

# 群知能を用いた複数自律移動体による 移動センシングクラスタの実機実装とその評価

新居 英志<sup>1,a)</sup> 西上 翔磨<sup>2</sup> 藤山 尚紀<sup>2</sup> 四方 博之<sup>3</sup> 滝沢 泰久<sup>4</sup>

概要：近年、人による作業が困難な環境や作業の自動化のため、自律移動体の活用が議論されている。このような自律移動体を用いて発生位置や数が不明である未知イベントの探索と処理を行う場合、自律移動体はイベントから発せられる物理情報をセンシングすることで探索を行い、その後イベントに対する能動的処理を行うことが求められる。我々は、これらの複数の未知イベントの探索・能動的処理を行う複数の自律移動体に対して群知能を拡張適用することにより、複数群を適宜構成し有限時間内により多くのイベントの探索・能動的処理を完了する移動センシングクラスタを提案している。本論文では、小型の自律移動ロボットである Raspberry Pi Mouse に移動センシングクラスタアルゴリズムを実装し、複数の未知イベントの探索・能動的処理にかかる時間を評価した。

## Implement and Evaluation of Mobile Sensing Cluster based on Swarm Intelligence with Multiple Autonomous Mobile Devices

NII EIJI<sup>1,a)</sup> NISHIGAMI SHOMA<sup>2</sup> FUJIYAMA NAOKI<sup>2</sup> YOMO HIROYUKI<sup>3</sup> TAKIZAWA YASUHISA<sup>4</sup>

### 1. はじめに

近年、人による作業が困難な環境や作業の自動化のため、自律移動体の活用が議論されている [1][2][3]。このような自律移動体を用いて発生位置や数が不明である未知イベントの探索と処理を行う場合、自律移動体はイベントから発せられる物理情報をセンシングすることで探索を行い、その後イベントに対する能動的処理を行うことが求められる。未知イベントの具体例として、有事の際の建造物の破損箇所の探索や要救助者の探索、人の立ち入りが困難である環境での資源探索などが挙げられ、能動的処理とは上記の事例における建造物の故障箇所の修理や要救助者の救助、資源の回収が相当する。これらの探索および能動的処理（以降、捕捉）はイベントの性質や探索・捕捉を行う自律移動体の活動時間の制約から、より速やかに行う必要がある。

我々は前述の要件を満たすために複数の自律移動体に群知能を適用した移動センシングクラスタを提案している [4]。移動センシングクラスタは複数の移動体間で無線通信によって情報共有を行い、群知能の一種である Particle Swarm Optimization(PSO)[5]を拡張適用し、適宜、動的に複数の群を構成することにより、短時間により多くの位置不明イベントを探索し捕捉することができる。

本論文では、実環境において複数の未知イベントが存在する環境を想定し、小型の自律移動ロボットである Raspberry Pi Mouse に移動センシングクラスタアルゴリズムを実装する。また、未知イベントを探索し捕捉を完了するまでの時間を、情報共有を行わない独立探索方式と比較評価し、実装方式の有効性を示す。

本論文の以降の構成は、2章で関連研究を説明し3章で提案手法である突然変異型移動センシングクラスタの詳細を述べる。さらに、4章で実験結果を示し、5章で本論文の結論を述べる。

<sup>1</sup> 関西大学先端科学技術推進機構, Suita, Osaka, Japan

<sup>2</sup> 関西大学大学院理工学研究科, Suita, Osaka, Japan

<sup>3</sup> 関西大学システム理工学部, Suita, Osaka, Japan

<sup>4</sup> 関西大学環境都市工学部, Suita, Osaka, Japan

a) k207209@kansai-u.ac.jp

## 2. 関連研究

### 2.1 マルチエージェントシステムにおける合意問題

マルチエージェントシステムとは、複数のエージェントによって協調制御を行うシステムであり、センサネットワークやロボットの協調制御などの分野に対して応用が考えられている。マルチエージェントシステムにおいて、ロボットの収束速度や複数のセンサデータ値をある値へと収束させる問題のことを合意問題と呼ぶ [6][7]。個々のエージェントは通信範囲やセンシング能力が限定的で全体と情報共有ができないため、近傍エージェント間の局所的な相互作用によってシステム全体としての合意を得る。

合意はある1つの問題に対して形成され、複数の異なる問題に対して同時に合意を形成することは考慮されていない。

### 2.2 Reynolds Flocking Model

Reynolds Flocking Model は、1987年に Reynolds によって提案された群形成のアルゴリズム [8] で、鳥などが群れを形成する動きをコンピュータ上で、かつ単純なルールに基づいて再現する手法である。Reynolds Flocking Model では、各エージェントは整列、結合、分離の3つのベクトルを持ち、これらのベクトルに基づいて自身の進む方向を決定する [9][10]。個々のエージェントが近傍とのやりとりを行い、その相互作用によって群の形を保持することができる。

Reynolds Flocking Model は、複数のエージェントを離散させず、かつ適度な距離を保つことで一群として保持するアルゴリズムであるが、群としての探索機能はないため、位置が不明な目的地を探索することはできない。また、形成された群は、複数群への分離は考えられていない。

### 2.3 Particle Swarm Optimization

PSO(Particle Swarm Optimization : 粒子群最適化) とは、生物の集団行動をヒントにした複数の粒子に基づく目的探索アルゴリズムである [11][12]。PSO では各粒子が位置と移動ベクトルの情報を持ち、適応度関数により各粒子の位置を評価する。適応度関数によって得た評価値の中で、自身において過去最良となる評価値を得た位置情報であるパーソナルベスト (自己最良位置 : Personal Best) と、群全体において過去最良となる評価値を得た位置情報であるグローバルベスト (群最良位置 : Global Best) を考慮しながら目的解を探索する [13][14]。

## 3. 移動センシングクラスタ

### 3.1 移動センシングクラスタの前提条件

移動センシングクラスタでは、自己位置の推定が可能な

複数の自律移動体が無線通信によって情報共有を行い、イベントの探索・捕捉を行う。イベントは無線電波などのようにイベントの識別情報を有する物理情報を発するものとする。イベントから伝搬する物理情報の強度は距離に応じて減衰し、自律移動体は受信した物理情報強度と識別子に基づいて探索する。ただし、自律移動体は物理情報の到来方向は判別できないものとする。

### 3.2 移動センシングクラスタによる位置不明イベントの探索・捕捉メカニズム

#### 3.2.1 移動センシングクラスタの基本モデル

各移動体は、移動ベクトルと位置に関する以下の更新則を有する。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + p_i(t)(x_i^{Pbest}(t) - x_i(t)) + l_i(t)(x_i^{Lbest}(t) - x_i(t)) \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2)$$

以下、 $t$ :時刻、 $w$ :慣性重量、 $v_i(t)$ :時刻  $t$ における移動体  $i$ の移動ベクトル、 $p_i(t)$ :時刻  $t$ における移動体  $i$ のパーソナルベスト係数、 $l_i(t)$ :時刻  $t$ における移動体  $i$ のローカルベスト係数、 $x_i^{Pbest}(t)$ :時刻  $t$ における移動体  $i$ が検知したイベントの物理情報から推測されるイベントの位置 (パーソナルベスト)、 $x_i^{Lbest}(t)$ :時刻  $t$ における移動体  $i$ が近傍移動体の中で最もイベントに近いと評価した移動体の位置 (ローカルベスト) である。

式 (1) のパーソナルベスト ( $x_i^{Pbest}$ ) は、自身が検知したイベントの物理情報から推測されるイベントの位置とする。パーソナルベスト評価値が良くなった場合は自身の進行方向にイベントが存在すると判断し、悪くなった場合は進行方向とは逆方向にイベントが存在すると判断する。パーソナルベストを以下のように定式化する。

$$x_i^{Pbest}(t) = \begin{cases} |v_i(t-1)|(\cos(\alpha + \beta), \sin(\alpha + \beta)) + x_i(t) & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < E_i^{Pbest}(t-1) \\ -|v_i(t-1)|(\cos(\alpha + \beta), \sin(\alpha + \beta)) + x_i(t) & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $\alpha : v_i(t-1)$  が  $x$  軸となす角、 $\beta : [-\theta, \theta]$  の範囲で一樣乱数で決定される角度、 $E_i^{Pbest}(t)$ :時刻  $t$ における移動体  $i$ のパーソナルベスト評価値 (後述) である。

移動体間の情報共有には無線通信を用いるため、直接通信できる移動体の数は限定的となり、群全体でグローバルベストを決めることは通信量や通信遅延の観点から適切ではない。そのため、移動センシングクラスタでは PSO で用いられるグローバルベストは扱わず、無線通信範囲内の近傍移動体間でのみ情報共有を行い、近傍移動体の中で最

もイベントに近いと自身が評価した移動体の位置である近傍最良位置 (ローカルベスト:  $x_i^{Lbest}(t)$ ) を用いる。

移動センシングクラスタは、このパーソナルベストとローカルベストを用いて移動体群で探索を行う振る舞いを創発するために、個々の移動体の振る舞いを以下のように決定する。

- 群の中でリーダーとなる移動体は、自身で探索を進めるパーソナルベストの項のみを基に振る舞う
- リーダー以外のフォロワーは、他の移動体に追従するローカルベストの項のみを基に振る舞う

### 3.2.2 動的な群リーダーの選出

群リーダーは、近傍移動体間で最も現在位置がイベントに近い移動体を選出され、パーソナルベストの項に基づいて振る舞う。また、その他の移動体はフォロワーとなりローカルベストの項に基づいて振る舞う。上記の振る舞いを以下のように定式化する。

$$p_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

$$l_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

ここで、 $neighbor_i(t)$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  の近傍移動体集合である。

### 3.2.3 移動体が持つ評価値

動的な群リーダーの選出を行うために各移動体は自身の現在位置に関して次の3つの評価値を持つ。

- パーソナルベスト評価値 ( $E_i^{Pbest}$ )  
イベントから発せられた物理情報に基づき算出した値をパーソナルベスト評価値とする。パーソナルベスト評価値は次のように定式化する。

$$E_i^{Pbest}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} \{E_i^k(t)\} \quad (6)$$

ここで、 $discovery_i(t)$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  が検知した目的物集合、 $E_i^k(t)$ : 移動体  $i$  が持つ目的物  $k$  に対する評価値である。

- ローカルベスト評価値 ( $E_i^{Lbest}$ )  
自身の近傍移動体を持つ自己評価値 (後述) の中で最良の自己評価値である。ローカルベスト評価値を以下のように定式化する。

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j(t)\} \quad (7)$$

ここで、 $E_j(t)$ : 移動体  $j$  が持つ自己評価値である。

- 自己評価値 ( $E_i$ )  
自己評価値とは、イベントに対する自身の現在位置の

評価値である。群リーダーの移動体の自己評価値はパーソナルベスト評価値とする。フォロワーの自己評価値は、自身のローカルベスト評価値に基づいた評価値とする。自己評価値を以下のように定式化する。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest}(t) \\ \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ E_i^{Lbest} + C_i^{Lbest}(t) \\ \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

ここで、 $E_i(t)$ : 移動体  $i$  の持つ自己評価値、 $C_i^{Lbest}(t)$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  がローカルベストとする移動体までの接近度である。接近度とは、2つの移動体の距離やそれに対応する電波強度などであり、2つの移動体の接近具合を表す指標である。

各移動体は、上記の評価値を無線通信によるブロードキャストを用いて相互に交換し、3.2.2項に基づき群リーダーを選出する。

### 3.2.4 衝突抑制メカニズム

移動センシングクラスタでは Reynolds Flocking Model における反発ベクトルを拡張し、その反発ベクトルを3.2.1項の移動センシングクラスタの基本モデルに加えることで、衝突を回避した群形成を実現する。各移動体は近傍移動体に対して反発するようなベクトルを持ち、そのベクトルのノルムは自身と近傍移動体との距離に応じて決定される。つまり、近傍移動体との距離が近い場合は大きく反発し、距離が遠い場合は小さく反発する。

移動センシングクラスタにおける反発ベクトルを以下の式に示す。

$$\vec{S}_i(t) = c_{3i}(t) \sum_{j \in n} \frac{\vec{V}_{ji}(t)}{|V_{ji}(t)|(d_{ij}(t))^k} \quad (9)$$

ここで、 $\vec{S}_i(t)$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  の反発ベクトル、 $c_{3i}(t)$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  の反発係数、 $V_{ji}$ : 移動体  $j$  から移動体  $i$  へのベクトル、 $n$ : 移動体  $i$  の近傍移動体群、 $d_{ij}(t)$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  と移動体  $j$  の距離、 $k$ : 反発ベクトルにおけるノルム係数である。反発ベクトルを含んだ移動センシングクラスタにおける移動ベクトルと位置の更新則は以下ようになる。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + pb_i(t)(x_i^{Pbest}(t) - x_i(t)) + lb_i(t)(x_i^{Lbest}(t) - x_i(t)) + \vec{S}_i(t) \quad (10)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (11)$$

### 3.2.5 継続探索制御

移動センシングクラスタでは、任意のイベントの物理情報が一定時間受信できなかった場合に、イベントが捕捉さ

れ消滅したと判断し、現在のパーソナルベスト、ローカルベストを破棄し、探索フェーズに移行して他のイベントに対してパーソナルベスト、ローカルベストを再選択する。以上により、捕捉が未完了なイベントに対する新たな探索が開始され、継続的な探索が可能となる。

### 3.2.6 移動体間の無線通信

移動センシングクラスタでは移動体間における情報共有に無線通信を用いる。各移動体は無線による周期的なブロードキャストを行い、以下の情報を近傍移動体と交換する。この情報を移動体広告と呼ぶ。

- 現在位置
- パーソナルベスト評価値
- 自己評価値

### 3.3 複数群における動的分離メカニズム

探索において複数のイベントが存在する場合は、それぞれのイベントに対して群が複数に分離し探索を進めることが求められる。さらに、分離した群で効率的に探索を行うには、それぞれの群を構成する移動体数の偏りを抑制する必要がある。従って移動センシングクラスタでは、移動体間でイベントごとに群リーダーを選出すると共に、個々の移動体におけるパーソナルベスト、ローカルベストを決める際に、新たな指標として群れ度合いを導入する。これにより、群を分離し、かつそれぞれの群の構成移動体数の偏りを抑制する。

#### 3.3.1 複数群の分離

3.2.2 項において、群リーダーは1体の移動体を選出され1つの群が形成される。群を複数に分離するためには、移動体間で複数の  $v$  に対してそれぞれ群リーダーを選出する必要がある。そのため、群リーダーを、各イベントごとに最近傍である移動体とする。つまり、移動体間で群リーダーを選出する際に、移動体間のパーソナルベスト評価値の比較をパーソナルベストの対象とするイベントごとに行い、各イベントに対して最近傍である移動体をそれぞれ群リーダーとすることで群の分離を可能とする。上記の処理を以下のように定式化する。

$$pb_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

$$lb_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

ここで、 $E_i^{Pbest(K)}(t)$  : 時刻  $t$  においてイベント  $K$  を最近傍とする移動体  $i$  のパーソナルベスト評価値である。

次に、群の分離においてパーソナルベストの対象となるイベントの偏りを抑制するために、個々の移動体において

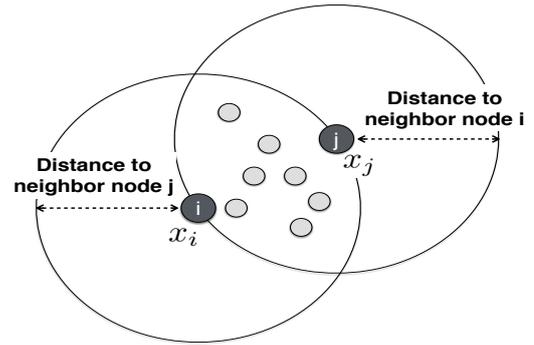


図 1: 近傍群れ度合い

Fig. 1 Swarm density in neighbor.

パーソナルベスト、すなわち、自身が最近傍と考えるイベントとその位置を決める際に、イベント群れ度合いを導入し、イベントへの距離に加えてイベントへの他の移動体の群れ度合いを考慮する。イベント群れ度合いとは、移動体  $i$  の近傍移動体においてイベント  $K$  をパーソナルベストの対象とする移動体数に群れ度合い係数を乗じたものである。イベント群れ度合いを用いたパーソナルベスト評価値の更新式を以下のように定式化する。

$$D_i^k(t) = \{x | x \in neighbor_i(t), P^k(x, t)\} \quad (14)$$

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} \{E_i^{Pbest(k)}(t) + c_4 |D_i^k(t)|\} \quad (15)$$

ここで、 $P^k(x, t)$  : 時刻  $t$  においてイベント  $k$  をパーソナルベストの対象とする移動体集合、 $D_i^k(t)$  : 時刻  $t$  における移動体  $i$  が持つイベント  $k$  に対するイベント群れ度合い集合、 $c_4$  : 群れ度合い係数である。

式 (15) から分かるように、多くの移動体がパーソナルベストの対象とするイベントは、イベント群れ度合いによりそのイベントに対する評価値が劣化し、パーソナルベストの対象とする移動体数が少ないイベントの評価値が相対的に高まる。すなわち、移動体がパーソナルベストの対象とするイベントの偏りを抑制することができる。

以上の2つの追加メカニズムにより、複数の群に分離し、かつ分離対象とするイベントへの偏りを抑制する。

#### 3.3.2 複数群構成移動体数の偏りの抑制

移動センシングクラスタでは、ローカルベスト評価値の決定において、近傍移動体の評価値に加えてその移動体間の移動体密度を指標とする近傍群れ度合いを導入し、分離した複数の群に追従する移動体数の偏りを抑制する。

近傍群れ度合いは、図1において移動体  $i$  を中心とする近傍移動体  $j$  までの距離を半径とする円と、移動体  $j$  を中心とする近傍移動体  $i$  までの距離を半径とする円の重なっている部分に存在する移動体数に群れ度合い係数を乗じた値である。近傍群れ度合いと、近傍群れ度合いを導入し

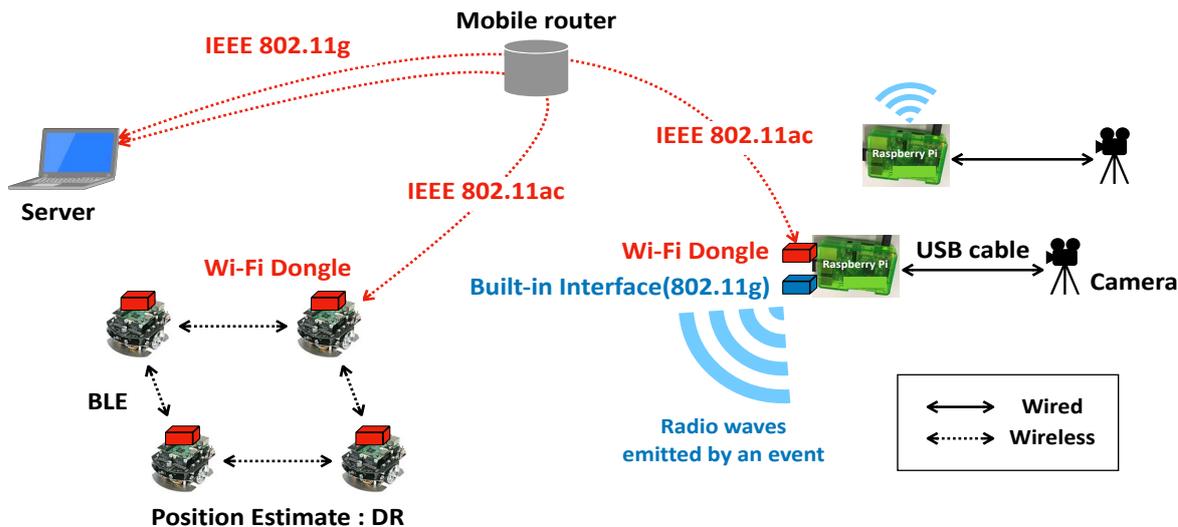


図 2: 本実験のシステム構成

Fig. 2 System composition of the experiment.



図 3: Raspberry Pi Mouse  
Fig. 3 Raspberry Pi Mouse.

たローカルベスト評価値の更新式を、以下のように定式化する。

$$N_i^j(t) = \{x | x \in neighbor_i(t), x \in neighbor_j(t)\} \quad (16)$$

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j(t) + c_4 |N_i^j(t)|\} \quad (17)$$

ここで、 $N_i^j$ : 時刻  $t$  における移動体  $i$  の移動体  $j$  に対する近傍群れ度合いである。

式 (17) から分かるように、近傍群れ度合いを考慮することにより、多くの移動体が追従する移動体評価値は劣化し、他の移動体を追従する機会が高まる。すなわち、複数の群に追従する移動体数の偏りを抑制することができる。

#### 4. 実機評価

本章では、実環境における MSC (移動センシングクラスタ) アルゴリズムの優位性を示すために、Raspberry Pi Mouse を用いた MSC のシステム構成と、位置不明イベ

現在位置	パーソナルベスト 評価値	自己評価値
16Byte	8Byte	8Byte

図 4: BLE アドバタイズパケットのフォーマット  
Fig. 4 Format of BLE advertise packet.

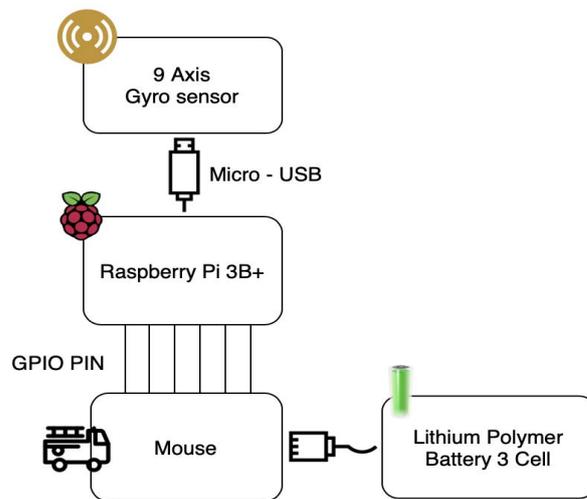


図 5: Raspberry Pi Mouse の構成図  
Fig. 5 The composition of Raspberry Pi Mouse.

トの探索・捕捉における評価結果を示す。

#### 4.1 システム構成

図 2 に実験のシステム構成を示す。移動体には二輪の小型自律移動ロボットである Raspberry Pi Mouse (図 3) を用いる。Raspberry Pi Mouse は無線通信機能を具備し

ており、イベントから発せられた電波をスキャンし、そのRSSIを用いて式(18)からパーソナルベスト評価値を算出する。また、移動体はBLEを用いて、図4のフォーマットに示すように、現在位置、パーソナルベスト評価値、自己評価値をアドバタイズする。近傍からのアドバタイズを受信した移動体は送信元の評価値を更新し、式(19)に示すように、近傍移動体の中で最良の自己評価値をローカルベスト評価値とする。さらに、パーソナルベスト評価値(式(18)), またはローカルベスト評価値(式(19))を用いて自己評価値(式(20))を算出する。以上の3つの評価値を以下のように定義する。

- パーソナルベスト評価値 ( $E_i^{Pbest}$ )  
自身が受信した目的物からのビーコンの中で、電波強度の絶対値が最も小さい値をパーソナルベスト評価値とする。目的物からのビーコンを受信できない場合は、パーソナルベスト評価値は無限大とする。パーソナルベスト評価値を以下のように定式化する。

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} |RSSI_i^k(t)| \quad (18)$$

ここで、 $RSSI_i^k(t)$ : 時刻  $t$  において移動体  $i$  が目的物  $k$  から受信したビーコンのRSSIである。

- ローカルベスト評価値 ( $E_i^{Lbest}$ )  
近傍移動体の中で最良の自己評価値を持つ移動体である。以下のように定式化する。

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor} \{E_j(t) + c_4 |N_i^j(t)|\} \quad (19)$$

- 自己評価値 ( $E_i$ )  
ローカルベスト評価値から、ローカルベストとなる移動体から受信した電波強度の絶対値を加算した値である。以下のように定式化する。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest(K)}(t) & \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ E_i^{Lbest} + |RSSI_i^{Lbest}(t)| & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (20)$$

ここで、 $RSSI_i^{Lbest}$ : 時刻  $t$  において移動体  $i$  が受信したローカルベスト近傍移動体から発せられた移動体広告の電波強度である。

移動体は上記の3つの評価値を算出し、式(10)により移動ベクトルを生成し、式(11)によって求められる座標に移動する。本実験では、移動体は現在座標から式(11)によって求められる指定の座標までの移動において、回転と直進の2つのステップを繰り返すことで移動を行うこととした。回転ステップにおいては、現在の進行方向を指定の座標方向へ転換するため回転を行う。またその際の回転角度を計測するために、移動体に9軸のジャイロセンサを搭

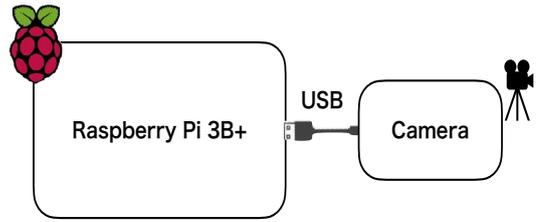


図 6: イベントの構成図  
Fig. 6 The composition of an event.



図 7: イベントの配置方法  
Fig. 7 Event placement method.

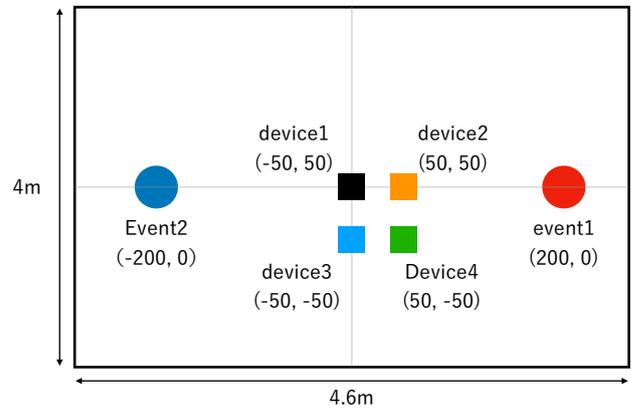


図 8: 移動体とイベントの初期配置  
Fig. 8 Initial position of the devices and the events.

載(図5)し、そのセンサ値を基に指定角度を超えて回転した時点で回転を停止させる。また、直進ステップでは、移動距離をホイールの弧長で除した値だけホイールを回転させ、指定の距離を直進させる。上記のようにして、移動体は指定の座標までの移動を行う。

未知イベントとして、カメラを接続した Raspberry Pi (図6)を用いる。イベントは、移動体が接近した際に衝突しないよう三脚を用いて空中に配置(図7)し、周期的に電

表 1: 実験諸元

諸元名	数値
実験エリア	4.6 m × 4 m
移動体	Raspberry Pi Mouse
イベント	Raspberry Pi 3
移動体数	4 台
イベント数	2 台
試行回数	3 回
捕捉容量	30
BLE アドバタイズ周期	0.5 秒
BLE スキャン周期	0.1 秒
群れ度合い係数	-20
移動ベクトル更新周期	5 秒
反発係数	75
式 (3) における $\theta$	30°
継続探索制御における評価値破棄時間	10 秒
1 回の移動における上限移動量	20cm

表 2: 比較方式

方式	Pbest	Lbest	衝突抑制	継続探索	動的分離
MSC	○	○	○	○	○
独立探索	○	×	○	○	×

波送出を行う。移動体はイベントから発せられた無線電波の RSSI を評価値 ( $E^{Pbest}$ ) として探索を行う。イベントは捕捉開始から捕捉完了までの作業量として捕捉容量という値を保持しており、移動体がカメラの画角内に入ると移動体 1 台あたり 1 の捕捉容量を毎秒減算する。捕捉容量が 0 になったイベントはその時点で電波送出を停止し、捕捉完了時間を計測するために捕捉が完了したことをサーバへ通知する。移動体はイベントからの電波送出の停止によって捕捉完了を認識し、他のイベントの探索を開始する。

本実験では、移動体が実験場所の壁に衝突することを防ぐため、仮想的な壁を生成する。移動体は仮想的な壁を超えるベクトルを生成した際に、その壁に反射するようにベクトルを修正し、移動を行う。仮想壁によって移動体が移動できる範囲を原点から x 軸方向に -230~230cm, y 軸方向に -200~200cm とした。

#### 4.2 パラメータ設定

表 1 に実験諸元を示し、図 8 に移動体とイベントの初期配置を示す。実験エリアは 4.6m × 4m とし、移動体数は 4 台、イベント数は 2 台とした。4 台の移動体は原点を中心に 50cm 間隔に配置し、イベントは (-200, 0) と (200, 0) に配置した。移動体は 0.5 秒周期で BLE のアドバタイズを行い、0.1 秒周期で BLE のスキャンを行う。移動体は 5 秒周期で MSC アルゴリズムに基づき評価値と移動ベクトルを更新し移動を行う。

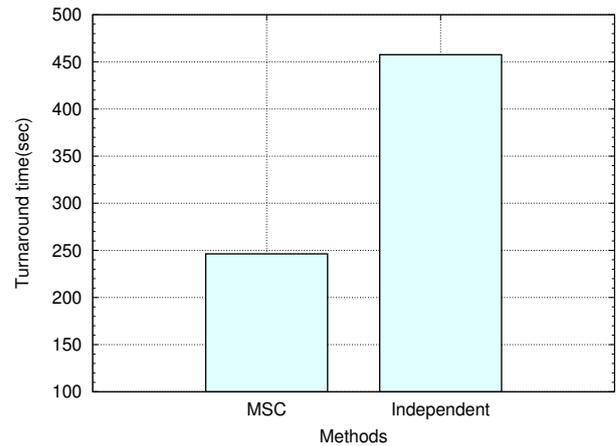


図 9: 評価結果

Fig. 9 Result of the evaluation.

#### 4.3 比較方式と評価項目

本実験では、表 2 に示す 2 方式で比較評価を行う。一つは、近傍の移動体と情報共有を行い探索する MSC アルゴリズムで、もう一つは、近傍の移動体との情報共有を行わず探索する独立探索手法とする。MSC アルゴリズムは 3 章のメカニズムを全て機能させて探索する。一方、独立探索手法は評価値の共有は行わず常に自身のパーソナルベスト評価値を基にイベントを探索するが、移動体同士の衝突を避けるため、衝突抑制メカニズムを機能させて探索を行う。

評価項目は、移動体が探索を開始してからイベント 2 台の捕捉を完了するまでの時間で評価を行う。移動体同士が衝突した場合や実験部屋の壁に衝突した場合はその試行を無効とする。

#### 4.4 評価結果

図 9 に本実験の評価結果を示す。図 9 より、MSC は 246.3 秒で探索・捕捉を完了しており、独立探索の 457.6 秒と比較して探索・捕捉時間を 46.1%短縮していることがわかる。これは MSC アルゴリズムにおける評価値などを 4 台の移動体間で共有することで、イベントからのビーコンの RSSI が強くなる方向をより早く探索できているからであると考えられる。さらに、後述するように、群として振る舞うことで捕捉作業を複数台同時に行うことが可能となり、捕捉時間の短縮に繋がっている。

図 10, 11 にそれぞれ MSC アルゴリズムによる探索の遷移と独立探索手法による探索の遷移を示す。図 10, 11 の青丸、赤丸はイベントを表し、緑の丸は移動体を現す。また、サブキャプションの (a) が実験開始時の配置を表し、右にいくにつれて時間が遷移し、(d) が実験終了時の配置を表している。図 12, 13 にそれぞれ MSC アルゴリズムによる探索の軌跡と独立探索手法による探索の軌跡を示す。探索の軌跡は、移動体内部で保持している現在位置から描

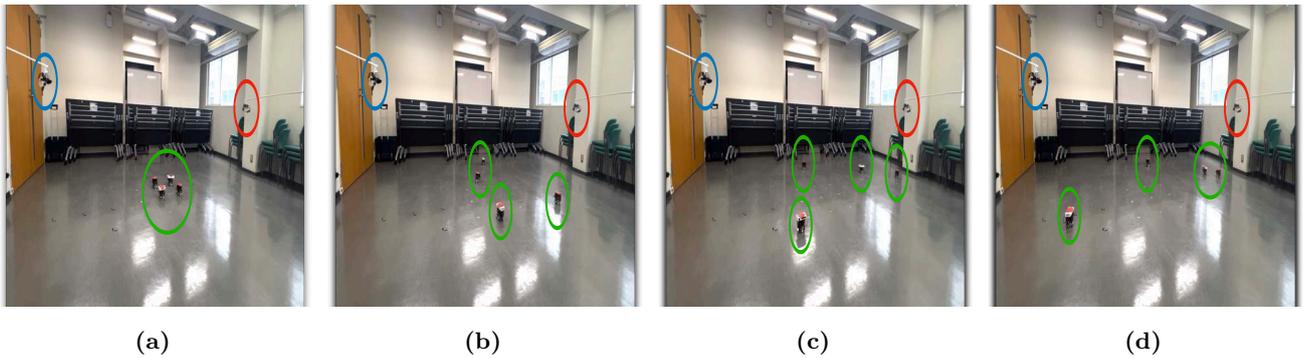


図 10: 独立探索手法による探索の遷移

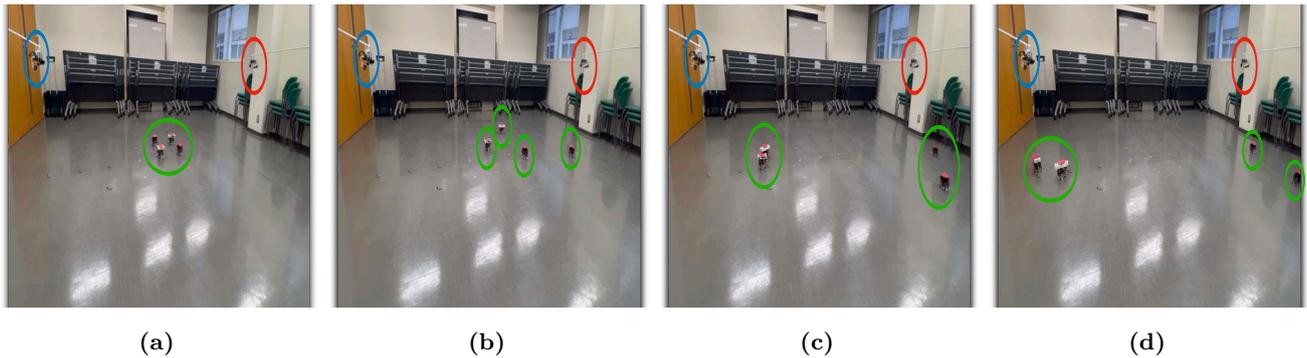


図 11: MSC アルゴリズムによる探索の遷移

画しているため、実環境における自律航法による自己位置の推定誤差は含んでいない。

図 10 : (b), (c) より、独立探索手法は他の移動体との RSSI センシング値（すなわち、パーソナルベスト評価値）の共有を行わず自身がセンシングした RSSI のみで探索を行うため、群を生成せず独立に探索を行っていることがわかる。そのため、無線電波のフェージングによって RSSI が瞬時変動し、イベントに近づいたにもかかわらず RSSI が悪化することで、一時的にイベントから遠ざかる振る舞いによって移動軌跡の大部分がジグザグとなる（図 12）。その結果、探索に時間を要したと考えられる。

一方で、図 11 : (b) ~ (d) より、MSC アルゴリズムは独立探索に比べて移動体間の距離が近く、2 台の移動体で群を構成していることがわかる。前述したように、独立探索方式では、フェージングの瞬時変動の影響を受けイベントから遠ざかる振る舞いによるジグザグ移動によって探索に時間を要する。MSC アルゴリズムは自律移動体間で RSSI センシング値を BLE を用いて共有するため、フェージングの瞬時変動によって RSSI が悪化しても、自身より強い RSSI をセンシングした移動体（リーダー）が存在する場合、その移動体に追従することでイベントへと近づくことが可能である。また、そのリーダーがフェージングの影響を受けイベントから遠ざかった場合、動的なリーダー交代によってその時点で最も強い RSSI をセンシングした新たなリーダーが生成され、そのリーダーに追従することで、

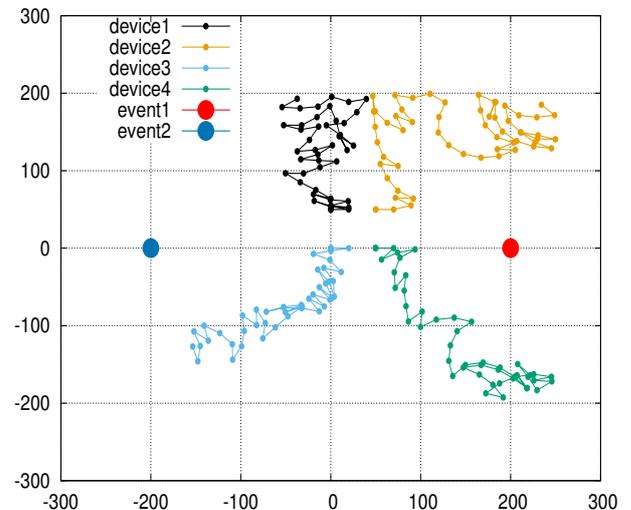


図 12: 独立探索手法による探索の軌跡

独立探索のジグザグ移動と異なり群として直線的にイベントに近づくことができる（図 13）。上記のように、移動体間で RSSI を共有し群を形成した上で、動的にリーダーを交代し探索することで、RSSI の瞬時変動による不要な移動を抑制することができる。すなわち、MSC アルゴリズムはフェージングが存在する実環境でも独立探索より早くイベントを探索することができる。また、図 13 からわかるように、群になって探索することでイベント付近に接近した際に捕捉作業を複数の移動体で実施することが可能となる。それによりイベントに対する捕捉作業の時間を短縮

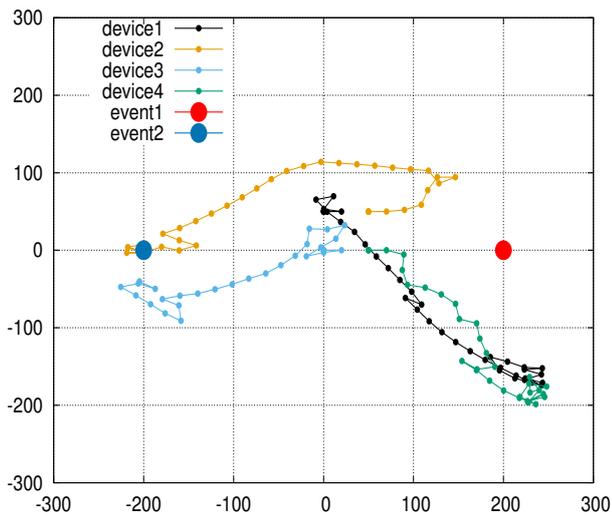


図 13: MSC アルゴリズムによる探索の軌跡

できる。

以上の結果より、MSC アルゴリズムによって群を生成することにより、独立探索手法よりも早く 2 台のイベントを探索・捕捉することができることを確認した。

## 5. まとめと今後の課題

本論文では、発生位置や数が不明である未知イベントを探索する移動センシングクラスタの実機評価を行った。実機評価では、複数の Raspberry Pi が電波を送出する環境において、複数の Raspberry Pi Mouse による探索・捕捉時間を評価し、独立探索よりも移動センシングクラスタが 46.1%早く探索・捕捉を完了することを確認した。

今後の課題としては、移動体の自己位置の推定誤差削減が挙げられる。図 11:(d) より、探索・捕捉完了時には移動体 2 台がイベント 1 の付近に接近している。しかし、図 13 より、移動体 1, 4 はイベント 1 から約 2m 離れた箇所に移動していると認識している。つまり、移動体内部で保持している自律航法による推定位置と実環境で移動した位置に誤差が生じている。今後は、誤差が累積する自律航法による位置推定以外の方式を検討し実験を行う。

## 参考文献

- [1] Allan, C., Sibonelo, M. and Riaan, S.: Survey and requirements for search and rescue ground and air vehicles for mining applications, *M2VIP*, pp.105-109(2012).
- [2] Bellingham, J. and Rajan, K.: Robotics in Remote and Hostile Environments, *Science2007*, Vol.318, Issue.5853, pp.1098-1102(2007)
- [3] Murphy, R.R., Kravitz, J., Stover, S.L. and Shoureshi, R.: Mobile robots in mine rescue and recovery, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, pp.91-103(2009)
- [4] 新居英志, 北之馬貴正, 廣瀬航, 四方博之, 滝沢泰久: 複数自律移動体による群知能を用いた移動センシングクラスタ, *情報処理学会論文誌*, Vol.59, No.12, pp.2201-2212(2018)
- [5] Qianying, P. and Hongtao Y.: Survey of particle swarm

- optimization algorithm and its application in antenna circuit, *2015 IEEE ICCP*, pp.492-495(2015).
- [6] Saber, O.R., Fax, A.J. and Murray, M.Richard.: Consensus and Cooperation in Networked Multi-Agent Systems, *Proceeding of the IEEE*, Vol.95, pp.215-233(2007).
- [7] Lingyu, L. and Weili, N.: Consensus Problems on Multi-agent Networks with Directed Dynamic Interactions, *2017 6th DDCLS*, pp.421-426(2017).
- [8] Reynolds, W.C.: Flocks herds and schools:A distributed behavioral model, *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol.21, No.4, pp.25-34(1987).
- [9] Eversham, J., Ruiz, F.V.: Parameter analysis of Reynolds flocking model, *2010 IEEE 9th International Conference on Cybernetic Intelligent Systems*, pp.1-7(2010).
- [10] Hauert, S., Leven, S., Varga, Maja. and Ruini, F.: Reynolds flocking in reality with fixed-wing robots: communication range vs. maximum turning rate, *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.5015-5020(2011).
- [11] James, K. and Russell, E.: Particle Swarm Optimization, in *Proc. the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942-1948(1995).
- [12] Kangtai, W. and Fupeng, L.: A dynamic chaotic mutation based particle swarm optimization for dynamic optimization of biochemical process, *ICISCE*, pp.788-791(2017).
- [13] Yuanbin, M., Hetong, L. and Qin, W.: Conjugate direction particle swarm optimization solving systems of nonlinear equations, *COMPUT MATH APPL*, Vol.57, Issues.11-12, pp.1877-1882(2009).
- [14] Le, Y., Dakuo, H., Qingkai, W., Jiahuan, L., Yingjie, H and Zipeng, Z.: Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Robust Control of Random Discrete Systems, *ICISCE*, pp.1089-1093(2017).