한국통신학회논문지 '13-09 Vol.38A No.09
http://dx.doi.org/10.7840/kics.2013.38A.9.782

다중로봇 협업감시 시스템에서 트리 탐색 기법을 활용한 다중표적 위치 좌표 추정

박 소 령◆°, 노 상 욱*

Location Estimation for Multiple Targets Using Tree Search Algorithms under Cooperative Surveillance of Multiple Robots

So Ryoung Park◆°, Sanguk Noh*

요 약

이 논문에서는 적외선 센서를 가진 다수의 감시 로봇에서 획득한 정보를 융합하여 분산되어있는 표적의 위치 좌표를 추정하는 기법을 제안한다. 방위각(azimuth)과 표적을 대응시키는 방법으로 최대-우도(maximum likelihood), 깊이-우선(depth-first), 너비-우선(breadth-first) 트리 탐색(tree search) 기법을 각각 적용하며, 후보선정 및 가지치기(pruning)에 사용하는 정보는 표적의 방위각과 적외선 센서 화면에서 표적의 픽셀 수만을 활용한다. 방위각과 표적이 대응된 후에는 하나의 표적을 가리키는 방위각들에 최소 제곱 오차(least square error) 알고리듬을 적용하여 최적 교점을 구함으로써 표적의 위치 좌표를 추정한다. 제안한 세 가지 탐색 기법 및 위치 추정 기법의 좌표 추정 성능, 복잡도, 오차 성능을 모의실험으로 제시하여 성능을 비교한다.

Key Words : location estimation, distributed targets, tree search algorithm, maximum likelihood, depth-first search, breadth-first search

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 order to match up targets with measured azimuths, we apply the maximum likelihood (ML), depth-first, and breadth-first tree search algorithms, in which we use the measured azimuths and the number of pixels on IR screen for pruning branches and selecting candidates. 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 probability of missing target, mean of the number of calculating nodes, and mean error of the estimated coordinates of the proposed algorithms.

Ⅰ. 서 론

분산된 표적의 정보를 획득하는 센서의 종류와 방식에 따라 표적의 위치를 추정하는 다양한 기법들이 연구되어 왔다. 무선 측위 기술로는 수신신호의 도착시간을 활용하는 TOA(time of arrival)나 TDOA(time difference of arrival) 방식, 수신신호의 세기를 활용하는 RSSI(received signal strength intensity) 방식,

※ 본 연구는 2011년도 국방과학연구소의 '협업감시를 위한 분산표적 정보 융합 및 처리 기술 연구(UD110110ID)' 위탁과제 및 2011년도 가톨릭대학교 1차 교비연구비(M-2011-B0002-00122)의 지원으로 이루어졌음.
◆ 주저자 겸 교신저자 : 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 통신신호처리 연구실, srpark@catholic.ac.kr, 종신회원
* 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 지능형시스템 연구실
논문번호 : KICS2013-07-320, 접수일자 : 2013년 7월 31일, 최종논문접수일자 : 2013년 9월 5일

수신신호의 도착 방위각(azimuth)을 활용하는 AOA(angle of arrival) 방식, 여러 방식의 혼합 기술인 TOA/AOA, TOA/RSSI 방식 등이 연구되었고, 필터링 기법을 혼합한 방식도 연구되어 왔다[1-5]. 이러한 대부분의 무선 측위 기술은 송신기에서 발신하는 무선 신호를 수신기에서 측정 및 분석하는 방식을 사용하기 때문에 송수신기 사이의 거리를 추정한 후 거리 정보를 이용하여 송신기의 위치 좌표를 생성하는 기법이 사용된다. 이 논문에서는 적외선 센서를 가진 여러 대의 로봇에서 각각 측정되는 표적의 방위각과 픽셀 정보만을 활용하여 표적의 위치를 추정하는 상황을 가정하므로, 이와 같은 무선 측위 기술을 그대로 적용하기가 어렵다.

또한, 방위각만을 활용하여 신호원의 위치를 추정하는 이제까지의 연구에서는 항공기에 설치된 배열센서들을 이용하여 고정된 신호원 하나의 위치를 추정하거나, 각 센서에서 측정한 방위각이 동일한 하나의 표적이라는 확신이 있을 경우에만 적용되는 LSE(least squared error) 또는 WLSE(weighted LSE) 등의 위치 추정 방식을 다루어왔다[6,7]. 그러나 이동하는 다중표적의 위치를 추정할 때에는 어느 로봇의 몇 번째 측정 방위각이 동일한 표적에 대한 정보인지 알 수가 없기 때문에, 실제 상황에서는 먼저 여러 로봇에서 측정된 방위각과 표적을 일치시키는 과정이 필요하다.

이 논문에서는 측정 방위각과 표적을 알맞게 대응시키는 방법으로 트리 탐색(tree search) 알고리듬을 적용하는 기법들을 제안한다. 제안한 기법에서는 트리 탐색에서의 단계(level)을 감시 로봇으로, 각 단계에서의 노드(node)를 표적의 방위각으로 설정하고 적외선 영상에서 획득한 표적의 픽셀 수에 따른 일정 거리 범위를 반경으로 설정하여 탐색을 수행함으로서 여러 개의 측정 방위각과 여러 개의 표적을 대응시키고, 최종적으로 LSE 방식을 이용하여 각 표적의 위치 좌표를 추정한다.

트리 탐색 알고리듬을 다중로봇 협업감시 시스템에 적용하는 구체적인 방법으로는 최대-우도(maximum likelihood), 깊이-우선(depth-first), 너비-우선(breadth-first) 탐색의 세 가지 기법을 고려한다. 모든 경우의 수를 고려하여 기준에 맞는 해를 구하는 최대-우도 탐색 기법[8,9]이 가장 성능은 우수하겠으나, 로봇과 표적의 개수가 늘어날수록 계산량이 지수적으로 증가할 것임은 명백하다. 따라서 실시간으로 표적을 감시하고 위치를 추적해야하는 시스템에서는 위치 추정 성능을 유지하면서 탐색의 계산량, 즉, 복잡도(complexity)를 줄이는 것이 매우 중요하다고 할 수 있다. 탐색의 복잡도를 줄이는 한 가지 방법으로, 최근 무선통신 기법으로 활발히 연구되고 있는 MIMO(multiple-input multiple-output) 시스템에서의 수신 심볼 검파 기법 중 하나인 SD(sphere decoding) 기법의 특성을 활용하는 방법을 고려한다. SD 기법은 깊이-우선 탐색구조에 바탕을 두고 있으며, 수신 신호에서 일정 반경(radius) 내에 있는 심볼만을 탐색하여 해의 가능성을 판단함으로서 탐색의 복잡도를 줄이면서 탐색의 성능은 최적에 가깝게 유지하는 기법이다[10-12]. 또한, 탐색 노드의 수를 일정 개수만 유지하는 구조인 너비-우선 탐색 기법[12,13]을 적용하는 방법도 함께 고려하여, 세 가지 탐색 기법을 활용한 다중로봇 협업감시 시스템의 탐색구조, 성능, 복잡도를 비교한다.

논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 다중로봇 협업감시 시스템의 모형을 설명하고, III장에서는 제안하는 탐색 기법과 좌표 추정 기법을 제시한다. IV장에서는 제안한 탐색 기법 및 위치 좌표 추정 기법을 평가하기 위하여 모의실험을 수행하며, 마지막으로 V장의 결론에서는 다중표적의 위치 좌표 추정에 대한 평가와 앞으로의 연구방향을 제시한다.

Ⅱ. 다중로봇 협업감시 시스템

이 장에서는 적외선 센서를 가진 여러 대의 무인 단위로봇을 사용하여 여러 대의 표적을 탐지하고 위치를 추정하는 다중로봇 협업감시 시스템의 모델을 제시하고 위치 좌표를 추정하는 데에 쓰이는 정보와 제한 조건에 대하여 설명한다.

2.1. 감시 로봇 모델링

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 목적

을 두고 있으므로, 적외선 센서가 광시계 모드로 동작하여 다중표적을 탐지하는 경우를 고려하며, 획득한 방위각 정보는 평균이 0인 정규분포의 측정오차가 존재한다고 가정한다.

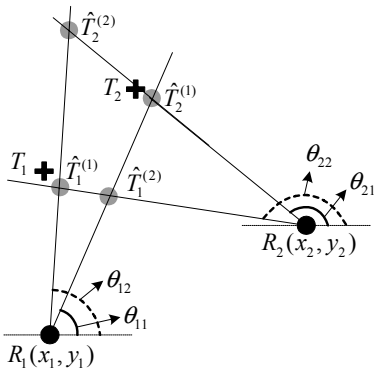

그림 1. (로봇×표적)=(2×2) 모델링
Fig. 1. (Robot×Target)=(2×2) modeling

그림 1은 두 대의 감시 로봇이 2개의 표적을 광시계 모드로 탐지하는 경우를 나타내고 있다. 그림에서, 검은 동그라미로 표현된 R_i는 i번째($i=1,2$) 감시 로봇, 검은 십자로 표현된 T_k는 k번째($k=1,2$) 표적, θ_{ij}는 i번째 감시 로봇에서 측정된 j번째($j=1,2$) 방위각을 뜻하고, 회색 동그라미로 표현된 $\left\{\hat{T}_1^{(1)}, \hat{T}_2^{(1)}\right\}$과 $\left\{\hat{T}_1^{(2)}, \hat{T}_2^{(2)}\right\}$는 측정 방위각으로 추정할 수 있는 표적의 위치 쌍을 나타낸다. 두 위치 쌍 중 하나를 선택하기 위해서는, 즉, 방위각과 표적을 알맞게 대응시키기 위해서는 방위각 외의 정보가 필요한데, 이 논문에서는 적외선 센서의 화면에 나타나는 표적의 픽셀 수를 활용하여 구한 대략적인 거리 정보를 사용한다. 표적의 크기가 다양할 경우에는 픽셀 수만으로 거리를 추정하는 것이 불가능하지만, 이 논문에서는 전자전에 활용되는 차량 종류들로 표적을 한정하고 같은 거리에서 비슷한 크기를 보이는 차량의 높이에 대한 픽셀 정보를 활용하여 대략적인 거리를 추정하고자한다. 이 방법은 다음 절인 표적 모델링 부분에서 좀더 자세히 설명한다.

2.2. 표적 모델링

감시 로봇에 의해 탐지되는 표적의 유형은 전차/장갑차(armored personnel carrier)/트럭 등의 전투용 차량으로 가정하며, 이 논문에서는 표적의 종류에 관계없이 표적의 위치 좌표를 추정하는 것만을 다루기로 한다. 표적의 종류별 크기가 표 1과 같을 때, 표적 방위각의 변동 및 오탐지로 인한 크기 변화가 상대적으로 적은 높이 정보를 픽셀 크기 측정 요소로 결정하면 감시 로봇과 표적 간의 거리에 따른 픽셀 수 n_r을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$n_r = \frac{\text{표적 높이에 따른 1km 거리의 픽셀 수}}{\text{감시 로봇과 표적 간의 거리(km)}}$$

측정 픽셀의 크기는 적외선 센서 화면의 퍼짐 현상(blurring)을 고려하여, n_r에 퍼짐의 크기를 더하여 생성한다. 퍼짐의 크기 W를 분포가 $f_W(w)$인 확률변수(random variable)라 두면, 측정 픽셀 수 n_{pixel}를 다음과 같이 둘 수 있다.

$$n_{\text{pixel}} = \lceil n_r + W \rceil, \quad W \sim f_W(w) \tag{1}$$

여기서 $\lceil \cdot \rceil$은 올림 기호이다.

측정 픽셀 수 n_{pixel}로 로봇과 표적 간의 대략적인 거리를 계산하는 방법은 퍼짐을 고려하여 측정 픽셀 수를 보정한 뒤 거리를 역으로 계산하는 방법을 사용한다. 즉, 추정 픽셀 수의 평균이

$$\hat{n} \simeq E[n_{\text{pixel}} - W] = n_{\text{pixel}} - E[W]$$

이므로 눈먼(blind) 추정 기법을 사용하여 i번째 로봇과 j번째 방위각에 나타난 표적 간의 대략적인 거리를 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$\hat{r}_{ij} = \frac{\text{표적 높이에 따른 1km 거리의 픽셀 수}}{\hat{n}_{ij}} \tag{2}$$

여기서, 분모의 $\hat{n}_{ij}$는 i번째 로봇의 j번째 방위각에서 추정된 표적의 픽셀 수이다. 만약, W의 분포가 0부터 n_r/α까지 범위 내에서 균일 분포(uniform distribution)라 가정하면, 추정 픽셀 수는 측정 픽셀 수의 $2\alpha/(2\alpha+1)$배가 된다. 추정 거리 $\hat{r}_{ij}$은 3장의 각 탐색 기법에서 노드의 선택 및 가지치기(pruning)에 활용된다.

표 1. 표적 종류별 크기
Table 1. The types and sizes of targets

Type	Size: length×width×height (m)
Tank	10×4×2.5
APC	7×3×2.5
Truck	7×3×2.5

2.3. 원격통제기 모델링

원격통제기는 N개의 감시 로봇 $R_1, R_2, \cdots, R_N$으로부터 수집된 표적의 정보를 융합하여 M개의 분산된 표적 $T_1, T_2, \cdots, T_M$의 위치 좌표를 추정한다. 원격통제기는 고정형 감시 로봇들의 위치 좌표를 정확히 알고 있다고 가정하며, 감시 로봇들로부터 표적의 방위각 정보 θ_{ij}와 대략적인 거리 정보를 수신하여 동일 표적 여부를 판단하는 과정을 거쳐 표적의 위치 좌표를 추정한다.

협업감시 시스템의 원격통제기는 표적의 위치 추정 이외에도 센서에게 지정 표적을 추적하게 하는 표적할당 기능이나 센서의 다양한 획득 정보를 융합하여 표적의 종류를 식별하고 자율적으로 위협을 판단하는 기능을 수행할 수 있으나, 이 논문에서는 표적의 위치 좌표 추정에 대한 기능만을 고려한다.

Ⅲ. 좌표 추정 알고리듬

이 장에서는 협업감시 시스템의 원격통제기가 각 감시 로봇으로부터 수신한 표적 정보를 융합하여 분산된 표적들의 좌표를 추정하는 알고리듬을 설명한다. 1절에서는 감시 로봇이 측정한 방위각과 표적의 대응관계가 설정되었을 때, 각 표적의 위치를 생성하는 기법을 설명하고, 2~4절에서는 방위각과 표적을 대응시키는 탐색 기법 세 가지를 제안한다.

3.1. LSE(least square error) 알고리듬[6,7]

3.2~4절에서 설명하는 탐색 기법으로 로봇이 측정한 방위각과 표적의 대응관계가 얻어지면 방위각의 교점으로 표적의 위치를 추정할 수 있다. 그림 2에서 예를 들어 나타낸 것과 같이, R_1의 θ_{11}와 R_2의 θ_{22}, R_3의 θ_{32}가 동일한 표적을 가리키는 방위각들일 때, 감시 로봇이 측정한 방위각에는 측정 잡음(measurement noise)이 존재하므로 동일 표적을 가리키는 방위각들의 교점이 일치하지 않을 수 있다.

여러 방위각의 교점을 찾는 알고리듬으로는 최종 추정 좌표와 실제 표적 좌표 사이의 오차를 최소화하는 선형 기법인 LSE(least squared error) 알고리듬이 대표적이다. 하나의 표적 $T(x_T, y_T)$가 N개의 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_N을 이용하여 아래와 같은 방법으로 거리제곱의 합을 최소화하는 $\hat{T}(\hat{x}_T, \hat{y}_T)$를 구할 수 있다.

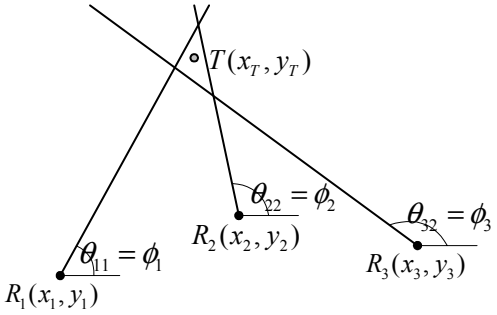

그림 2. LSE 기법의 예
Fig. 2. An example of LSE

$$\hat{T} = \begin{bmatrix} \hat{x}_T \\ \hat{y}_T \end{bmatrix} = [H'H]^{-1}H'C \qquad (3)$$

여기서, 행렬 H와 벡터 C는 각각

$$H = \begin{bmatrix} \sin\phi_1 & -\cos\phi_1 \\ \sin\phi_2 & -\cos\phi_2 \\ \vdots & \vdots \\ \sin\phi_N & -\cos\phi_N \end{bmatrix} \qquad (4)$$

$$C = \begin{bmatrix} x_1\sin\phi_1 - y_1\cos\phi_1 \\ x_2\sin\phi_2 - y_2\cos\phi_2 \\ \vdots \\ x_N\sin\phi_N - y_N\cos\phi_N \end{bmatrix} \qquad (5)$$

이다.

3.2. 최대-우도 탐색(MLS)을 적용한 기법

최대-우도 탐색(maximum likelihood search: MLS) 기법은 모든 가능한 후보(candidate)들의 집합을 탐색하여 주어진 정보로 판단할 수 있는 가장 비슷한(maximum likelihood) 후보를 선택하는 기법이다[8,9]. 이 논문에서 고려하는 협업감시 시스템의 모델을 트리 구조에 적용하면, 감시 로봇 R_i를 i번째 단계(level)로, i번째 로봇이 측정한 j번째 방위각 θ_{ij}를 i번째 단계의 j번째 노드(node)로 두고, 같은 표적을 보고 있는 M개 방위각의 집합이 하나의 후보가 된다. 후보 선택의 판단기준(metric)은 방위각들의 LSE 교점 P와 R_i 간의 거리 $d(R_i, P)$와 j번째 방위각의 표적과 R_i 간의 추정 거리 $\hat{r}_{ij}$의 차이(difference)이다.

일반적인 MLS 트리 구조 탐색에서는 전체 트리에서 하나의 경로와 이에 대응하는 하나의 해를 구하지만, 이 논문에서 제안하는 협업감시 시스템의 트리 구

조 탐색에서는 1단계의 각 노드에서 각각 하나씩의 경로와 이에 대응하는 하나씩의 해를 구하기 때문에, 총 M개의 경로 집합이 최종 해로써 M개의 표적을 나타내는 방위각 집합이 된다.

그림 3은 $(N\times M)=(4\times 4)$인 협업감시 시스템의 트리 구조이다. 노드 θ_{11}의 자손 트리 구조만 상세하게 나타내었고, 노드 θ_{12}, θ_{13}, θ_{14}에서는 최종 선택된 후보들의 경로만을 표시하였다. 보기를 들어, 그림에서 굵은 선으로 나타낸 하나의 집합 $\{\theta_{11},\theta_{22},\theta_{31},\theta_{41}\}$이 이루는 LSE 교점을 P라고 하면, 후보 판단기준 D_i는

$$D_i = d(R_i,P) - \hat{r}_{ij_i} \tag{6}$$

이고, 여기서 $j_1=1$, $j_2=2$, $j_3=1$, $j_4=1$이며, $D_1,\cdots,D_4$가 모두 일정 범위 이내일 때 집합 $\{\theta_{11},\theta_{22},\theta_{31},\theta_{41}\}$이 후보로 선택된다. 그림에서 노드 안의 숫자는 MLS 기법의 탐색 순서를 나타낸다. MLS 기법은 가능한 경우를 모두 고려하여 후보를 선택하므로, (4×4) 시스템에서는 후보 선택을 위한 계산이 총 256번 수행되며, 일반적인 $(N\times M)$ 시스템이라면 총 M^N번의 계산이 수행된다.

이제, 후보들로부터 최종 해를 얻는 방법을 생각해 보자. 그림 3에서 θ_{12}나 θ_{13}로부터 시작하는 경로처럼 1단계 노드에서 시작하는 경로가 하나씩만 후보로 선택된 경우라면 이 후보들은 최종 해집합에 포함된다. 그러나 θ_{11}에서 시작하는 경로처럼 1단계 노드 하나에서 여러 개의 후보가 발생한 경우에는 최종적으로 하나를 결정해야만 한다. 여러 개의 후보 중 하나를 결정하는 방법은 중복제거와 최소 결정기준(minimum decision metric) 원칙에 따른다. θ_{1j}로부터 시작하는 l번째 후보를 Θ_{jl}이라 두자. 그림 3에서 굵은 선 경로로 표시된 후보 선택 결과에서는 $\Theta_{11}=\{\theta_{11},\theta_{21},\theta_{31},\theta_{41}\}$과 $\Theta_{12}=\{\theta_{11},\theta_{22},\theta_{31},\theta_{41}\}$ 중에서 하나를, $\Theta_{41}=\{\theta_{14},\theta_{24},\theta_{34},\theta_{43}\}$과 $\Theta_{42}=\{\theta_{14},\theta_{24},\theta_{34},\theta_{44}\}$ 중에서 하나를 최종 결정해야하고, $\Theta_{21}=\{\theta_{12},\theta_{21},\theta_{32},\theta_{42}\}$과 $\Theta_{31}=\{\theta_{13},\theta_{23},\theta_{33},\theta_{43}\}$은 최종 해집합에 포함된다. 이때 Θ_{11}은 이미 결정된 Θ_{21}의 경로인 θ_{21}을 경로로 포함하고 있으므로 중복제거 원칙에 의해 탈락하고 Θ_{12}가 최종 해집합에 포함되며, 마찬가지 이유로 Θ_{41}이 탈락하고 Θ_{42}가 최종 해집합에 포함된다. 이처럼 중복제거만으로도 최종 해집합 $\{\Theta_{12},\Theta_{21},\Theta_{31},\Theta_{42}\}$가 결정되는 경우도 있겠으나, 중복제거 후에도 후보들이 여럿인 경우에는 최소 결정기준 원칙을 적용하여 최종 해를 결정한다. 보기를 들어, 중복제거 후 Θ_{11}과 Θ_{12}이 남아있을 경우, Θ_{11}을 선택했을 때 구성되는 해집합의 결정기준과 Θ_{12}를 선택했을 때의 결정기준을 비교하여 더 작은 쪽의 해집합을 최종 해집합으로 결정한다. 해집합의 결정기준은 해집합을 구성하는 M개 후보 경로들의 판단기준 D_i의 크기(magnitude) 합(sum)을 사용한다.

최종 해집합 $\{\Theta_{1l_1},\Theta_{2l_2},\cdots,\Theta_{Ml_M}\}$을 얻었다면, 3.1절에서 설명한 LSE 알고리듬을 사용하여 Θ_{1l_1}의 방위

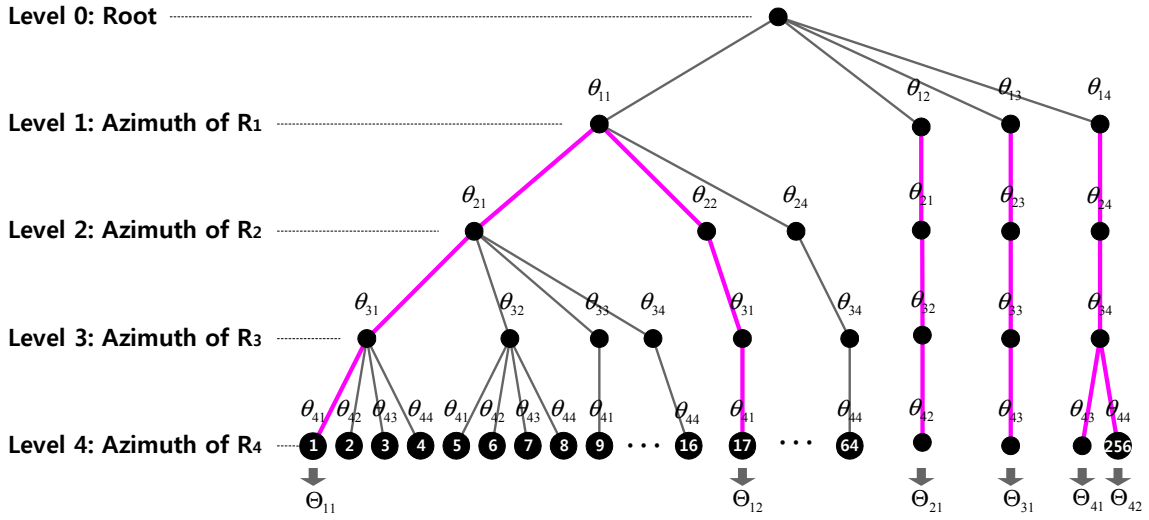

그림 3. (4×4) 시스템의 최대-우도 탐색 트리 구조
Fig. 3. MLS(maximum likelihood search) tree structure of (4×4) system

각들이 나타내는 점 $\hat{T}_1(\hat{x}_{T_1},\hat{y}_{T_1})$부터 Θ_{Ml_M}의 방위각들이 나타내는 점 $\hat{T}_M(\hat{x}_{T_M},\hat{y}_{T_M})$까지 M개 표적들의 위치 좌표를 얻을 수 있다.

3.3. 깊이-우선 탐색(DFS)을 적용한 기법

MLS 기법은 트리 구조에서 뿌리(root)부터 시작하여 잎(leaf)까지 도달한 후 후보 판단 여부를 결정하기 때문에 후보 선택을 위한 계산이 총 M^N번 수행된다. 지수적으로 증가하는 계산량을 줄이기 위해, 상위 단계에서 후보 판단기준을 적용하여 일정 범위 안에 들지 못할 경우 더 이상 하위 단계로 진행하지 않고 가지치기(pruning)를 하는 방법이 있다. 가지치기 여부의 결정 후 노드가 살아남았을 때, 탐색의 우선순위를 하위 단계인 자녀 노드(child)에 두는 기법을 깊이-우선 탐색(depth-first search: DFS) 기법이라 한다[10-12].

그림 4는 $(N\times M)=(4\times 4)$인 협업감시 시스템의 DFS 트리 구조를 나타내고 있다. 그림 3에서와 마찬가지로, 노드 θ_{11}의 자손 트리 구조만 상세하게 나타내었고, 노드 $\theta_{12}, \theta_{13}, \theta_{14}$에서는 최종 선택된 후보들의 경로만을 표시하였다. 그림에서 노드에 적힌 번호는 탐색 및 가지치기 계산의 순서를 나타낸다. 노드 θ_{11}과 노드 θ_{21}의 교점의 후보 판단기준 D_1과 D_2가 모두 일정 범위 이내이면 θ_{21}의 자녀 노드로 진행하고, 그렇지 않으면 가지치기가 수행되어 노드 θ_{21}의 하위 단계로는 탐색이 진행되지 않는다(순서 ❶). 최하위 단계인 잎까지 도달하여 판단기준을 만족하면 후보로 선택되고(순서 ❷,❸,❹), 상위 단계의 자녀 노드들에 대하여 순서대로 다음 탐색이 진행된다(순서

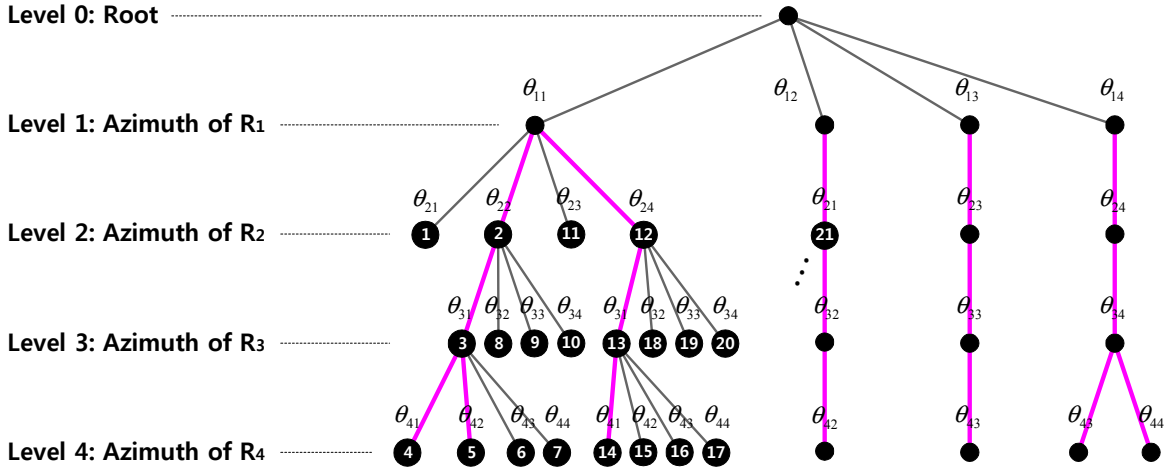

그림 4. (4×4) 시스템의 깊이-우선 탐색 트리 구조
Fig. 4. DFS(depth-first search) tree structure of (4×4) system

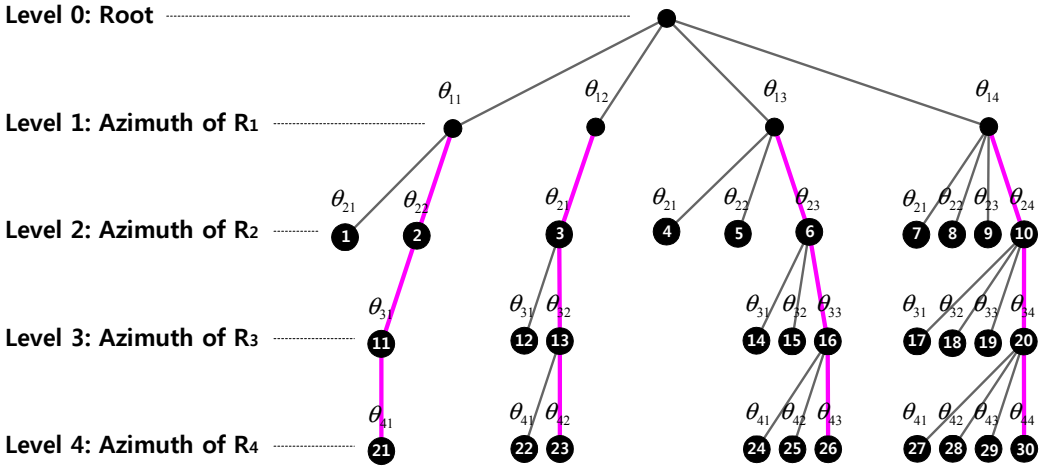

그림 5. (4×4) 시스템의 너비-우선 탐색 트리 구조
Fig. 5. BFS(breadth-first search) tree structure of (4×4) system

❺,❻,❼). 하나의 단계에서 하위 단계의 모든 자녀에 대한 탐색이 완료되면 상위 단계로 거슬러 올라가 검색하지 않은 자녀에 대하여 탐색이 진행된다(순서 ❽ 이후).

MLS 기법과 같이, 1단계 노드 하나에서 여러 개의 후보가 발생할 수 있으며, 이들 중 하나를 결정하는 방법은 중복제거와 최소 결정기준 원칙에 따른다. 또한, 최종 해집합이 결정되면 LSE 알고리듬을 사용하여 M개 표적들의 위치 좌표를 얻는다.

3.4. 너비-우선 탐색(BFS)을 적용한 기법

DFS 기법과 더불어 계산량을 줄이는 또 하나의 탐색 방법으로 너비-우선 탐색(breadth-first search: BFS) 기법을 들 수 있다[12,13]. BFS 기법은 가지치기 여부의 결정 후 노드가 살아남았을 때, 탐색의 우선순위를 동일 단계인 형제자매 노드(sibling)에 두는 기법으로, 하나의 단계마다 M개씩의 노드를 선택하면서 최하위 단계까지 진행하여 최종 해집합을 구한다.

그림 5는 $(N\times M)=(4\times 4)$인 협업감시 시스템의 BFS 트리 구조를 나타내고 있다. 그림에서 노드에 적힌 번호는 탐색 및 가지치기 계산의 순서를 나타내고, 그림 3, 4와 달리 하나의 예에서 모든 노드의 탐색 경로와 순서를 표시하였다. 노드 θ_{11}과 θ_{21}의 교점이 판단기준을 만족시키지 못하여 θ_{21}은 가지치기 되고(순서 ❶), θ_{11}과 θ_{22}의 교점이 판단기준을 만족하면서 노드 θ_{11}의 자녀 노드에 대한 검색을 멈춘다(순서 ❷). 다음으로 θ_{12}에 대하여 판단기준을 만족하는 자녀 노드 하나를 선택하고(순서 ❸), θ_{13}과 θ_{14}에 대해서도 마찬가지 방법으로 판단기준을 만족하는 자녀 노드를 하나씩 선택하여(순서 ❹~⓾) 단계 1에서의 탐색을 완료한다. 단계 2에서도 상위 단계 노드 하나에 자녀 노드 하나씩을 선택하고(순서 ⓫~⓴), 최하위 단계까지 같은 방법으로 진행한다.

최하위 단계인 잎까지 도달하여 판단기준을 만족하는 M가지 후보가 최종 해집합을 구성하게 되고, LSE 알고리듬을 사용하여 M개 표적들의 위치 좌표를 얻는다.

Ⅳ. 모의실험 분석

MLS, DFS, BFS 기법의 탐색 성능과 복잡도 및 위치 추정 성능을 비교하여 살펴보기 위해, $(N\times M)=(4\times 4)$인 환경에서 방위각 측정 잡음의 표준편차를 0°~1° 사이에서 변화시키며 각 기법별로 1만 번씩 모의실험을 수행하였다.

그림 6은 측정 잡음의 표준편차가 0.8°인 MLS 기법으로 1회 모의실험을 수행한 결과를 가로와 세로 각각 8000m 범위의 지도 형태로 나타낸 것이다. 감시 로봇은 삼각형으로, 표적은 사각형으로 표시하였고, 탐색이 완료된 후의 후보들은 빈 동그라미로, 최종 선택된 위치 좌표 해집합은 내부가 색칠된 동그라미로 표시하였다. 감시 로봇은 500m 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. 또한, 감시 로봇으로부터 1km 거리에 위치한 높이 2.5m의 표적이 광시계 모드의 적외선 센서 화면에서 높이가 11.4픽셀로 측정된다고 두었으며, 적외선 센서 화면에서 픽셀의 퍼짐현상으로 인하여 30픽셀 높이의 표적이 실제로 관측될 때에는 35픽셀 높이 정도로 보일 수 있다는 정보에 근거하여 퍼짐의 크기 W를 0부터 $n_r/6$까지 범위 내에서 균일하게(uniformly) 분포한다고 가정하였다.

모의실험에서 판단기준 D_i(방위각들의 교점과 i번째 로봇 간의 거리)의 후보 선정 범위는 $\hat{r}_{ij}$(i번째 로봇의 j번째 방위각에 나타난 표적의 픽셀 정보를 사용하여 추정한 거리)에 대하여 상대적으로 설정하였는데, 구체적으로는 표 2에 나타낸 세 가지 경우로 나누어 살펴보았다. Case 1은 판단기준의 범위를 가장 좁게 설정하여 후보 탈락 기준을 강화한 경우이고, Case 3으로 갈수록 판단기준의 범위를 넓혀서 좀더 많은 후보들이 살아남을 수 있도록 하였다.

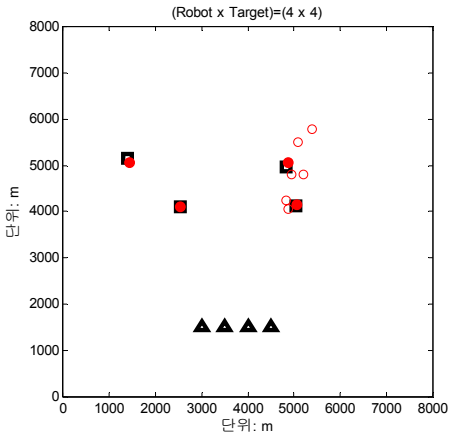

그림 6. $(N\times M)$=(4×4) 모의실험 환경
Fig. 6. $(N\times M)$=(4×4) simulation environment

표 2. 노드 선택에서 판단기준의 범위
Table 2. The range of metric in node selection

Case	The range of metric
Case 1	$-0.1\hat{r}_{ij} < D_i < 0.4\hat{r}_{ij}$
Case 2	$-0.15\hat{r}_{ij} < D_i < 0.6\hat{r}_{ij}$
Case 3	$-0.2\hat{r}_{ij} < D_i < 0.8\hat{r}_{ij}$

그림 7에서는 각 기법별로 표적의 위치를 찾지 못할 확률인 P_{miss}를 계산하여 비교하였다. 모의실험 회수가 1만 번이므로, P_{miss}는 총 4만 개의 표적 중 판단기준을 만족하는 후보가 하나도 없는 표적의 개수를 누적하여 비율을 구한 것이다. 모든 경우에서 DFS 기법의 P_{miss} 성능은 MLS 기법의 성능보다 조금 떨어지는 수준이지만, BFS 기법의 P_{miss} 성능은 판단기준의 범위가 커질수록 DFS나 MLS 기법의 성능과 비교하여 점점 크게 떨어짐을 알 수 있다. MLS와 DFS 기법이 최하위 단계까지 진행한 여러 개의 경로 중 최적의 경로를 선택하는 것에 반해, BFS 기법은 상위 단계에서 판단기준 범위를 만족하는 첫 번째 노드 외에는 모두 탈락하기 때문에 하위 단계에서 판단기준을 만족하는 경로가 살아남지 못할 확률이 크기 때문이다.

그림 8에서는 각 기법별로 판단기준의 만족 여부를 계산한 평균 노드 개수를 구하여 비교하였다. MLS 기법은 모든 잎까지의 경로에서 판단기준을 계산하고 후보 여부를 판단하므로 평균 계산 노드 수가 항상 4^4 개이다. 이에 비해 DFS 기법의 평균 계산 노드는 MLS 기법의 약 20%, BFS 기법의 평균 계산 노드는 MLS 기법의 약 10% 수준으로, 상위 단계에서의 가지치기로 인해 계산량이 매우 적어짐을 볼 수 있다.

그림 9에서는 각 기법별로 실제 표적 위치와 추정 위치 간의 평균 거리오차(단위: m)를 계산하여 비교하였다. BFS 기법은 거리오차가 큰 경로들이 상위 단계에서 미리 탈락하기 때문에, P_{miss}가 큰 반면 살아남은 경로의 평균 거리오차는 상대적으로 적은 편이다. MLS 기법은 거리오차가 큰 경로들도 최종 단계까지 살아남을 수 있기 때문에, P_{miss}는 작지만 평균 거리오차가 가장 큰 것으로 나타났다.

모의실험 결과인 그림 7~9를 종합적으로 살펴볼 때, MLS 기법은 P_{miss} 성능이 가장 우수하지만 계산량이 매우 크고, BFS 기법은 계산량이 MLS 기법의 10% 정도로 매우 적은 반면에 P_{miss} 성능이 크게 떨어진다. DFS 기법은 P_{miss} 성능이 MLS 기법에 근접

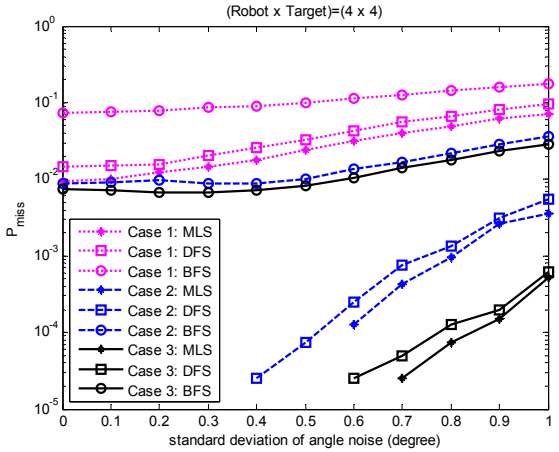

그림 7. 표적의 위치를 찾지 못할 확률
Fig. 7. Probability of missing target

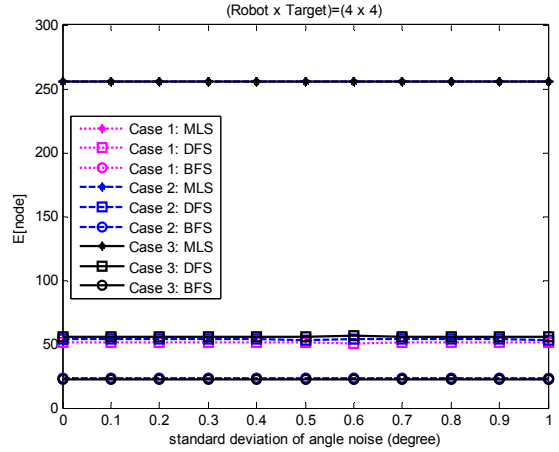

그림 8. 평균 계산 노드 수
Fig. 8. Mean of the number of calculating nodes

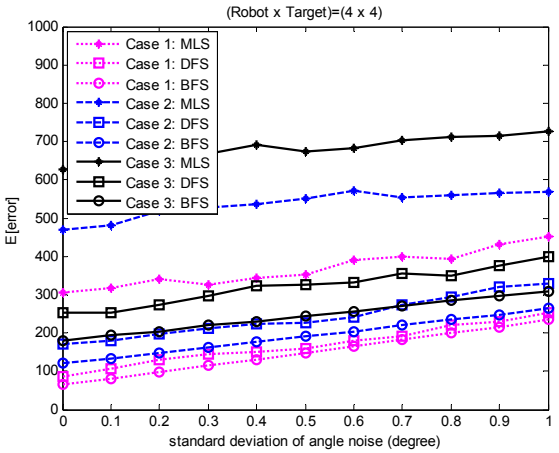

그림 9. 추정 좌표의 평균 거리오차
Fig. 9. Mean error of the estimated coordinates

하고, 계산량은 MLS 기법의 20% 수준이며, 평균 거리오차도 200m~400m 정도로 우수한 성능을 보여주고 있어서, 이 논문에서 제안한 트리 구조의 표적 위치 추정 기법 중 가장 활용성이 뛰어나다고 할 수 있다.

Ⅴ. 결 론

이 논문에서는 다수의 무인 감시 로봇에서 획득 가능한 정보를 원격통제기에서 융합함으로써 분산되어있는 여러 표적의 위치 좌표를 추정하는 기법을 제안하였다. 이 논문에서 고려하는 협업감시 시스템에서는 표적의 유형을 군사용 차량 종류로 제한하고, 로봇의 감시 장비는 광시계 모드로 동작하는 적외선 센서이며, 센서의 획득 정보 중 표적의 방위각과 화면의 픽셀 수만을 유효한 정보로 두었다.

표적의 위치 좌표 추정에서 필수 선결 과정인 여러 개의 측정 방위각과 여러 개의 표적을 알맞게 대응시키는 방법으로는 트리 탐색 기법을 적용하고, 방위각과 표적이 대응된 후에는 방위각들의 최적 교점을 구하는 LSE 알고리듬으로 표적의 위치 좌표를 생성하는 기법을 제안하였다. 모든 경우의 수를 고려하여 해집합을 구하는 MLS 기법, 탐색의 우선순위를 깊이 방향에 두는 DFS 기법, 탐색의 우선순위를 너비 방향에 두는 BFS 기법을 각각 적용하여 방위각과 표적을 대응시키는 탐색구조를 세 가지 제안하였고, 모의실험을 통하여 제안한 탐색 기법들의 탐색 성능, 오차 성능, 계산량을 비교하였다. MLS 기법의 후보 판단기준과 DFS 및 BFS 기법의 가지치기 결정기준으로는 적외선 화면의 픽셀 수로 추정한 대략적인 거리 정보를 활용하였다.

$(N\times M)=(4\times 4)$ 환경에서 수행한 모의실험에서, MLS 기법은 탐색 성능이 가장 우수하지만 계산량이 매우 크고, BFS 기법은 계산량이 가장 적지만 탐색 성능이 크게 떨어짐을 볼 수 있었다. DFS 기법은 탐색 성능이 MLS 기법의 성능에 근접하고 계산량이 MLS 기법의 20% 수준으로 관찰되어, 협업감시 시스템에서 표적의 위치 좌표 추정 기법으로 활용하기에 가장 알맞다고 할 수 있다.

이 논문에서 고려한 협업감시 시스템에서는 N개의 감시 로봇이 각각 M개의 표적을 모두 탐지할 수 있다고 두었으나 실제 상황에서는 탐지 반경이나 장애물 등으로 인하여 로봇별로 탐지할 수 있는 표적이 서로 다를 수 있으므로, 이러한 환경에서도 활용 가능한 표적 탐색 기법 및 위치 좌표 추정 기법으로 수정 보완하는 연구가 필요하다.

References

[1] Y. Xie, Y. Wang, and X. You, "Closed-form location estimator from TOA/AOA/AOD measurements in MIMO communication systems," in *Proc. IEEE Sarnoff Symp.*, pp. 1-6, Princeton, U.S.A., Mar. 2009.

[2] S. Al-Jazzar, M. Ghogho, and D. McLernon, "A joint TOA/AOA constrained minimization method for locating wireless devices in non-line-of-sight environment," *IEEE Trans. Veh. Techn.*, vol. 58, no. 1, pp. 468-472, Jan. 2009.

[3] K. Yun, D. Kim, and S. Y. Bang, "Robust location tracking using a double layered particle filter," *J. Korean Inst. Inform. Sci. Eng. (KIISE)*, vol. 33, no. 12, pp. 1022-1030, Dec. 2006.

[4] H. Jeon, N. R. Kim, and H. J. Park, "A study on effective location determination system in indoor environment," *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 34, no. 2, pp. 119-129, Feb. 2009.

[5] Q. T. Hoang, T. N Le, J. Kim, and Y. Shin, "A ranging-free localization based on RSS-comparison in wireless sensor networks," *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 35, no. 10, pp. 808-814, Oct. 2010.

[6] 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.

[7] 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.

[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.

[9] Y. Kim and K. Cheun, "A reduced-complexity tree search detection algorithm for MIMO systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol 57, no. 6, pp. 2420-2424, June 2009.

[10] K. C. Lai, C. C. Huang, and J. J. Jia, “Variation of the fixed-complexity sphere decoder,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 15, no. 9, pp. 1001-1003, Sep. 2011.

[11] H. S. Joung, K. J. Choi, K. J. Kim, and K. S. Kim, “Low complexity iterative detection and decoding using an adaptive early termination scheme in MIMO system,” *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 36, no. 8, pp. 522-528, Aug. 2011.

[12] Y. Jia, C. Andrieu, R. J. Piechocki, and M. Sandell, “Depth-first and breadth-first search based multilevel SGA algorithms for near optimal symbol detection in MIMO systems,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 7, no. 3, pp. 1052-1061, Mar. 2008.

[13] H. G. Kang, I. Song, T. An, and Y. H. Kim, “A maximum likelihood decoding scheme based on breadth-first searching for multi-input multi-output systems,” *J. Korean Inst. Commun. Inform. Sci. (KICS)*, vol. 32, no. 1, pp. 34-42, Jan. 2007.

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