일 표적을 가리키는 방위각들의 교점이 일치하지 않을 수 있다.

여러 방위각의 교점을 찾는 알고리즘으로는 최종 추정 좌표와 실제 표적 좌표 사이의 오차를 최소화하는 선형 기법인 LSE(least squared error) 알고리즘이 대표적이다. 하나의 표적 $T(x_T, y_T)$ 가 N 개의 감시 로봇 $R_1(x_1, y_1)$, $R_2(x_2, y_2)$, ..., $R_N(x_N, y_N)$ 으로부터 탐지될 때, 각 로봇에서 측정되는 방위각 ϕ_1 , ϕ_2 , ..., ϕ_N 을 이용하여 아래와 같은 방법으로 거리제곱의 합을 최소화하는 $\hat{T}(\hat{x}_T, \hat{y}_T)$ 를 구할 수 있다.

$$\hat{T} = \begin{bmatrix} \hat{x}_T \\ \hat{y}_T \end{bmatrix} = [H' H]^{-1} H' Q \quad (2)$$

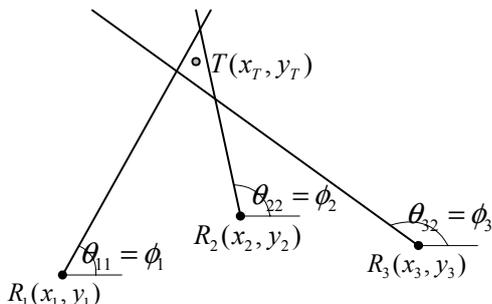


그림 4. LSE 기법의 예
 Fig. 4. An example of LSE

여기서, 행렬 H 와 벡터 Q 는 각각

$$H = \begin{bmatrix} \sin\phi_1 & -\cos\phi_1 \\ \sin\phi_2 & -\cos\phi_2 \\ \vdots & \vdots \\ \sin\phi_N & -\cos\phi_N \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$Q = \begin{bmatrix} x_1 \sin\phi_1 - y_1 \cos\phi_1 \\ x_2 \sin\phi_2 - y_2 \cos\phi_2 \\ \vdots \\ x_N \sin\phi_N - y_N \cos\phi_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

이다.

IV. 제안한 좌표 추정 알고리즘

기존의 대응관계 결정 기법은 M 개의 표적을 N 대의 감시 로봇에서 모두 탐지하는 경우를 가정하고 있으므로, 1단계 노드부터 시작하여 N 단계 노드까지 도달하는 경로가 아니면 후보로 선택되지 못한다. 본 논문에서 고려하는 일반적인 감시 환경에서는 장애물로 인하여 N 대의 감시 로봇이 탐지할 수 있는 표적의 개수가 서로 다를 수 있으므로, 각 감시 로봇을 단계로 설정하는 트리 탐색에서 N 단계까지 도달하지 못하는 경로가 최종 해일 수 있다. 이러한 상황을 고려하여 우회 경로 탐색, 중간 단계 탐색 종료, 하위 단계 부분 탐색을 추가한 확장된 깊이-우선 탐색(EDS: expanded DFS) 기법을 제안한다.

먼저, 탐지 표적의 개수가 많은 순서대로 N 대의 감시 로봇을 $R_{[1]}$, $R_{[2]}$, ..., $R_{[N]}$ 과 같이 재배열하고, 탐색 트리에서 i 번째 단계의 j 번째 노드는 $R_{[i]}$ 의 j 번째 측

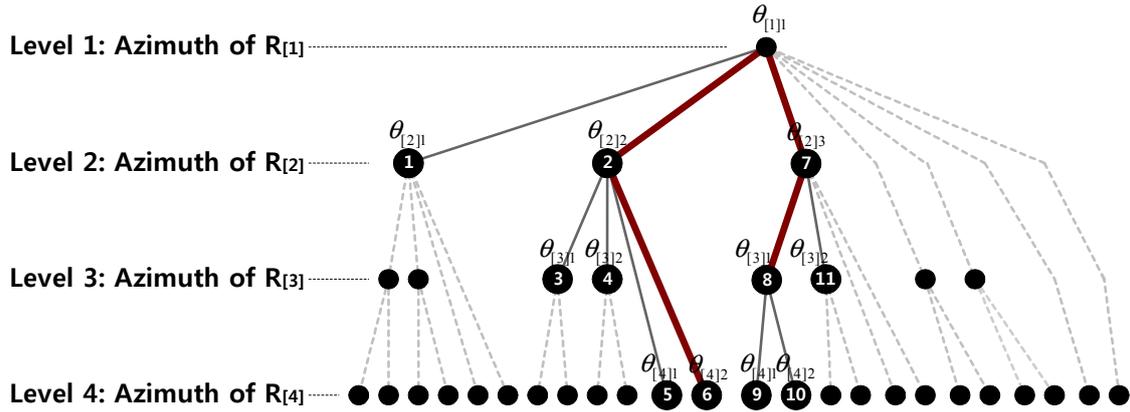


그림 5. 장애물이 존재하는 (4×4) 시스템에서 EDS 트리 구조
 Fig. 5. EDS tree structure of (4×4) system in consideration of obstacles

정 방위각 $\theta_{[i]j}$ 로 설정한다. 탐색 기법은 노드가 판단 기준을 만족할 때 자녀 방향으로 다음 탐색을 진행하는 깊이-우선 방식을 바탕으로 하고 있으나, 2단계의 자녀(children) 노드가 모두 후보로 적합하지 않을 때 다음 단계로의 탐색을 멈추고 가지치기를 하는 기존의 DFS 방식과 달리, 자녀 노드가 모두 후보로 적합하지 않을 때 손자녀(grand- children) 노드로 우회하여 탐색을 계속 진행한다. 모든 자손 노드로의 경로가 후보로 적합하지 않을 때, 현재 노드까지의 경로만을 후보로 등록하고 형제자매 노드로 탐색을 진행한다. 만약 뿌리에서 연결되는 경로가 존재하지 않을 경우에는 다음 단계의 각 노드를 뿌리로 하여 하위 단계에서 같은 방식의 탐색을 진행한다.

후보 선택의 판단기준은 기존 대응관계 결정기법의 판단기준인 거리기준(distance metric)에 새롭게 각도 기준(angle metric)을 추가한다. L 개의 단계인 i_1, \dots, i_L 에 속한 노드 j_1, \dots, j_L 로 구성된 하나의 경로에서, 즉, 방위각 집합 $\{\theta_{[i_1]j_1}, \theta_{[i_2]j_2}, \dots, \theta_{[i_L]j_L}\}$ 이 가리키는 한 점에 대하여, i_l 번째 단계에서의 거리기준과 각도기준은 각각 다음과 같다.

$$D_{[i_l]} = \text{dist}(R_{[i_l]}, P) / \hat{r}_{[i_l]j_l} \quad (5)$$

$$A_{[i_l]} = \text{angle}(R_{[i_l]}, P) - \theta_{[i_l]j_l} \quad (6)$$

여기서 P 는 경로에 포함된 방위각들로 얻은 교점이고, $\text{dist}(P, Q)$ 는 P 와 Q 간의 거리, $\text{angle}(P, Q)$ 는 P 와 Q 가 이루는 각도이며, $\hat{r}_{[i_l]j_l}$ 는 방위각 $\theta_{[i_l]j_l}$ 의 방향에 보이는 표적에 대해 $R_{[i_l]}$ 가 추정된 대략적인 거리이다. 또한, 전체 경로에서의 평균 거리기준과 평균

각도기준은 각각

$$D = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L D_{[i_l]} \quad (7)$$

$$A = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L A_{[i_l]} \quad (8)$$

이고, 최종 결정기준은

$$C_\alpha = \alpha D + (1 - \alpha) A, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (9)$$

으로서, D 와 A 에 가중치를 부여할 수 있다. 경로의 모든 $D_{[i_l]}$ 와 $A_{[i_l]}$ 가 일정 범위 이내에 있을 때 후보로 선택되고, C_α 가 최소인 후보가 최종 대응관계로 결정된다.

그림 5는 $(N \times M) = (4 \times 4)$ 인 협업감시 시스템에서 EDS 트리 구조의 일부를 보기를 들어 나타낸 것이다. 이 보기에서 $R_{[1]}$ 은 모든 표적을, $R_{[2]}$ 는 3개의 표적을, $R_{[3]}$ 과 $R_{[4]}$ 는 각각 2개의 표적을 탐지하고 있다고 가정하였다. 그림에서 굵은 실선은 후보로 선택된 경로를, 가는 실선은 탐색하였으나 후보로 선택되지 못한 경로를, 점선은 이 보기에서 탐색하지는 않았으나 고려할 수 있는 모든 경로를 표시한 것이고, 동그라미 안의 숫자는 탐색 순서를 나타낸 것이다. $\theta_{[1]1}$ 과 $\theta_{[2]1}$ 의 교점은 판단기준을 만족하지 못하여 하위 단계로 진행하지 않는다(순서 ①). $\theta_{[1]1}$ 과 $\theta_{[2]2}$ 의 교점은 판단기준을 만족하여 자녀 노드인 3단계 노드로 탐색을 진행하였으나(순서 ②~④), 판단기준을 만족하는 자녀 노드가 존재하지 않아서 손자녀 노드로 우회 탐색을 진행한다(순서 ⑤, ⑥). $\theta_{[1]1}$ 과 $\theta_{[2]3}$ 의 교점도 판단기준을 만족하여 자녀 노드로 탐색을 진행하고 후

```

for i=1:number_of_targets_observed_by_R[1]
  for j=1:number_of_targets_observed_by_R[2]
    Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[2]j}$ ) ; Find D ; Find A ;
    if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Add P to the list of candidates ;
    for k=1:number_of_targets_observed_by_R[3]
      Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[2]j}, \theta_{[3]k}$ ) ; Find D ; Find A ;
      if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Replace the last candidate with P ;
      for m=1:number_of_targets_observed_by_R[4]
        Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[2]j}, \theta_{[3]k}, \theta_{[4]m}$ ) ; Find D ; Find A ;
        if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Replace the last candidate with P ;
      else
        for m=1:number_of_targets_observed_by_R[4]
          Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[2]j}, \theta_{[4]m}$ ) ; Find D ; Find A ;
          if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Replace the last candidate with P ;
        else
          for k=1:number_of_targets_observed_by_R[3]
            Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[3]k}$ ) ; Find D ; Find A ;
            if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Replace the last candidate with P ;
            for m=1:number_of_targets_observed_by_R[4]
              Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[3]k}, \theta_{[4]m}$ ) ; Find D ; Find A ;
              if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Replace the last candidate with P ;
            else
              for m=1:number_of_targets_observed_by_R[4]
                Find P( $\theta_{[1]i}, \theta_{[4]m}$ ) ; Find D ; Find A ;
                if P_is_in_TAI && D_is_in_DR && A_is_in_AR, Replace the last candidate with P ;
              % TAI: Target Area of Interest
              % DR: Set-up Range of Distance Criterion
              % AR: Set-up Range of Angle Criterion

```

그림 6. EDS의 후보 결정에 대한 수도코드 (그림 5의 경우)
 Fig. 6. Pseudo codes for selecting candidates of EDS (for the case of Figure 5)

보를 얻었고(순서 ⑦~⑩), 자녀 노드에서 후보가 나왔으므로 손자녀 노드로는 탐색을 진행하지 않는다. 마찬가지로 2단계 노드를 포함한 후보가 존재하므로 3단계나 4단계로의 직접적인 탐색은 진행되지 않는다. 그림 6에 EDS 기법의 수도코드(pseudo code)를 작성하였다.

여러 개의 후보 중 하나를 결정하는 방법은 DFS 기법과 마찬가지로 중복제거와 최소 결정기준 원칙에 따르며^[6], 방위각과 표적의 대응관계가 결정되면 다음 절에서 설명하는 LSE 알고리즘을 사용하여 표적들의 위치 좌표를 얻는다.

V. 성능 분석

먼저, 제안한 표적 위치 좌표 추정 기법인 EDS의 계산량을 살펴보자. 표 1에서는 $(N \times M) = (4 \times 4)$ 인 환경에서 각 로봇의 측정 방위각 수에 따른 제안한 기법의 최대 탐색 노드 수를 몇 가지 경우에 대하여 제

시하였다. 기존의 탐색 기법에서 최대 탐색 노드 수는 전체 탐색(full search) 노드 수인 $M^N = 4^4 = 256$ 이고 이와 비교할 수 있는 것은 모든 로봇이 모든 표적을 탐지하는 경우인 표의 가장 윗 줄의 탐색 노드 수 496이다. 최대 탐색 노드 수가 약 2배 정도 늘어난 이유는, 장애물에 가려진 표적을 고려하여 자녀 노드에서 후보가 존재하지 않을 경우에 손자녀 노드로 진행하고, 손자녀 노드에서도 후보가 존재하지 않을 경우 증손자녀 노드로 진행하는 등의 우회 경로를 모두 포함하여 탐색하기 때문이다.

다음으로 제안한 기법의 결정기준 C_α 에서 거리기준 D 의 가중치 α 와 각도기준 A 의 가중치 $(1-\alpha)$ 의 변화에 따른 표적 위치 좌표 추정 성능을 모의실험 결과로 비교해보자.

모의실험 환경을 설명하기 위하여 제안한 기법으로 1회 모의실험을 수행한 결과를 그림 7에 가로와 세로 각각 8km 범위의 지도 형태로 나타내었다. 방위각 측정 잡음의 표준편차는 0.5° , 가중치는 $\alpha = 0.5$ 로 설정

표 1. (4×4) 시스템에서 측정 방위각 수에 따른 EDS 기법의 최대 탐색 노드 수
 Table 1. The maximum number of search nodes of EDS depending on the number of observed azimuths in (4×4) system

| The number of observed azimuths | | | | The maximum number of search nodes |
|---------------------------------|-----------|-----------|-----------|------------------------------------|
| $R_{[1]}$ | $R_{[2]}$ | $R_{[3]}$ | $R_{[4]}$ | |
| 4 | 4 | 4 | 4 | 496 |
| 4 | 4 | 3 | 3 | 316 |
| 4 | 3 | 3 | 3 | 252 |
| 4 | 3 | 2 | 2 | 140 |
| 4 | 2 | 2 | 1 | 68 |
| 3 | 3 | 3 | 3 | 189 |
| 3 | 3 | 2 | 2 | 105 |
| 3 | 3 | 2 | 1 | 69 |
| 2 | 2 | 2 | 2 | 52 |
| 2 | 2 | 1 | 1 | 22 |

한 결과이며, 감시 로봇은 삼각형으로, 표적은 사각형으로, 장애물은 굵은 실선으로 표시하고, 탐색이 완료된 후의 후보들은 빈 동그라미로, 최종 선택된 위치 좌표 해집합은 내부가 색칠된 동그라미로 표시하였다. 감시 로봇은 1km 간격으로 일직선 상에 $N=4$ 대를 고정 배치하고, 표적은 탐지 반경 6km 이내에서 $M=4$ 개를 매번 무작위로(randomly) 위치시켰다. 최종 선택된 위치 좌표는 방위각 측정 잡음의 영향으로 실제 표적 좌표와의 오차가 존재하게 된다. 그림 7에서 거리 판단기준은 $0.8 < D_{[i]} < 1.8$ 일 때, 각도 판단기준은 $|A_{[i]}| < 5^\circ$ 일 때 후보로 선택하였다. 여기서, $\hat{r}_{[i,j]}$ 는 $R_{[i]}$ 의 j 번째 측정 방위각 방향에서 탐지되는 표적과 $R_{[i]}$ 간의 추정거리이다. 감시 로봇으로부터

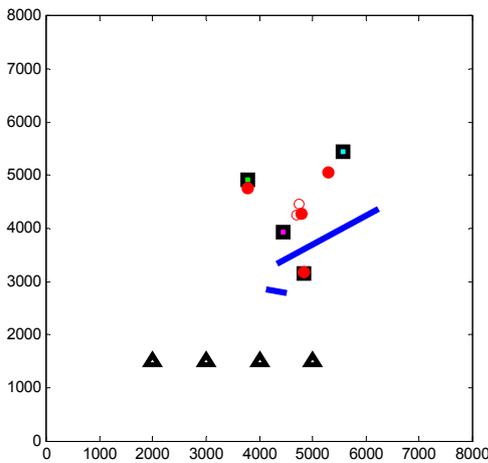


그림 7 ($N \times M = (4 \times 4)$) 모의실험 환경
 Fig. 7. ($N \times M = (4 \times 4)$) simulation environment

1km 거리에 위치한 높이 2.5m의 표적이 적외선 센서 화면에서 높이가 11.4픽셀로 측정된다고 두었으며, 적외선 센서 화면에서 픽셀 퍼짐의 크기 W 를 0부터 [측정 픽셀로 계산한 거리]/6까지 범위 내에서 균일하게 분포한다고 가정하고 거리를 추정하였다^[6]. 마지막으로 장애물로 인한 탐지 방위각의 개수는 가장 왼쪽의 로봇부터 각각 4, 3, 2, 1개로 고정하였다.

그림 8~11은 그림 7과 동일한 환경에서 α 와 방위각 측정 잡음의 표준편차를 변화시켜가며 총 20,000번 모의실험한 결과이다. 그림 8에서는 기존의 방식(DFS)과 본 논문에서 제안하는 방식(EDS)의 좌표 추정 성능을 비교하고 있다. 그림에서 표적의 위치를 찾지 못할 확률인 P_{miss} 는 총 8만 개의 표적(모의실험 회수가 2만 번이고 1회에 4개의 표적이 존재함) 중 판단기준을 만족하는 후보가 하나도 없는 표적의 개수를 누적하여 비율을 구한 것이다. 기존의 방식은 장애물이 존재하는 상황을 고려하지 않은 상태에서 우회경로나 중간 단계 탐색 종료, 하위 단계 부분 탐색과 같은 보정이 전혀 이루어지지 않기 때문에 거의 절반에 가까운 표적의 위치를 찾지 못하고 있다. 그 반면, 제안한 방식은 측정 잡음의 표준편차가 0.3°일 때까지는 모든 표적의 위치를 찾아내고 있으며, 모든 α 에서 P_{miss} 가 5×10^{-3} 이하의 값으로 존재함을 볼 수 있다.

그림 9에서는 EDS 기법의 평균 추정 오류율 성능을 나타내었다. 추정 오류는 실제 표적 좌표와 추정된 좌표의 거리 오차가 1km 이상이 될 경우의 회수를 누적하여 총 추정 표적 수로 나눈 값이다. 무작위로 발생시킨 표적이 장애물에 가려져서 감시 로봇 2대 이상에서 탐지되지 못할 경우에는 위치 좌표를 추정할 수 없고 이러한 경우는 추정 기법의 오류가 아니므로, 총 표적 수로 나누지 않고 총 추정 표적 수로 나누었다. 그림 10에서는 α 를 변화시켜가며 실제 표적 위치와 추정 위치 간의 평균 거리오차(단위: m)를 계산하여 비교하였고, 그림 11에서는 판단기준의 만족 여부를 계산한 평균 노드 개수를 구하여 비교하였다.

그림 9~11의 모의실험 결과를 살펴보면, 후보가 여럿일 때 $\alpha = 0$ 인 결정기준 C_0 를 사용하는 경우, 즉, 거리기준을 제외하고 각도기준으로만 최종 해를 결정하는 경우가 가장 평균 오류율이 높고 거리오차가 크며, $\alpha = 0.8$ 인 결정기준 $C_{0.8}$ 을 사용하는 경우가 가장 평균 오류율이 낮고 거리오차가 작다. 또한, 평균 탐색 노드 수는 모든 C_α 에서 24~30개로 거의 비슷한 결과를 나타내고 있으므로, $C_{0.8}$ 을 사용하는 제안 기

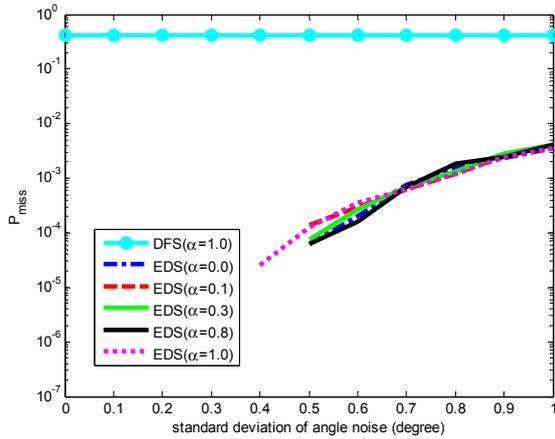


그림 8. 표적의 위치를 찾지 못할 확률
Fig. 8. Probability of missing target

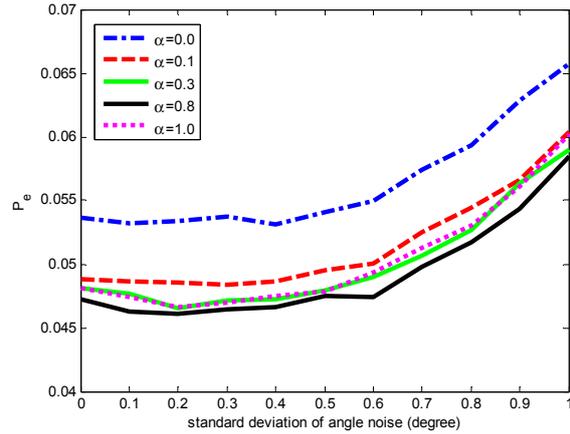


그림 9. EDS 기법의 평균 오류율
Fig. 9. Mean error rate of the estimated coordinates

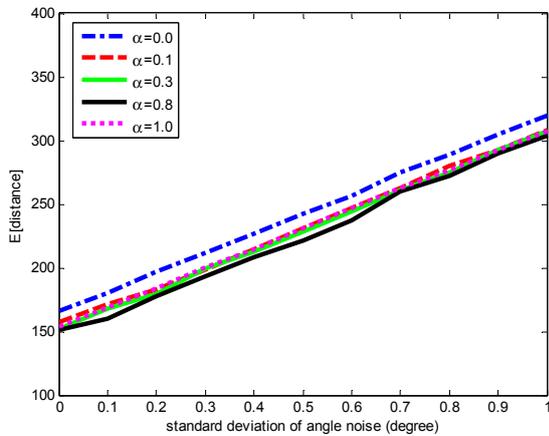


그림 10. EDS 기법의 평균 거리오차
Fig. 10. Mean distance between real coordinates and estimated coordinates of targets

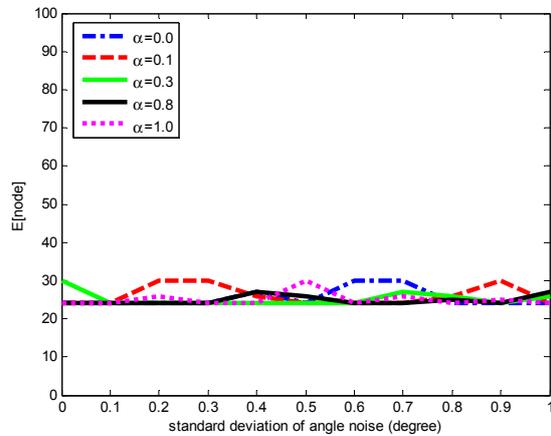


그림 11. EDS 기법의 평균 탐색 노드 수
Fig. 11. Mean of the number of calculating nodes

법이 가장 좋은 성능을 보인다고 할 수 있다.

VI. 결 론

이 논문에서는 적외선 센서를 지닌 다수의 무인 감시 로봇이 장애물이 존재하는 환경에서 분산되어 있는 다수의 표적을 탐지하였을 때, 표적의 위치 좌표를 추정하는 기법을 제안하고 추정 성능을 모의 실험으로 제시하였다.

표적의 위치 좌표 추정에서 필수 선결 과정인 여러 개의 측정 방위각과 여러 개의 표적을 알맞게 대응시키는 방법으로는 장애물이 없는 환경에서 제안된 깊이-우선 트리 탐색 기법을 바탕으로 우회 경로 탐색, 중간 단계 탐색 종료, 하위 단계 부분 탐색 등을 추가하고 후보 판단기준을 개선한 대응관계 결정 기법을 제안하였고, 방위각과 표적이 대응

된 후에는 방위각들의 최적 교점을 구하는 LSE 알고리즘으로 표적의 위치 좌표를 생성하였다.

제안한 기법의 계산량을 살펴보기 위하여 $(N \times M) = (4 \times 4)$ 인 환경에서 각 로봇의 측정 방위각 수에 따른 제안한 기법의 최대 탐색 노드 수를 몇 가지 경우에 대하여 제시하였다. 장애물이 없을 경우, 즉, 모든 감시 로봇이 모든 표적을 탐지하는 경우, 제안한 기법의 최대 탐색 노드 수는 우회 경로의 추가로 인하여 기존의 장애물이 없는 환경에서 제안된 트리 탐색 기법의 최대 탐색 노드 수보다 2배 정도 많아진다. 그러나 장애물이 존재하는 $(N \times M) = (4 \times 4)$ 인 환경에서 로봇의 탐지 방위각 개수를 각각 4, 3, 2, 1개로 고정하고 모의실험 하였을 때, 제안한 기법의 평균 탐색 노드 수는 24~30개로 이론적인 최대 탐색 노드 수인 92개의 1/3 수준을 보였다. 모의실험을 통하여 제안한 기법

의 평균 오류율과 평균 거리오차를 살펴본 결과, 두 기준 모두에서 결정기준 $C_{0.8}$ 을 사용할 때에 가장 좋은 성능을 보였고, 이는 각도 판단기준보다 거리 판단기준의 영향이 좀더 우세하다는 것을 나타낸다고 볼 수 있다.

References

[1] C. S. Ryu, "Improved target localization using line fitting in distributed sensor network of detection-only sensor," *J. Inst. Electron. Eng. Korea (IEEK)*, vol. 49, no. 9, pp. 362-369, Sep. 2012.

[2] H. J. Kwon, T. W. Bae, B. I. Kim, S. H. Lee, Y. C. Kim, S. H. Ahn, and K. I. Sohng, "Shape extraction of near target using opening operator with adaptive structure element in infrared images," *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 36, no. 9, pp. 546-554, Sep. 2011.

[3] M. Valera and S. A. Velastin, "Intelligent distributed surveillance systems: a review," *IEE Proc. Vision, Image, Signal Process.*, vol. 152, no. 2, pp. 192-204, Apr. 2005.

[4] J. H. Lee, M. C. Kim, S. W. Cho, Y. Jin, and D. Lee, "Performance comparison of LOB-based emitter localization algorithms," *J. Korea Inst. Military Sci. Technol. (KIMST)*, vol. 12, no. 4, pp. 437- 445, Aug. 2009.

[5] M. Gavish and A. J. Weiss, "Performance analysis of bearing-only target location algorithms," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 28, no. 3, pp. 817-828, July 1992.

[6] S. R. Park and S. Noh, "Location estimation for multiple targets using tree search algorithms under cooperative surveillance of multiple robots," *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 38, no. 9, pp. 782-791, Sep. 2013.

[7] M. Lee, Y. Lee, I. Song, and S. Yoon, "A novel decoding scheme for MIMO signals using combined depth-and breadth-first and tree partitioning," *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 36, no. 1, pp. 37-47,

Jan. 2011.

[8] J. Ahn and K. Kim, "Lower bound on expected complexity of depth-first tree search with multiple radii," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, no. 6, pp. 805-808, June 2012.

박 소 령 (So Ryoung Park)



1997년 2월 연세대학교 전자공학 공학사

1999년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학 공학석사

2002년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학 공학박사

2003년 3월~현재 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 교수

<관심분야> 통계학적 신호처리, 무선통신, 다중접속 등

노 상 욱 (Sanguk Noh)



1987년 2월 서강대학교 생명과학 이학사

1989년 2월 서강대학교 컴퓨터공학 공학석사

1999년 8월 텍사스주립대학교 컴퓨터공학 공학박사

1989년 2월~1995년 7월 국방과학연구소 연구원

2000년 8월~2002년 2월 미조리주립대학교 컴퓨터학과 교수

2002년 3월~현재 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 교수

<관심분야> 지능형 분산 시스템, 지식관리, 결정이론, 기계학습 등