

사건 발생 확률 변화를 고려한 에이전트-타겟 감지 문제⁺

(Agent-target Detection Problem Considering Change in Probability of Event Occurrence)

김 광^{1)*}
(Gwang Kim)

요약 본 연구에서는 다중 에이전트를 이용한 타겟 감지 문제를 다루는데, 특히 이동식 에이전트를 활용한 감지 문제는 경로 계획에 대한 전략이 추가로 필요하다. 문제의 목표는 특정 기간 내 감지 프로세스를 통해 총 효용을 극대화할 수 있는 각 에이전트의 경로를 찾는 것인데, 시간에 따라 타겟의 사건 발생 확률이 변하도록 하는 포아송 프로세스(Poisson process) 기반의 확률적 프로세스(stochastic process)를 고려하여 현실적인 효용 값을 반영한다. 본 감지 문제의 목적함수는 비선형(non-linearity)이고, NP-난해(NP-hard) 문제로 표현된다. 효율적인 계산 시간 내에 효과적인 해를 찾기 위해, 본 연구에서는 하위모듈성(submodularity)의 특성을 갖는 목적함수임을 증명하고, 이를 활용해 비교적 낮은 계산 시간으로 합리적인 전략을 얻기 위한 휴리스틱 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 해의 성능과 적절한 계산 시간 내에 해를 도출할 수 있다는 측면에서 우수한 알고리즘임을 이론 및 실험적으로 제시한다.

핵심주제어: 에이전트-타겟 감지 문제, 포아송 프로세스, 하위모듈성, 조합 최적화

Abstract In this study, we address the problem of target detection using multiple agents. Specifically, the detection problem involving mobile agents necessitates additional strategies for path planning. The objective is to maximize the total utility derived from the detection process over a specific period. This detection problem incorporates realistic utility values by considering a stochastic process based on the Poisson process, which accounts for the changing probability of target event occurrence over time. The objective function is nonlinear and is classified as an NP-hard problem. To identify an effective solution within an efficient computation time, this study demonstrates that the objective function possesses the characteristic of submodularity. Using this property, we propose a heuristic algorithm designed to obtain a reasonable strategy with relatively low computational time. The proposed algorithm shows solution performance and the ability to generate solutions within an appropriate computation time through theoretical and experimental results.

Keywords: Agent-target detection problem, Poisson process, Submodularity, Combinatorial optimization

* Corresponding Author: gwangkim91@chosun.ac.kr

+ 이 논문은 2024학년도 조선대학교 학술연구비의 지원을 받아 연구되었음.

Manuscript received July 15, 2024 / revised August 05, 2024 / accepted August 14, 2024

1) 조선대학교 경영학부, 제1저자, 교신저자

1. 서론

에이전트를 활용한 작업 할당 문제는 에이전트가 여러 작업 중 하나의 작업을 골라 수행하는 문제로, 작업자/장 할당 및 스케줄링, 교통 시스템 운영관리, 위험상황 감지 및 모니터링과 같은 다양한 영역에서 활용되고 있다(Jung, 2007; Lee and Shin, 2016; Sun et al., 2017; Huang et al., 2018; Qu et al., 2019; Lee et al., 2021; Kim, 2022a). 표면적으로는 간단해 보이지만 에이전트 간의 상호 작용이 발생하고, 이로 인해 각 에이전트의 의사결정 간의 조정(coordination)이 필수적이다. 주어진 시스템 내 목적과 상황에 맞는 최적의 할당 결정 시, 상호작용으로 인한 복잡성이 증가할 수 있어 합리적이면서 신속한 의사결정을 제안할 수 있는 아이디어가 중요하다.

본 연구에서는 에이전트를 활용한 할당 문제에서 ‘작업’을 감지가 필요한 ‘타깃’으로 설정해, 다중 에이전트를 이용한 타깃 감지 문제로 진행한다. 주로 특정 지역을 모니터링 혹은 커버하는 문제로, 센서 배치를 통한 모니터링 구역 커버리지 또는 특정 이벤트 발생 감지에 대비하기 위한 배치 전략 등의 문제로 다루어지고 있다. 모니터링 영역이 확장되고 교통, 재난, 에너지 관리 등 시간이 갈수록 시스템이 복잡해짐에 따라, 효과적이고 효율적인 감지 전략이 필요하고 이와 관련된 연구들이 할당 문제와 결합해 제안되고 있다(Carron et al., 2015; Herzog et al., 2018; Mohri and Haghshenas, 2021).

기존에는 고정식의 에이전트를 사용하는 타깃 감지 문제에서 최근 연구자들은 드론을 포함한 이동식 에이전트를 기반으로 하는 새로운 유형의 감지 문제를 다루고 있다. 이동식 에이전트를 활용할 경우 감지 및 모니터링 방식 측면에서 더 낮은 비용, 지리적 환경에 대한 높은 유연성, 적은 에이전트 수로 더 넓은 모니터링 구역을 커버할 수 있어 운영적 측면에서 장점을 확인할 수 있다(Liu et al., 2005; Harwin and Lucieer, 2012). 그러나 이러한 장점은 시스템의 복잡성이 증가함에 따라 효과/효율적인 운영을 달성하는 또 하나의 도전을 초래하며, 이는 학

계와 산업계 모두 적합한 운영 전략을 개발하는 것이 강조되고 있다.

이동식 에이전트를 활용한 타깃 감지 문제는 다양한 산업 부문에 널리 적용할 수 있는데, 군사 분야에서는 정찰 임무, 군수품 전달, 전장에서 수색 및 구조 임무에 사용되고, 민간 분야에서는 환경 모니터링, 교통 관리 시스템, 응급 의료 서비스 등의 활용될 수 있다(Chen et al., 2009; Thomas et al., 2009; Jamil et al., 2015; Alotaibi et al., 2018; Pochawala et al., 2021). 이렇듯 이동식 에이전트 활용에 대한 수요가 증가하고 감지 목적이 다양화됨에 따라 연구자들은 이에 맞는 시스템 설계 및 문제 해결 방법론 개발의 중요성을 강조하고 있다. 특히, 이동식 에이전트를 활용한 타깃 감지 문제는 기존의 고정식과 달리 경로 계획에 대한 전략이 추가로 필요하다.

본 연구에서는 이동식 에이전트를 활용한 타깃 감지 문제를 다루고 이에 대한 수리적 모형을 제공한다. 각 에이전트는 특정 기간 내 감지 프로세스를 통해 총 효율을 극대화할 수 있는 경로를 찾고, 이를 종합해 최대의 효율을 나타내는 전략을 목표로 한다. 특정 위치에 놓여있는 타깃의 경우 감지가 필요한 사건(event)이 발생하는데, 이는 현실에 맞게 시간에 따라 사건 발생 확률이 변하도록 하는 포아송 프로세스(Poisson process) 기반의 확률적 프로세스(stochastic process)를 고려한 문제를 제안한다.

에이전트-타깃 감지 문제는 에이전트의 경로 계획을 다루기 때문에 조합 최적화(combinatorial optimization)로 표현할 수 있으며, 사건 발생 확률에 따른 감지 효율의 최대화를 의미하는 목적함수는 비선형(non-linearity)으로 제시된다. 수리적 모형을 직접 풀어 최적해(optimal solution)을 구하는 것은 에이전트와 타깃의 수가 커질수록 계산 복잡도(time complexity)가 기하급수적으로 커져 최적의 전략을 찾기까지 많은 계산 시간이 요구될 수 있다. 본 연구에서는 에이전트-타깃 감지 문제의 목적함수가 하위모듈성(submodularity)을 만족함을 보이고, 하위모듈성 특성을 활용하여 비교적 낮은 계산 시간으로 합리적인 전략을 얻기 위한 휴리스틱 알고리즘을

제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 연구에서 다루는 이동식 에이전트를 활용한 타깃 감지 문제의 설명에 앞서 포아송 프로세스 기반의 확률적 프로세스를 고려한 목적함수를 제안하고, 이를 반영한 수리적 모형을 제시한다. 3장에서는 하위모듈성의 정의 및 본 연구의 수리적 모형이 하위모듈성을 만족하는지 확인한다. 더불어, 하위모듈성 특성을 활용한 휴리스틱 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 다양한 수치 실험을 통해 제안한 휴리스틱 알고리즘의 효과성 및 효율성을 실험적으로 확인한다. 마지막 5장에서는 본 연구의 결론에 대해 논한다.

2. 에이전트-타깃 감지 문제의 수리적 모형

2장에서는 사건 발생 확률에 따른 감지 효용의 최대화를 달성하기 위한 에이전트-타깃 감지 문제의 수리적 모형을 제시한다. 현실적인 수리적 모형을 구성하기 위해 에이전트를 활용해 감지가 필요한 타깃의 경우 시점에 따라 사건 발생 확률이 변하고 이는 포아송 프로세스 기반의 확률적 프로세스를 도입해 목적함수를 2.1절에서 제시한다.

2.1 사건 발생 확률 변화를 고려한 목적함수

이동식 에이전트를 활용한 타깃 감지 문제의 목적은 시점 0에서 T 까지의 기간 동안 타깃을 감지해 얻은 총 효용을 최대화하는 것이다. 즉, Le Thi et al.(2012) 연구에서 제안한 문제와 같이, 에이전트가 특정 타깃에 도달해 감지하게 되면 사건 발생 확률값을 기반으로 한 효용을 얻게 된다. 모든 타깃으로부터 효용을 더해 구한 목적함수를 최대화하도록 에이전트들의 경로를 구하는 것이 목표이다.

현실에 맞게 각 타깃 $n \in N$ 은 시간에 따라 사건 발생 확률이 변하도록 설정하는 포아송 프로세스를 도입한다. 포아송 프로세스는 주어진 기간 내 무작위로 그리고 독립적으로 발생하는 사건의 발생 횟수를 나타내는 확률 과정으로, 단

위시간에 사건 발생횟수인 파라미터 λ_n 이 필요하다(Karlin, 2014). 이는 타깃 별 과거 데이터를 활용하여 파라미터를 추정하고 업데이트할 수 있다. 교통사고, 재난, 오염 발생 등 감지해야 하는 불규칙한 사건 발생을 수학적 모형에 고려해 현실성이 있는 전략을 제안한 연구들이 기존에 제시되었다(Ihler et al., 2006; Rezazadeh and Kia, 2021).

포아송 프로세스 기반의 확률적 프로세스를 도입한 효용함수(U_n)는 식 (1)과 같다. 모형의 단순화를 위해 기간 내 시점을 이산적(discrete)으로 표현하였다.

$$U_n := \sum_{t=1}^T (1 - e^{-\lambda_n(y_{nt} - y_{n(t-1)})}) \quad (1)$$

결정변수 y_{nt} 는 시점 0부터 t 까지 타깃 n 을 가장 최근에 감지한 시점을 의미한다. y_{nt} 정의에 따라 만약 $y_{nt} \neq y_{n(t-1)}$ 이면, 적어도 하나의 에이전트가 시점 t 에서 타깃 n 을 감지했음을 의미한다. 또한, $y_{nt} - y_{n(t-1)}$ 기간 동안 적어도 타깃 n 에서 1회 이상 사건이 발생할 확률은 지수분포를 활용해 $1 - e^{-\lambda_n(y_{nt} - y_{n(t-1)})}$ 로 표현되고, 이를 모든 시점에서의 확률을 합하면 식 (1)로 표현된다. 모든 타깃에서의 효용함수를 합한 식 (2)가 본 감지 문제의 목적함수로 사용된다. 포아송 프로세스 기반의 사건 발생 확률 변화를 고려한 에이전트-타깃 감지 문제의 수리적 모형은 2.2절에서 제시한다.

$$\sum_{n \in N} U_n := \sum_{n \in N} \sum_{t=1}^T (1 - e^{-\lambda_n(y_{nt} - y_{n(t-1)})}) \quad (2)$$

2.2 감지 효용의 최대화를 달성하기 위한 감지 문제의 수리적 모형

사건 발생 확률 변화를 고려한 에이전트-타깃 감지 문제의 수리적 모형을 제시한다. 수리적 모형에 사용되는 인덱스, 모수 및 결정변수는 다음과 같다.

Indices:

- $N(n, m \in N)$: 타깃(노드)의 집합
 $A(i \in A)$: 에이전트의 집합
 $t \in \{0, 1, \dots, T\}$: 0부터 T 까지의 시간

Parameters:

- D_{nm} : 타깃 n 에서 m 까지의 이동시간

Decision variables:

- x_{nt}^i : 에이전트 i 가 t 시점에 타깃 n 에 위치해 감지하는 경우 1, 아니면 0인 이진 변수
 y_{nt} : 시점 0부터 t 까지 타깃 n 을 가장 최근에 감지한 시점 ($0 \leq y_{nt} \leq t$)
 가정사항은 다음과 같다.
- 에이전트의 감지는 $t \in \{0, 1, \dots, T\}$ 기간 내에 진행된다. $n=0$ 은 depot를 의미하고, 0 시점에 모든 에이전트는 depot에서 출발한다.
 - 기간 내 시점을 이산적(discrete)으로 표현하며, 에이전트는 특정 시점에 하나의 타깃에 도달하는 경우, 바로 감지를 진행하고 이 과

$$\max \sum_{n \in N} U_n := \sum_{n \in N} \sum_{t=1}^T (1 - e^{-\lambda_n(y_{nt} - y_{n(t-1)})}), \quad (3)$$

$$\text{s.t. } y_{n0} = 0, \forall n \in N \quad (4)$$

$$y_{n(t-1)} \leq y_{nt} \leq t, \forall n \in N, 1 \leq t \leq T \quad (5)$$

$$y_{nt} \leq t \sum_{i \in A} x_{nt}^i + y_{n(t-1)}, \quad (6)$$

$$\forall n \in N, 1 \leq t \leq T$$

$$\sum_{n \in N} x_{nt}^i \leq 1, \forall i \in A, 1 \leq t \leq T \quad (7)$$

$$x_{00}^i = 1, \forall i \in A \quad (8)$$

$$(t + D_{nm})x_{nt}^i \leq t' x_{nt'}^i + (1 - x_{nt'}^i)(t + D_{nm}), \quad (9)$$

$$\forall i \in A, n, m \in N, t < t'$$

$$x_{nt}^i \in \{0, 1\}, \forall i \in A, n \in N, 1 \leq t \leq T \quad (10)$$

$$y_{nt} \in \{0, 1, \dots, t\}, \forall n \in N, t \in \{0, 1, \dots, T\} \quad (11)$$

정은 한 단위시간 동안 다 완료된다.

- 타깃 n 에서 다른 타깃 m 으로 이동할 때 모든 에이전트의 이동속도, 방향 및 패턴이 같다고 가정한다. 즉, 걸리는 이동시간 D_{nm} 은 모든 에이전트에서 동일하고, 단위시간의 정수배로 표현되도록 설정한다.

본 연구에서 다루는 에이전트-감지 문제의 수리적 모형은 식 (3)-(11)로 구성된다. 식 (3)은 본 모형의 목적함수로, 에이전트가 특정 타깃에 도달해 감지하게 되면 사건 발생 확률값을 기반으로 한 효용을 얻게 되고, 모든 타깃으로부터 효용을 더해 구한 값을 최대화하는 것을 의미한다. 식 (4)-(6)은 y_{nt} 의 정의를 만족하기 위해 도입된 제약조건이다. 만약 시점 t 에서 타깃 n 에 어떠한 에이전트도 위치하지 않으면 $\sum_{i \in A} x_{nt}^i = 0$ 이 되고, $y_{n(t-1)} = y_{nt}$ 가 된다. 반면에 적어도 하나의 에이전트가 시점 t 에서 타깃 n 에 위치하면, $\sum_{i \in A} x_{nt}^i \geq 1$ 이 되고 $y_{n(t-1)} = t$ 가 된다. 식 (7)은 에이전트 i 는 시점 t 에서 최대 1개의 타깃에 위치하고 감지함을 의미하는 제약조건이다. 식 (8)은 첫 번째 가정사항인 depot에서의 에이전트 위치를 설명하는 제약조건이다. 식 (9)는 에이전트가 타깃 n 에서 m 으로 이동하는 경우 이동시간에 맞게 시점이 설정되는 제약식을 의미한다. 식 (10)은 이진 변수로 표현되는 결정변수 x_{nt}^i 를, 식 (11)은 정수 변수로 표현되는 결정변수 y_{nt} 를 의미한다.

본 에이전트-타깃 감지 문제는 정수 변수로 이루어진 정수 최적화(integer programming)이자, 주어진 기간 내 에이전트의 이동 경로를 찾는 문제임에 따라 조합 최적화로 표현된다. 따라서, 본 문제는 NP-난해 문제로(Wandelt et al., 2021), 에이전트와 타깃의 수가 커질수록 계산 복잡도가 기하급수적으로 커져 빠른시간 내에 최적해 혹은 근사 최적해를 찾기 위한 문제 해결 방법론의 개발이 필요하다(Yun and Chuluunsukh, 2019; Zhong and Xing, 2023). 3장에서는 본 문제의 목적함수가 하위모듈성을 만족함을 증명하고, 특성을 활용한 휴리스틱 알

고리즘을 제안한다.

3. 하위모듈성 활용 근사 알고리즘

하위모듈성은 정의역이 해 집합의 부분 집합을 의미하고 공역이 실수를 나타내는 함수인 집합 함수(set function)에서 정의된다. 본 에이전트-타깃 감지 문제에서는 주어진 시간 내 모든 에이전트의 가능한 이동 경로 중 제약조건을 만족한 경로의 집합을 정의역으로 정의되며, 정의역의 결과에 모든 y_{nt} 값을 계산할 수 있으며 이를 활용해 목적함수 값을 도출할 수 있다. 하위모듈성은 Def. 1과 같이 정의한다.

Def. 1 집합 E 의 임의의 두 부분 집합 E_1, E_2 가 있고, $E_1 \subset E_2 \subseteq E$ 라 하자. $e \notin E_2$ 인 임의의 원소가 존재할 때, 집합 함수 f 가 $f(\{e\} \cup E_2) - f(E_2) \leq f(\{e\} \cup E_1) - f(E_1)$ 를 항상 만족한다면 집합 함수 f 는 하위모듈성을 갖는다고 정의한다.

하위모듈성은 집합 함수의 입력값에 원소가 하나 추가되면서 얻을 수 있는 한계 이익(marginal gain)이 부분 집합의 크기가 커짐에 따라 감소한다는 것을 의미한다. 본 에이전트-타깃 감지 문제의 목적함수가 부분 집합의 크기가 커질수록 목적함수값이 증가하는 단조 증가(monotone increasing)와 하위모듈성을 만족함을 Thm. 1에서 보인다. 이 때, 제약조건을 만족하는 임의의 해 집합 S 가 있다면, 모든 에이전트의 경로에 대한 정보를 담고 있다. 이를 활용해 모든 y_{nt} 값을 계산하고, 그 결과 목적함수값을 도출할 수 있다.

Thm. 1 에이전트-타깃 감지 문제의 목적함수는 단조 증가와 하위모듈성을 만족한다.

Proof. 함수의 합은 단조 증가와 하위모듈성을 모두 유지하므로, 하나의 타깃 n 을 고려한 효용함수 U_n 에서 두 가지의 특징을 만족하는지

살펴본다. 제약조건을 만족하는 두 개의 임의의 해집합 $S_1 \subset S_2$ 가 있다고 하자. S_1 의 결과, 타깃 n 을 감지한 시점을 모두 모은 집합을 $T_1 = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$ 이라고 가정하자. 그리고, S_2 의 결과를 통해 타깃 n 을 감지한 시점을 모두 모은 집합 T_2 라고 하고, 이는 해집합의 조건에 의해 T_1 시점 이외에 추가로 감지가 진행됨을 의미한다. $U_n |_{T_c}$ 를 T_c 시점에서 감지된 타깃 n 의 효용값이라고 정의하자. 효용함수 U_n 는 지수분포의 누적분포함수이고, 이는 증가함수이자 오목함수임이 밝혀져 있어 $U_n |_{T_2} \geq U_n |_{T_1}$ 을 만족해, 단조 증가임을 알 수 있다.

증명의 단순화를 위해 $T_2 - T_1 = \{tp\}$ 이고, $tq \in T_2$ 라 하자. 그리고 T_1 에서 두 개의 감지 시점을 ta, tb 이라 하고, 이 둘 사이에는 감지가 없었다고 하자. $ta \leq tp \leq tq \leq tb$ 라 할 때, 부등식 $U_n |_{T_2 \cup \{tq\}} - U_n |_{T_2} \leq U_n |_{T_1 \cup \{tq\}} - U_n |_{T_1}$ 을 만족하면 모듈성을 증명할 수 있다.

$$\begin{aligned} & U_n |_{T_1 \cup \{tq\}} - U_n |_{T_1} \\ &= (1 - e^{-\lambda_n(tq-ta)}) + (1 - e^{-\lambda_n(tb-tq)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tb-ta)}) \\ & U_n |_{T_2 \cup \{tq\}} - U_n |_{T_2} \\ &= (1 - e^{-\lambda_n(tp-ta)}) + (1 - e^{-\lambda_n(tq-tp)}) + (1 - e^{-\lambda_n(tb-tq)}) \\ &\quad - (1 - e^{-\lambda_n(tp-ta)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tb-tp)}) \\ &= (1 - e^{-\lambda_n(tq-tp)}) + (1 - e^{-\lambda_n(tb-tq)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tb-tp)}) \end{aligned}$$

즉, 모듈성을 만족하기 위해 아래 식이 만족해야한다.

$$\begin{aligned} & (1 - e^{-\lambda_n(tq-tp)}) + (1 - e^{-\lambda_n(tb-tq)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tb-tp)}) \\ & \leq (1 - e^{-\lambda_n(tq-ta)}) + (1 - e^{-\lambda_n(tb-tq)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tb-ta)}) \end{aligned}$$

다시 구성하면,

$$\begin{aligned} & (1 - e^{-\lambda_n(tb-ta)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tb-tp)}) \\ & \leq (1 - e^{-\lambda_n(tq-ta)}) - (1 - e^{-\lambda_n(tq-tp)}) \text{이다.} \end{aligned}$$

함수 $g(x) := (1 - e^{-\lambda_n(x)}) - (1 - e^{-\lambda_n(x-w)})$, w 는 양의 실수라고 정의하자. $x_1 = tq - ta$, $x_2 = tb - ta$

그리고 $w = tp - ta$ 로 설정하면, 위의 부등식은 $g(x_2) \leq g(x_1)$ 으로 치환할 수 있다. 함수 $g(x)$ 는 $x \geq 0$ 에서 $g'(x) < 0$ 를 만족하므로 감소함수임을 알 수 있다. $x_1 \leq x_2$ 이므로, $g(x_2) \leq g(x_1)$ 를 만족해 $U_n |_{T_2 \cup \{tq\}} - U_n |_{T_2} \leq U_n |_{T_1 \cup \{tq\}} - U_n |_{T_1}$ 인 하위모듈성을 만족한다. ■

사건 발생 확률 변화를 고려한 에이전트-타깃 감지 문제의 전략을 효율적으로 구하기 위해 휴리스틱 알고리즘을 제안한다. 목적함수의 하위모듈성을 확인했다면, 빠른 시간내에 해결할 수 있는 그리디 기반(greedy-based)의 알고리즘으로도 해의 강건성(robustness)을 보일 수 있다. 즉, 알고리즘으로 구한 가능해의 성능이 최적해의 성능에 얼마만큼을 보장해주는지를 의미하는 근사 비율(approximation ratio)을 도출할 수 있어 유의미하다. 그리디 기반의 알고리즘으로 간단한 근사 절차는 Fig. 1과 같다.

제시한 알고리즘은 의사결정 시 현재 상황에서 가장 최상의 결과를 달성하는 전략을 선택하는 그리디 기반의 알고리즘이다. 시점 0에서 시작해, 각 에이전트가 depot에 있거나 특정 타깃에서 감지를 끝내고 이동이 가능한 경우, 현재 상황에서 한계 이익이 가장 높은 타깃을 선정해 이동하는 과정을 진행한다. 각 에이전트는 현재 상황에서 한계 이익이 최대가 되는 타깃으로 이동해 감지하는 과정을 시점 T 에 도달할 때까지 반복한다.

```

For  $t = 0, 1, 2, \dots, T$ 
  For  $i = 1, 2, \dots, |A|$ 
    If 에이전트  $i$ 가  $t$ 시점에 이동 중이 아님,
      then 현재 상황에서 한계 이익이 가장 높은
        타깃  $n^*$ 을 감지하러 이동;
    If  $n^*$ 으로 이동 중에 시점  $T$  초과,
      then 에이전트  $i$  임무 종료;
    Else continue;
    
```

Fig. 1 Greedy-based approximation algorithm

각 에이전트는 매 의사결정 시 최대 $|N|$ 번의 한계 이익을 계산해야하고, 이를 시점 T 까지 진행하므로 알고리즘의 최대 계산 횟수는

$|N| \cdot |A| \cdot T$ 로 다항시간(polynomial time) 내에 해를 찾을 수 있다. 목적함수가 하위모듈성의 특성을 갖는 최대화 문제에서 그리디 기반의 알고리즘을 활용하는 경우, 가능해의 성능에 대한 이론적 근사 비율이 $(1 - 1/e)$ 혹은 그 이상을 만족한다는 연구들이 기존에 제시되었다 (Qu et al., 2019; Rajaraman and Vaze, 2019; Lee et al., 2021; Kim, 2022b). 이론적 근사 비율과 자세한 증명과정은 위의 문장에서 언급된 논문에서 찾아볼 수 있다. 4장에서는 다양한 수치 실험을 통해 제안한 알고리즘의 효과성과 효율성을 제시한다.

4. 수치실험

4.1 실험 설정

사건 발생 확률 변화를 고려한 에이전트-타깃 감지 문제를 다루기 위해 본 연구에서는 그리디 기반의 알고리즘을 제안하였다. 목적함수의 하위모듈성의 특성을 이용하여 이론적인 근사 비율을 제시하였으나, 실험적으로도 알고리즘의 효과성과 효율성을 살펴보기 위해 여러 dataset을 이용하여 성능을 분석한다. 크게 네 가지의 Case에서 진행하고, 각 Case 별 무작위로 생성된 열 개의 data를 사용해 결과를 분석한다. 이는 Table 1에서 제시한다. 이동식 에이전트로 여러 타깃들을 감지하는 문제의 특성상 현실성을 반영해, $|A| < |N|$ 으로 설정해 실험을 진행하였다. 타깃은 4×4 의 2차원 공간 내 무작위로 위치하며, depot는 $(0, 0)$ 으로 설정한다. D_{nm} 의 경우, 단위시간의 정수배로 표현하기 위해 타깃 n 에서 m 까지의 유클리디안 거리(Euclidean Distance)를 내림해 정수로 표현하였다.

4.2 실험 결과분석

에이전트-타깃 감지 문제의 네 가지 Case에 대한 실험 결과는 Table 2에서 제시된다. 수치 실험은 동일한 컴퓨터 환경(CPU: Intel(R) Core

Table 1 Parameter setting

Parameter	Setting Value
(A , N , T)	Case 1: (2, 5, 10)
	Case 2: (2, 7, 15)
	Case 3: (3, 7, 20)
	Case 4: (3, 10, 25)
λ_n	U[0.4, 0.8]
D_{nm}	$\text{floor}(\ P_n - P_m\)$ * $P_{n(m)}$: position of target $n(m)$

(TM) i5-10500, RAM: 16GB, OS: Windows 10)에서 진행되었다. ‘Python 3’ 프로그래밍 언어를 사용해 휴리스틱 알고리즘을 고안하였으며, 수리적 모형은 최적화 소프트웨어인 CPLEX Python application programming interface를 활용한 수치 실험을 제시한다. 최적화 소프트웨어를 활용한 최적해의 도출은 에이전트와 타깃의 수가 커질수록 계산시간이 기하급수적으로 늘어나므로, 본 실험에서는 3,600초(1시간)으로 제한하여 제한 시간 내 최적해를 도출할 수 있는 Case로 수치 실험을 진행하였다. Table 2에 제시된 수치는 무작위로 생성된 data를 이용해 나온 결과의 평균값을 의미한다.

Table 2의 결과를 살펴본다. “GAP”은 최적화 소프트웨어를 활용해 최적 목적함수값과 알고리즘에서 도출한 목적함수값의 비율 차이를 의미한다. Case 1의 경우 0.1% 정도의 결과를, 네 가지 Case에서 평균적으로 최적해에 비해 3.3%

이내의 비율 차이를 보였다. 이러한 결과는 본 연구에서 제안한 알고리즘의 성능이 충분히 우수함을 알 수 있다. Case 1에서 Case 4로 갈수록 $|A|, |N|, T$ 값이 커짐에 따라 계산 시간이 증가함을 알 수 있다. 최적화 소프트웨어를 활용할 경우, 평균적으로 Case 1에서 4.48초 정도의 합리적인 계산 시간을 보였으나 Case 4에서는 1,300초 이상의 높은 계산 시간을 나타냈다. 에이전트 및 타깃 수의 증가로 계산 시간의 기하급수적인 증가를 확인할 수 있다. 반면에, 알고리즘의 경우 Case 1에서 0.001초 이내, Case 4에서도 0.031초 이내로 해를 도출할 수 있어 상대적으로 빠른 시간 내 효과적인 해를 구할 수 있고, 증가 수준도 최적화 소프트웨어에 비해 낮았음을 확인할 수 있다.

Case 4 이상의 데이터의 경우, 최적화 소프트웨어를 통한 계산 시간이 제한 시간을 초과하고, 제한 시간 내 가능해를 찾지 못하는 경우도 확인할 수 있다. 좀 더 큰 사이즈의 dataset을 활용해 알고리즘의 계산 시간을 제시한 결과는 Table 3과 같다.

각 $(|A|, |N|, T)$ 당 열 개의 data를 이용해 평균을 낸 값이며, ‘CT’는 계산 시간을 의미하고 ‘VAR_CT’는 계산 시간의 분산 값을 의미한다. $|A|, |N|, T$ 값이 증가할수록 계산 시간과 분산의 값은 증가하지만, (7, 25, 30) 규모의 Case에서도 3초 이내에 해를 도출할 수 있다. data 별 계산 시간의 변동성은 ‘SIGMA^2_CT’에서 알 수 있듯이, 값이 0.002 이내로 같은 $(|A|, |N|, T)$ 에서는 계산 시간의 변동성이 크지 않음을 알 수 있다.

Table 2 Experiment Results

	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4
GAP (1- U_{ALG} / U_{OPT})	0.001	0.019	0.021	0.033
Computation time (sec) in MINLP	4.48	86.4	136.5	1380.5
Computation time (sec) in Algorithm	0.002	0.006	0.014	0.031

Table 3 Computation times in Algorithm

(A , N , T)	CT	VAR_CT
(4, 10, 25)	0.16	0.0001
(5, 15, 25)	0.46	0.001
(6, 20, 30)	1.34	0.002
(7, 25, 30)	2.43	0.002

5. 결론

본 논문에서는 사건 발생 확률에 따른 감지 효율의 최대화를 달성하기 위한 에이전트-타깃 감지 문제를 제시하였다. 현실적인 문제를 구성하기 위해 타깃의 경우 시간에 따라 사건 발생 확률이 변하도록 설정하였고, 이는 포아송 프로세스(Poisson process) 기반의 확률적 프로세스(stochastic process)를 도입하였다.

감지 문제의 수리적 모형을 구성하였는데, 목적함수는 모든 타깃의 사건 발생 확률값의 합으로 포아송 프로세스를 활용해 지수분포 형식으로 표현되어 비선형(non-linearity)이고, 에이전트의 이동 경로에 대한 제약조건을 포함해 NP-난해(NP-hard)임을 확인하였다. 목적함수의 비선형성과 NP-난해 문제로 인해, 효율적인 시간 내에 효과적인 해를 찾기 위해 휴리스틱 기반의 문제 해결 방법론이 필요성이 강조된다. 본 연구에서는 하위모듈성(submodularity)의 특성을 갖는 목적함수임을 증명하였고, 이를 활용해 그리드 기반의 휴리스틱 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 근사 알고리즘으로 문제의 크기가 증가하더라도 적절한 계산 시간 내에 해를 도출할 수 있으며, 해의 성능 역시 이론적으로 보장하는 근사 비율을 확인하였다.

다양한 수치 실험을 통해 최적화 소프트웨어를 통한 최적해 성능과 거의 유사한 알고리즘의 성능을 보였다. 또한, 계산 시간 측면에서는 에이전트와 타깃의 수가 커질수록 기하급수적으로 증가해 1시간의 제한 시간 내 가능해를 찾지 못할 수 있는 최적화 소프트웨어와 달리 0.001초

에서 3초 이내로 해를 도출하였다는 점에서 효율성 측면에서의 우수성 역시 확인하였다. 본 연구에서 제안한 알고리즘은 감지 문제외에도 하위모듈성의 특징을 갖는 목적함수가 있는 최적화문제에서도 적용할 수 있다는 점에서 활용 가능성이 높다.

본 연구에서 제안한 알고리즘은 에이전트-타깃 문제를 해결하는 데 있어 이론적/실험적 우수성을 보였으나, 에이전트의 특성에 맞는 구체화된 모형을 구성할 필요가 있다. 예를 들어, 에이전트는 에이전트 자체의 기계적 한계나 주변 환경으로 인한 고장 발생 등의 불확실성이 존재하게 되는데 이를 반영한 모형을 추후 연구 방향으로 진행해 개발한다면, 불규칙한 상황에서 안정성이 있는 감지 전략을 제안할 수 있다.

References

- Alotaibi, K. A., Rosenberger, J. M., Mattingly, S. P., Punugu, R. K. and Visoldilokpun, S. (2018). Unmanned Aerial Vehicle Routing in the Presence of Threats, *Computers and Industrial Engineering*, 115, 190-205.
- Carron, A., Todescato, M., Carli, R., Schenato, L. and Pillonetto, G. (2015, July). Multi-agents Adaptive Estimation and Coverage Control using Gaussian Regression, In *2015 European Control Conference (ECC)* (pp. 2490-2495). IEEE.
- Chen, B., Cheng, H. H. and Palen, J. (2009). Integrating Mobile Agent Technology with Multi-agent Systems for Distributed Traffic Detection and Management Systems, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 17(1), 1-10.
- Harwin, S. and Lucier, A. (2012). Assessing the Accuracy of Georeferenced Point Clouds Produced via Multi-view Stereopsis from Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Imagery, *Remote Sensing*, 4(6), 1573-1599.
- Herzog, R., Riedel, I. and Uciński, D. (2018).

- Optimal Sensor Placement for Joint Parameter and State Estimation Problems in Large-scale Dynamical Systems with Applications to Thermo-mechanics, *Optimization and Engineering*, 19, 591-627.
- Huang, L., Qu, H. and Zuo, L. (2018). Multi-type UAVs Cooperative Task Allocation under Resource Constraints, *IEEE Access*, 6, 17841-17850.
- Ihler, A., Hutchins, J. and Smyth, P. (2006, August). Adaptive Event Detection with Time-varying Poisson Processes, In *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 207-216).
- Jamil, M. S., Jamil, M. A., Mazhar, A., Ikram, A., Ahmed, A. and Munawar, U. (2015). Smart Environment Monitoring System by Employing Wireless Sensor Networks on Vehicles for Pollution Free Smart Cities, *Procedia Engineering*, 107, 480-484.
- Jung, J. (2007). Applying CSP Techniques to Automated Scheduling with Agents in Distributed Environment, *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 12(1), 87-94.
- Karlin, S. (2014). *A First Course in Stochastic Processes*, Academic press.
- Kim, G. (2022a). Multi Agents-multi Tasks Assignment Problem using Hybrid Cross-entropy Algorithm, *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 27(4), 37-45.
- Kim, G. (2022b). Approximation Algorithm for Multi Agents-Multi Tasks Assignment with Completion Probability, *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 27(2), 61-69.
- Liu, B., Brass, P., Dousse, O., Nain, P. and Towsley, D. (2005, May). Mobility Improves Coverage of Sensor Networks, In *Proceedings of the 6th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing* (pp. 300-308).
- Le Thi, H. A., Nguyen, D. M. and Dinh, T. P. (2012). Globally Solving a Nonlinear UAV Task Assignment Problem by Stochastic and Deterministic Optimization Approaches, *Optimization Letters*, 6(2), 315-329.
- Lee, J., Kim, G. and Moon, I. (2021). A Mobile Multi-agent Sensing Problem with Submodular Functions under a Partition Matroid, *Computers and Operations Research*, 132, 105265.
- Lee, J. H. and Shin M. I (2016). Stochastic Weapon Target Assignment Problem under Uncertainty in Targeting Accuracy, *The Korean Operations Research and Management Science Society*, 41(3), 23-36.
- Mohri, S. S. and Haghshenas, H. (2021). An Ambulance Location Problem for Covering Inherently Rare and Random Road Crashes, *Computers and Industrial Engineering*, 151, 106937.
- Pochwała, S., Anweiler, S., Deptuła, A., Gardecki, A., Lewandowski, P. and Przysiężniuk, D. (2021). Optimization of Air Pollution Measurements with Unmanned Aerial Vehicle Low-cost Sensor based on an Inductive Knowledge Management Method, *Optimization and Engineering*, 22, 1783-1805.
- Qu, G., Brown, D. and Li, N. (2019). Distributed Greedy Algorithm for Multi-agent Task Assignment Problem with Submodular Utility Functions, *Automatica*, 105, 206-215.
- Rajaraman, N. and Vaze, R. (2018). Submodular Maximization under a Matroid Constraint: Asking More from an Old Friend, the Greedy Algorithm, *arXiv preprint arXiv:1810.12861*.
- Rezazadeh, N. and Kia, S. S. (2021). A Sub-modular Receding Horizon Solution for Mobile Multi-agent Persistent Monitoring, *Automatica*, 127, 109460.

- Sun, X., Cassandras, C. G. and Meng, X. (2017, December). A Submodularity-based Approach for Multi-agent Optimal Coverage Problems, *2017 IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control (CDC)*, pp. 4082-4087.
- Thomas, T. and van Berkum, E. C. (2009). Detection of Incidents and Events in Urban Networks, *IET Intelligent Transport Systems*, 3(2), 198-205.
- Wandelt, S., Dai, W., Zhang, J., Zhao, Q. and Sun, X. (2021). An Efficient and Scalable Approach to Hub Location Problems based on Contraction, *Computers and Industrial Engineering*, 151, 106955.
- Yun, Y. S. and Chuluunsukh, A. (2019). Green Supply Chain Network Model: Genetic Algorithm Approach, *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 24(3), 31-38.
- Zhong, Y. M. and Xing, C. (2023). Optimization of Zero-carbon Supply Chain Network by Redistribution of E-scooter Sharing, *Journal of Korea Society of Industrial Information Systems*, 28(3), 21-29.



김 광 (Gwang Kim)

- 서울대학교 산업공학과 공학사
 - 서울대학교 산업공학과 공학박사
 - (현재) 조선대학교 경상대학 경영학부 조교수
- 관심분야: 생산운영관리, 최적화, 문제 해결 방법론 및 알고리즘 개발 등