

논문 2023-18-24

공간 상관성을 갖는 센서장에서 샐플리 값을 이용한 공정한 비트 할당

(Fair Bit Allocation in Spatially Correlated Sensor Fields Using Shapley Value)

변 상 선*
(Sang-Seon Byun)

Abstract : The degree of contribution each sensor makes towards the total information gathered by all sensors is not uniform in spatially correlated sensor fields. Considering bit allocation problem in such a spatially correlated sensor field, the number of bits to be allocated to each sensor should be proportional to the degree of contribution the sensor makes. In this paper, we deploy Shapley value, a representative solution concept in cooperative game theory, and utilize it in order to quantify the degree of contribution each sensor makes. Shapley value is a system that determines the contribution of an individual player when two or more players work in collaboration with each other. To this end, we cast the bit allocation problem into a cooperative game called bit allocation game where sensors are regarded as the players, and a payoff function is given in the criteria of mutual information. We show that the Shapley value fairly quantifies an individual sensor's contribution to the total payoff achieved by all sensors following its desirable properties. By numerical experiments, we confirm that sensor that needs more bits to cover its area has larger Shapley value in spatially correlated sensor fields.

Keywords : Sensor Field, Bit allocation, Shapley Value, Cooperative Game

1. 서 론

센서장 (sensor field)에서 공간 상관성 (spatial correlation)을 이용하면 적은 수의 센서로 더 많은 정보를 획득할 수 있고, 이는 네트워크 전체 수명과 데이터 집계 (data aggregation) 성능이 향상되는 결과를 가져온다 [1].

일부 연구에서 Task 할당 문제 [2], 비트 할당 (bit allocation) 문제 [3-5], 전송 파워 할당 (power allocation) 문제 [6]를 다룬바 있다.

기존의 연구들에서는 공간 상관 관계를 갖는 센서장에서 임의로 배치된 센서들 가운데 k 개의 센서가 배치될 최적의 위치를 찾는 문제 (sensor placement problem) [7-11], 또는, k 개의 센서를 선택하는 문제 (sensor selection problem) [12-14] 를 주로 다루었다. 이러한 문제들은 가장 기여를 많이 하는 센서부터 선택하거나 센서의 위치를 결정하는 탐욕 알고리즘 (greedy algorithm)을 사용하면, 비록 최적 해는 아닐 지라도 최적해에 근사한 해를 쉽게 구할 수 있다 [11].

이 논문에서는 각 센서와 퓨전 센터 (fusion center)간의 통신 채널에 비트를 할당하는 문제를 다루는데, 과거에 수행되었던 관련연구에는 [3-5]이 있다. 관련 연구 [3]에서는 MIMO (multiple-input multiple-output) 채널에서 각 센서

들의 전송 파워와 피드백 비트 할당 문제를 다룬다. 이 연구에서는 전송 채널 모델을 이용하여 전체 전송률 (transmission rate)을 최대화 하기 위한 전송 파워와 비트 할당 문제를 제안하는데, 센서 데이터의 공간 상관성을 이용하지는 않는다. 관련 연구 [4]에서는 센서들에게 할당 가능한 총 비트수가 제한되어 있을 때, 움직이는 목표물의 최적 위치 추적 성능을 위해 각 센서와 퓨전 센터간 통신 채널에 비트를 할당하는 문제를 다룬다. 위치 추적 성능은 각 센서들의 Fisher Information Matrix의 행렬식 (determinant)으로 정의된다. 관련 연구 [5]에서는 모든 센서에게 동일한 전송 비트 수를 할당하는 환경에서 전송 에너지 소모량과 탐지 정확도 제약을 만족시키는 최소 비트 수를 결정하는 문제를 다룬다. 관련 연구 [6]에서는 센서들의 정보 전송량에 비례하여 전송 파워를 할당 (power allocation) 문제를 다룬다.

이 논문에서는 인간의 접근이 불가능한 센서장 (전장의 적군 진영, 방사능 오염지역 등)에 공중 투하 등의 방법에 의해서 센서의 위치가 임의로 결정된 상황을 고려한다. 공간 상관성을 고려하면 각 센서들의 정보 획득에 기여하는 정도는 센서들의 위치에 따라 다르다 [1, 11]. 즉, 공간 상관 정도가 낮은 곳에 위치한 센서가 더 많은 정보를 제공한다. 따라서, 각 센서의 기여도를 정량화하여 이 기여도에 비례해서 비트를 할당하는 것이 타당하다.

비트 할당 문제에서는 각 센서가 배타적으로 제공하는 상

*Corresponding Author (ssbyun@cup.ac.kr)

Received: May 2, 2023, Revised: May 30, 2023, Accepted: Jun. 8, 2023.

S. S. Byun: Catholic University of Pusan (Assoc. Prof.)

※ 이 논문은 2020년도 부산가톨릭대학교 교내연구비에 의하여 연구되었음.

호 정보량에 맞게 비트를 할당하는 것이다. 이를 위해서는 각 센서의 전체 정보 획득량에 기여하는 정도를 정량화하고, 이 정량화된 수치에 비례하여 비트를 할당하는 것이 타당하다. 샘플리 값을 이용하면 각 센서의 기여 정도를 정량화할 수 있고, 앞서 기술한 샘플리 값이 만족하는 공리에 의해 공정한 비트할당이 가능해진다. 즉, 샘플리 값은 $v(N)$ 으로 정의되는 총 정보획득량을 실현하기 위해서 각 센서에게 얼마의 비트를 할당해야하는가에 대한 답을 준다.

센서 배치 문제나 선택 문제에서는 최소한의 센서를 배치 또는 선택하여 센서 응용프로그램이 요구하는 것 이상의 측정 성능을 얻는 것이 주목적이다. 하지만, 비트 할당 문제에서는 각 센서의 기여도를 정량화하고, 그 정량화된 기여도에 정확하게 비례하여 비트를 할당하는 것이 주목적이다. 즉, 더 많은 정보를 제공하는 센서에게 더 많은 비트를 할당하는 것이다.

이 논문에서는 기여도 정량화 방법으로 협력 게임이론(cooperative game theory)의 해결 개념(solution concept) 가운데 하나인 샘플리 값(Shapley Value) [15]을 사용한다. 샘플리 값은 게임에 참여하는 모든 플레이어들의 협력을 통해 얻어지는 전체 보수(payoff)에 대해, 각 플레이어가 그 전체 보수를 획득하는데 얼마나 기여했는가를 정량화 한다. 우리는 이 비트 할당 문제를 비트 할당 게임(bit allocation game)으로 정의하고 양도 가능 효용(transferable utility) 협력 게임의 형태로 표현한다.

센서장 임의의 위치에 센서들이 배치되어 있을 때, 이 전체 센서들이 주는 정보의 양은 센서가 배치되지 않은 지역에 대한 상호 정보량(mutual information)으로 정의한다. 여기서, 모든 센서들이 연합함으로써 획득하는 상호 정보량에 각 센서들이 얼마나 기여를 했는지 정량화하기 위해 샘플리 값을 사용하고, 이 샘플리 값에 비례하여 비트를 할당 한다.

샘플리 값에 의한 개별 센서의 정보 제공 기여도를 정량화하기 위해, 센서들의 연합(coalition)으로 얻어지는 정보량에 해당 센서가 연합에 참여함으로써 추가적으로 획득되는 정보의 양을 측정하고, 이를 모든 조합 가능한 연합에 대해 평균값으로 계산한다.

샘플리 값을 이용해 비트를 할당하면, 각 센서의 정보 제공 기여도에 정확히 비례하여 비트를 할당하게 되므로, 정보 제공량이 적은 센서에 필요 이상의 비트를 할당하는 문제를 피할 수 있다.

이 논문의 나머지는 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 샘플리 값의 개괄적인 내용에 대해서 기술하고, 3장에서는 비트 할당 문제를 비트 할당 게임이라는 협력 게임의 형태로 바꾸어 정의한다. 4장에서는 주요 수치 실험 결과에 대해서 기술하고, 마지막으로 5장에서 이 논문의 결론을 맺는다.

II. 샘플리 값

협력게임은 협력을 통해 얻어진 재화가 게임 참가자들에게 손실 없이 양도가 가능한 양도 가능 효용 게임

(transferable utility game)과 손실 없이 양도가 불가능한(non-transferable utility game)으로 나뉜다 [15]. 이 논문에서 다루고자하는 비트 할당 게임은 이득 함수(payoff function)가 개별 플레이어가 아닌 플레이어의 연합(coalition) 단위로 정의되므로 양도 가능 효용 게임이다.

정의 1: 양도 가능 효용 게임은 플레이어의 집합 $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 과 특성 함수(characteristic function) $v: 2^N \rightarrow \mathbb{R}$ ($v(\emptyset) = 0$)의 쌍 (N, v) 로 정의된다.

협력 게임 이론에서는 모든 플레이어의 연합을 대연합(grand coalition)이라고 한다. 대연합이 유지되면 모든 플레이어가 협력을 해서 이득을 얻으려한다. 여기서, 대연합이 유지되기 위해서는 대연합이 아닌 연합을 통해 취득하는 이득은, 대연합을 통한 이득보다 크지 않아야 한다. 이런 대연합을 유지시키는 이득의 할당을 코어(core)라고 한다.

정의 2: 양도 가능 효용 게임 (N, v) 에서 코어는 $C(N, v)$ 로 표기하고, 다음과 같이 정의 된다.

$$C(N, v) = \{x \in X^*(N, v) | x(S) \geq v(S), \forall S \subseteq N\}. \quad (1)$$

코어는 협력 게임이론의 대표적인 집합 값 해결 개념(set-valued concept)이므로, 코어 내에는 하나 이상의 이득 할당이 존재한다. 하지만, 양도 가능한 효용 게임에서는 대연합을 통해 획득한 이득이 각 플레이어에게 할당하는 방법에 대한 정의가 없다. 즉, 개별 플레이어의 이득 함수가 정의되지 않는다. 따라서, 각 플레이어가 대연합 이득 획득에 기여한 정도에 따라 공정하게 이득을 할당하는 별도의 해결 개념이 필요하다. 그리고, 이 이득 할당은 코어에 반드시 포함되어야 한다. 샘플리 값은 앞서 기술한 조건을 충분히 만족한다 [16].

정리 3: 게임 (N, v) 의 각 플레이어 $i \in N$ 는 샘플리 값을 갖으며 다음과 같이 계산된다.

$$\Phi_i = \sum_{S \subseteq N - \{i\}} \frac{(n - |S| - 1)! |S|!}{n!} \times \Delta_i v(S). \quad (2)$$

여기서, $\Delta_i v(S) = v(S \cup \{i\}) - v(S)$.

그리고, 다음과 같은 공리들(axioms)을 모두 만족시키는 유일한 값이다.

- 1) 유효 (efficiency): $\sum_{i \in N} \Phi_i(v) = v(N)$
- 2) 대칭 (symmetry): 플레이어 i 와 j 가 대칭이면 $\Phi_i(v) = \Phi_j(v)$.
- 3) 더미 (dummy): 플레이어 i 가 더미라면, 모든 $S \subseteq N$ 에 대해 $v(S \cup \{i\}) - v(S) = 0$ 이고, 즉, $\Phi_i(v) = 0$ 이다.
- 4) 기대가능 (desirability): 모든 $S \subseteq N - \{i, j\}$ 에 대해서 $v(S$

$U(i) \geq v(S \cup \{j\})$ 라면 플레이어 i 에게 분배되는 이득은 최소한 플레이어 j 에게 분배되는 이득보다 같거나 많아야 한다.

유효성이 의미하는 것은 대연합을 통해 획득한 모든 이득은 남김없이 플레이어들에게 모두 분배된다는 것이다. 대칭성이 의미하는 것은 기여도가 같은 플레이어들은 같은 이득을 분배 받는다는 것이다. 더미가 의미하는 것은 기여가 없는 플레이어는 이득을 분배 받지 못한다는 것이다. 기대가능성이 의미하는 것은 각 플레이어에게 분배되는 이득은 각 플레이어의 기여도에 비례한다는 것이다.

정의 4: 어떤 게임 (N, v) 가 아래의 성질을 만족한다면 concave (또는 submodular) 게임이라고 한다. 모든 $i \in N$ 에 대해서,

$$\Delta_i v(S) \geq \Delta_i v(T), \forall S \subseteq T \subseteq N - \{i\}. \quad (3)$$

Concave 게임에서 모든 플레이어 i 가 연합 S 에 기여하는 정도는 연합 S 의 부분 연합 $T(S \subseteq T)$ 에 기여하는 정도보다 더 크거나 같다는 것이다. Concave 게임의 코어는 공집합이 아니며, 샤프리 값은 반드시 코어에 속한다는 것이 이미 증명되어 있다 [17].

정리 5: Concave 게임에서 대연합을 통해 얻어진 이득을 샤프리 값으로 분배하면, 플레이어들이 그 어떤 다른 연합을 구성해도, 대연합보다 더 많은 개별 이득을 얻을 수 없다.

이 논문에서 다루고자 하는 비트 할당 게임은 concave 게임이고, 샤프리 값에 의해 결정된 비트 할당은 코어에 있다. 따라서, 샤프리 값으로 결정된 비트 할당은 정확하게 각 센서가 전체 정보 획득에 기여도하는 정도에 비례하고, 그 어떤 비트 할당보다 최소한 같거나 더 많은 정보를 획득할 수 있다.

III. 비트 할당 게임

비트 할당 게임을 정의하기에 앞서 비트 할당 문제를 다음과 같이 정의한다.

정의 6: 센서장에서 복수 개의 센서가 임의의 위치에 있을 때, 모든 센서들이 협력하여 획득한 정보량에 각 센서가 기여한 정도에 비례해서 할당 가능한 전체 비트를 각 센서들에게 할당한다.

그리고, 위 비트 할당 문제를 협력 게임의 형태로 다음과 같이 정의한다.

정의 7: 센서장에 각 센서 i 가 위치하고 있는 곳의 값 (센

서가 측정하고자 하는 값)의 확률 변수를 W_i (각 $W_i \sim N(0, 1^2)$ 로 가정)라고 하고, n 개의 센서가 배치되어 있을 때, $N = \{W_1, W_2, \dots, W_n\}$ 라고 하자. 비트 할당 게임 (N, v) 는 모든 $S \subseteq N$ 에 대해 아래와 같은 특성 함수로 정의된다.

$$v(S) = I(S; U^S). \quad (4)$$

여기서 U 는 모든 위치의 확률 변수의 집합을 의미한다.

식 (4)에서 표현된 특성 함수가 의미하는 것은 집합 S 에 속해있는 센서들이 (센서들이 위치하지 않은) 나머지 지역에 대해 주는 상호정보량이다. 즉, 센서가 위치한 곳은 정확한 측정이 가능하다고 가정하고, 센서가 없는 나머지 위치에 대해 어느 정도의 정보를 탐지할 수 있는지를 엔트로피로 표현한 것이다.

비트 할당 게임에서 이득 함수는 모든 가능한 연합 (즉, $S \subseteq 2^N$)에 대해서 동일한 형태로 정의되므로 양도 가능 효용 게임이다. 여기서 비트 할당 게임의 샤프리 값은 다음과 같이 기술된다.

$$\Phi_i(v) = \sum_{S \subseteq N - \{W_i\}} \frac{(n - |S| - 1)! |S|!}{n!} \times \Delta_i v(S). \quad (5)$$

여기서 $\Delta_i v(S) = v(S \cup \{W_i\}) - v(S)$ 이다.

식 (5)의 $\Delta_i v(S)$ 는 센서 i 가 연합 S 에 참여함으로써 얻어지는 추가 이득이다. 즉, 센서 i 가 연합 S 에 참여함으로써 추가로 얻어지는 상호 정보량이다. 샤프리 값은 이 추가적으로 얻어지는 정보의 양을 모든 가능한 연합에 대해 평균으로 계산한 것이다. 모든 센서들의 샤프리 값을 계산하고, 모두 더한 값은 $v(N)$ 과 같고 이는 샤프리 값의 첫 번째 공리인 유효를 만족한다.

비트 할당 문제에서는 더 많은 정보를 제공해주는 (즉, 정보의 총량 획득에 더 많은 기여를 하는) 센서에게 더 많은 비트를 할당하는 것이 당연하다. 여기서 각 센서에게 어느 정도의 비트를 할당하는 것이 합당함에 대한 의문이 생기고, 이 논문에서는 이 의문에 대한 답으로 샤프리 값에 의한 할당을 제안하는 것이다. 전체 M 비트를 센서들에게 할당할 수 있다고 할 때, 각 센서의 샤프리 값에 비례하여 식 (6)과 같이 할당한다. 즉, 각 센서 i 에게 할당되는 비트 수 Γ_i 는

$$\Gamma_i = M \frac{\Phi_i}{\sum_{W_i \in N} \Phi_i} \quad (6)$$

이다. 샤프리 값의 유효성에 의해 $\sum_{W_i \in N} \Phi_i = v(N)$ 이므로,

식 (6)이 의미하는 것은 센서들의 대연합을 통해 얻은 정보량 대비 각 센서의 샤프리 값을 비트로 환산하여 각 센서에게 할당하는 것이다. 비트는 정수로 표현되어야 하므로 Γ_i 의 정수화는 할당 가능한 전체 비트 수를 보고 (올림, 반올림, 버림을 통해) 적절하게 이루어져야 한다. 이 논문에서 진행

되는 수치 실험에서는 반올림을 적용한다.

가우시안 (Gaussian) 센서장을 고려하면, 상호 정보량과 엔트로피간의 관계 [18]에 의해

$$I(S;U\setminus S) = H(S) + H(U\setminus S) - H(U) \quad (7)$$

이고, 엔트로피의 정의에 의해

$$I(S;U\setminus S) = \frac{1}{2} \log \frac{|K_S| |K_{U\setminus S}|}{|K_U|} \quad (8)$$

이 만족된다. 여기서 K_S 는 전체 센서장의 공분산 행렬 (covariance matrix) K_U 의 원소 가운데 집합 S 에 속하는 확률변수간 공분산 원소들로부터 구성된 부분 행렬이고, $K_{U\setminus S}$ 는 센서가 위치하지 않은 지역에 대한 공분산 부분 행렬이다. 따라서, $\Delta_i v(S)$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\Delta_i v(S) = \frac{1}{2} \log \frac{|K_{A_i}||K_{\bar{A}_i}|}{|K_S||K_{\bar{S}}|} \quad (9)$$

여기서 $A_i = S \cup \{W_i\}$, $\bar{A}_i = U \setminus A_i$, $\bar{S} = U \setminus S$ 이다.

이 논문에서 사용하는 공분산 행렬은 아래의 식(10)으로 정의된 등방 (isotropic) 공분산 함수 [6]를 사용하여 생성한다.

$$K(i, j) = \frac{(2\pi - \gamma)(1 + \cos(r/2)) + \frac{3}{2} \sin(\gamma)}{3\pi} \quad (10)$$

여기서, $a > 0$ 일 때, $\gamma = a \|i - j\| < 2\pi$ 인 경우 식 (10)에 의해 공분산 값을 계산하고, 그렇지 않은 경우에 공분산 값은 0으로 한다. 이는 두 지점의 거리가 멀수록 낮은 상관관계를 갖도록 하고, 일정 거리 이상 떨어져 있으면 서로 독립으로 하기 위함이다. 이러한 공분산 행렬을 통해 센서로부터 멀리 떨어진 지역일수록 공간의 정보 획득이 어려워지게 할 수 있다.

이러한 공간 상관 관계를 갖는 센서장에서는 센서들의 위치에 따라, 식 (4)로 표현되는 정보의 총량이 달라지게 되고, 각 센서 별로 그 정보의 총량 획득에 기여하는 정도 역시 다르다. 센서 주변 측정 대상 값의 수의 따라 다르기는 하지만, 일반적으로, 주위에 다른 센서가 없는 지역에 있는 센서가 센서들이 밀집된 공간에 있는 센서보다 정보 획득에 더 많은 기여를 한다.

그림 1에서는 샐플리 값을 이용한 비트 할당 과정을 요약해서 보이는 다이어그램을 도식한다.

IV. 수치 실험 결과

이 논문에서 제안하는 비트 할당 방법의 효용성을 입증하기 위해 세 가지 간단한 수치 실험을 진행한다.

우선 공간 상관성을 갖는 센서장에서 센서의 위치에 따라 정보 획득 기여도에 차이가 있다는 것을 확인한다. 이를 위

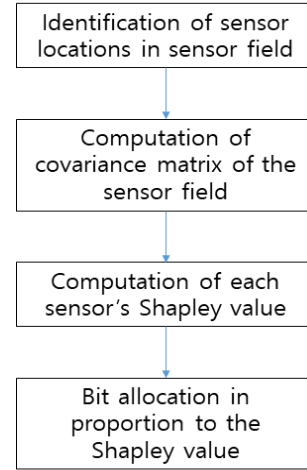


그림 1. 샐플리 값에 의한 비트 할당 과정
Fig. 1. A diagram that shows the bit allocation process via Shapley value.

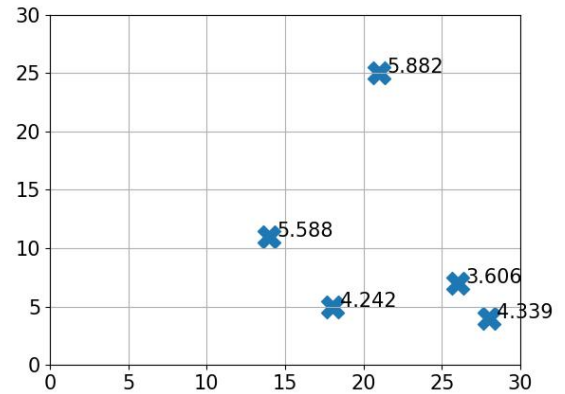
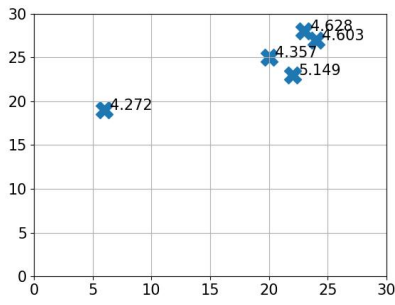


그림 2. 센서장에서 센서의 위치에 따른 샐플리 값
Fig. 2. The Shapley value of each sensor according to its location in an exemplary sensor field.

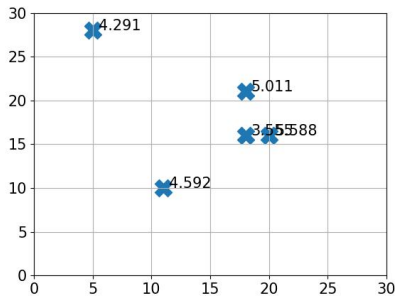
해 30×30 의 크기를 갖는 격자 (grid)형 센서장을 가정한다. 그리고, 임의의 위치에 5개의 센서를 배치하고, 각 센서의 샐플리 값을 계산한다. 그림 2에 그 결과를 도식하는데, 공간 상관 센서장에서 다른 센서들과 거리가 먼 곳에 위치한 센서가 더 큰 샐플리 값을 갖는 것을 알 수 있다.

다음은 샐플리 값의 유효성 공리가 비트 할당 게임의 이득 함수에서도 적용가능한지 실험을 통해 보인다. 4회에 걸쳐서 총 5개의 센서를 임의의 위치에 배치한 후, 모든 센서들의 샐플리 값의 합과 대연합 이득 함수 ($v(N)$)를 비교한다. 각 실험에서 결정된 센서들의 위치와 샐플리 값은 그림 3에 도식하고, 센서들의 샐플리 값의 합과 대연합 이득 함수는 표 1에 비교 기술한다.

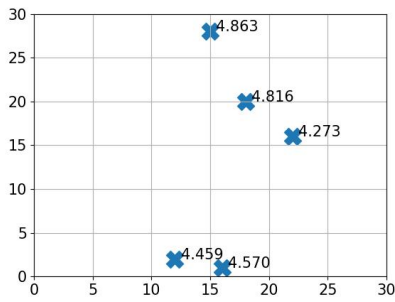
표 1에 기술되어 있듯이, 센서들의 샐플리 값의 합과 대연합의 이득 함수 값이 정확하게 같음을 알 수 있고, 이는 비트 할당 게임에서의 샐플리 값이 유효성 공리를 만족함을 보인다.



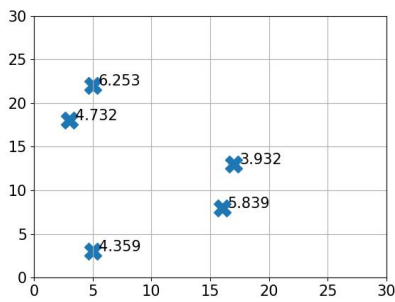
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 3. 비트 할당 게임에서 유효성 공리가 성립함을 보이기 위한 센서장 예시

Fig. 3. Exemplary sensor fields to show the efficiency axiom of Shapley value holds in the bit allocation game.

표 1. 그림 5에 도식된 각각의 센서장 예시에서 센서들의 샐플리 값의 합과 대연합의 이득 함수 값 비교를 통한 유효성 공리의 성립

Table 1. Illustration of the efficiency axiom by comparing the summation of the Shapley values and the payoff of the grand coalition in sensor fields shown in Fig. 5(a)~(d).

	$\sum_{i \in N} \Phi_i(v)$	$v(N)$
5(a)	23.010	23.010
5(b)	23.037	23.037
5(c)	22.981	22.981
5(d)	25.115	25.115

다음은 그림 2에 도식된 센서장에서 샐플리 값에 비례하여 각 센서에게 비트를 할당 했을 때, 얻을 수 있는 이득에 대해 수치 실험을 통해 보인다. 실험 결과는 그림 4에 명시되어 있으며, 센서들에게 균등하게 비트를 할당하였을 경우, 샐플리 값에 의한 비트 할당 보다 2번 센서의 경우 1비트가 많게, 4번 센서의 경우 1비트가 적게 할당된다. 많게 할당될 경우에는 센서가 제공하는 평균 정보량 필요이상으로 비트가 할당된 것이고, 적게 할당될 경우에는 평균 정보량보다 적게 할당되어 정보의 손실이 발생할 수 있다.

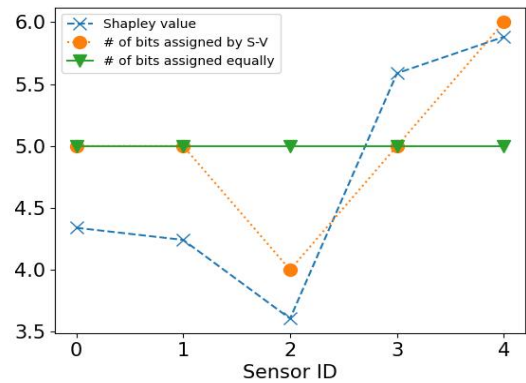


그림 4. 샐플리 값에 의한 비트 할당 결과
Fig. 4. Bit allocations via the Shapley value

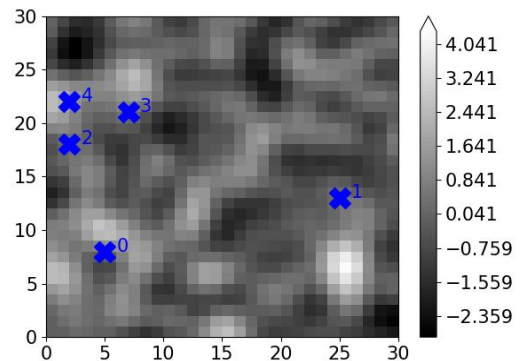


그림 5. 30 × 30의 크기를 갖는 격자형 무작위장과 임의로 배치된 센서들

Fig. 5. A random field with grid structure and 5 sensors randomly located therein

표 2. 각 센서의 평균 요구 비트수와 새플리 값의 비교
Table 2. Comparison of each sensor's demand bits and its Shapley value

센서	평균 요구 비트 수	새플리 값
0	12.45	5.160
1	12.75	5.308
2	8	3.086
3	12.05	5.363
4	8.45	4.070

다음 실험은 실제 무작위장 (random field)을 식 (10)을 이용하여 생성하고, 센서들의 위치에 따라 정보를 구분하기 위해 요구되는 최소 비트 수를 새플리 값과 비교한다.

30 × 30 크기를 갖는 격자형태의 무작위장을 생성하고, 각 격자점에 측정 대상 값을 공분산 행렬 (식 (10))을 이용하여 생성한다. 이러한 무작위장 생성을 20번 반복하여 얻는 평균을 각 격자점의 측정 대상 값으로 한다. 그리고, 5개의 센서를 임의의 위치에 그림 5와 같이 배치한다.

각 격자별로 가장 가까운 센서를 선정하고, 각 센서들이 측정해야 하는 값의 종류를 필요 비트 수로 환산하는데, 측정 대상 값을 적당히 양자화하기 위해 소수점 2번째 자리에서 반올림을 한다. 이 실험을 20번 반복하여 얻은 평균 요구 비트 수는 표 2에 각 센서의 새플리 값과 비교하여 기술한다.

그림 5에서 표현하고 있듯이, 센서 0, 1, 3이 다른 센서들에 비해 측정해야 하는 범위가 넓어 높은 요구 비트 수를 갖고, 이와 유사하게 높은 새플리 값을 갖는다. 즉, 새플리 값에 비례해서 비트 수를 할당하는 것이 타당함을 실제 센서장에서 확인할 수 있다. 물론, 새플리 값은 확률변수를 대상으로 계산이 되는 것이므로 실제 요구 비트 수와는 약간의 차이가 있을 수 있다.

V. 결론

공간 상관 관계를 갖는 센서장에서 센서들이 주는 총 정보의 양은 (센서가 배치된 지역의 정보는 100%의 확률로 정확하게 획득이 가능하다는 전제하에) 센서가 배치되지 않은 지역에 대한 정보 제공량으로 정의될 수 있다.

이 논문에서는 이러한 환경에서 앞서 정의된 정보 제공량을 획득하기 위해서 각 센서에게 어느 정도의 비트를 할당하는 것이 정당인가에 대한 문제를 다룬다. 공간 상관 관계를 갖는 센서장에서는 각 센서의 위치에 따라 센서가 제공해주는 정보의 양이 다르게 된다. 즉, 상대적으로 주변에 인접한 센서가 없는 센서가 더 많은 정보를 주게 된다. 따라서, 정보를 더 많이 주는 센서에게 더 많은 비트를 할당하는 것이 합당하다.

이를 위해서는 각 개별 센서가 주는 정보의 양을 정량화해야 하는데, 이 논문에서는 협력 게임이론의 해결 개념 가운데 하나인 새플리 값을 도입하고, 새플리 값에 비례하는 비트 할당 방법을 제안한다.

새플리 값은 각 센서가 기존 센서들의 연합에 추가됨으로

써 얻게 되는 정보의 이득을 모든 조합 가능한 연합에 대해 평균을 낸 것이다. 이를 통해, 각 센서가 전체 센서들로부터 획득되는 정보 획득에 얼마나 기여하는가를 정량화한다.

하지만, 새플리 값의 계산에는 많은 시간이 소모된다. 가용한 모든 센서 조합을 대상으로 계산이 이루어지기 때문에, 하나의 센서만 추가해도 계산 횟수가 기하급수적으로 증가한다. 이러한, 문제를 해결하기 위해 센서 조합의 일부를 무작위로 추출해 평균을 계산하는 무작위화 방법 (randomized method) [19]의 도입을 고려할 수 있다.

References

- [1] M. Kaur, A. Munjal, "Data Aggregation Algorithms for Wireless Sensor Network: A Review," *Ad Hoc Networks*, Vol. 100, No. 102083, 2020.
- [2] J. Wen, J. Yang, T. Wang, Y. Li, Z. Lv, "Energy Efficient Task Allocation for Reliable Parallel Computation of Cluster-Based Wireless Sensor Network in Edge Computing," *Digital Communications and Networks*, Article in Press, <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.06.014>.
- [3] S. Li, C. He, Y. Wang, Y. Zhang, J. Liu, T. Huang, "A Novel Joint Power and Feedback Bit Allocation Interference Alignment Scheme for Wireless Sensor Networks," *Sensors*, Vol. 17, No. 563, pp. 1-13, 2017.
- [4] E. Masazade, R. Niu, P. K. Varshney, "Dynamic Bit Allocation for Object Tracking in Wireless Sensor Networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 60, No. 10, pp. 5048-5063, 2012.
- [5] J. Luo, Y. Han, X. He, "Optimal Bit Allocation for Maneuvering Target Tracking in UWSNs with Additive and Multiplicative Noise," *Signal Processing*, Vol. 164, No. C, pp. 125-135, 2019.
- [6] Y. Wu, W. Liu, K. Li, "Power Allocation and Relay Selection for Energy Efficient Cooperation in Wireless Sensor Networks with Energy Harvesting," *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, Vol. 2017, No. 26, pp. 1-11, 2017.
- [7] A. Ponti, A. Candelieri, F. Archetti, "A New Evolutionary Approach to Optimal Sensor Placement in Water Distribution Networks," *Water*, Vol. 13, No. 1625, pp. 1-18, 2021.
- [8] M. Ghasemzadeh, A. Kefal, "Sensor Placement Optimization for Shape Sensing of Plates and Shells Using Genetic Algorithm and Inverse Finite Element Method," *Sensors*, Vol. 22, No. 9252, pp. 1-29, 2022.
- [9] V. AKbarzadeh, J-C. Levesque, C. Gagne, M. Parizeau, "Efficient Sensor Placement Optimization Using Gradient Descent and Probabilistic Coverage," *Sensors*, Vol. 14, pp. 15525-15552, 2014.
- [10] R. Soman, P. Malinowski, "A Real-Valued Genetic Algorithm for Optimization of Sensor Placement for Guided Wave-Based Structural Health Monitoring," *Journal of Sensors*, No. 961430, pp. 1-10, 2019.
- [11] C. Guestrin, A. Krause, A. Singh, "Near-Optimal

- Sensor Placement in Gaussian Processes,” Proceedings of ACM ICML, 2005.
- [12] D. Jung, Y. Dong, E. Frisk, M. Krysander, G. Biswas, “Sensor Selection for Fault Diagnosis in Uncertain Systems,” International Journal of Control, No. 1484171, pp. 1-11, 2018.
- [13] L. Zhao, S. Qu, Y. Yi, “A Modified Cluster-Head Selection Algorithm in Wireless Sensor Networks Based on LEACH,” EURASIP Journal of Wireless Communications and Networking, Vol. 2018, No. 287, pp. 1-8, 2018.
- [14] A. Kulkarni, J. Terpenney, V. Prabhu, “Sensor Selection Framework for Designing Fault Diagnostic System,” Sensors, Vol. 21, No. 6470, pp. 1-17, 2021.
- [15] B. Peleg, P. Sudholter, “Introduction to the Theory of Cooperative Games 2nd ed.,” Springer, 2007.
- [16] E. Winter, “The Shapley Value,” Handbook of Game Theory with Economic Applications, Vol. 3, pp. 2025-2054, 2002.
- [17] C. Trudeau, “Network Flow Problems and Permutationally Concave Games,” Mathematical Social Science, Vol. 58, No. 1, pp. 121-131, 2009.
- [18] T. M. Cover, J. A. Thomas, “Elements of Information Theory 2nd ed.,” Wiley-Interscience, 2006.
- [19] J. Castro, D. Gomez, J. Tejada, “Polynomial calculation of the Shapley Value Based on Sampling,” Computers and Operations Research, Vol. 36, No. 5, pp. 1726-1730, 2009.

Sang-Seon Byun (변상선)



1996 Department of Computer Science from Korea University (B.S.)

2002 Department of Communications System Technology from Korea University (M.S.)

2007 Department of Computer Science from Korea University (Ph.D.)

2014~Department of Computer Engineering from Catholic University of Pusan (Assoc. Prof.)

Career:

2007~2012 Research Scientist, NTNU (Norway)

2012~2013 Research Professor, GIST

2013~2014 Senior Researcher, DGMIF

Field of Interests: Cognitive Radio, UWB radar

Email: ssbyun@cup.ac.kr