

# 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の CPS 構成に基づく実機実装とその検証

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

**概要:** 実環境にはイベントの発生予測が困難で、イベント発生時の位置や数が不明である環境が多く想定される。我々は数や位置が不明な未知イベントを有限時間においてより多く探索・処理することを可能とするため、複数の自律移動体による群知能を用いた動的な多群形成メカニズムである移動センシングクラスタを提案している。本稿では、移動センシングクラスタの実装として、物理空間の自律移動体からのセンシング情報をサイバー環境の移動センシングクラスタメカニズムへと入力し、そのメカニズムの計算結果から自律移動体の移動制御を行う CPS 型移動センシングクラスタの実装方式を述べ、またその動作検証を示す。

## 1. はじめに

近年、自律移動ロボットの探索作業への適用検討が進められている。想定される探索作業として、災害発生時の被害状況の把握や、要救助者の探索、および、救助活動などが挙げられる。これらの探索対象とするイベントは、広範囲に散在し、探索を行う際にはその位置・数が不明である。このようなイベントに対して、単体の自律移動ロボットを用いて探索を行うことは、探索に多大な時間を必要とする。このため、自律移動ロボットを複数台用いて探索を行う二つの方式が考えられる。一つ目は、複数台の自律移動ロボットが独立して探索を行う方式である。この方式では、並列性、分散性の高い探索が行われるものの、情報の共有を行わずに探索を行うため、イベントの発見に要する時間は個々の自律移動ロボットの探索能力に依存する。加えて、自律移動ロボットが分散するため、イベント捕捉後の活動も個々の自律移動ロボットの能力に限定される。二つ目は、複数台の自律移動ロボットが協調して探索を行う方式である。この方式では、探索における情報を共有するため、探索能力は個々の探索能力に限定されず、複数台の自律移動ロボットが群として機能し、高い探索能力を発揮し、また、イベント捕捉後の活動においても、複数台の自律移動ロボットがイベントに到達・集合するため、個々の

自律移動ロボットの能力に限定されない活動を行うことが可能となる。しかし、イベントが複数存在する場合には、探索、および、捕捉後の活動のどちらもが逐次処理となり、すべてのイベントを処理するために大幅な時間を必要とする。以上のことから、位置や数が未知であり、存在範囲が限定されない複数のイベントに対して、複数台の自律移動ロボットが協調して探索を行い、尚且つ、適度に自律移動ロボットが分散し、同時並行に探索・活動をする方式が必要である。

我々は前述の要件を満たすために複数台の自律移動体による群知能を適用した移動センシングクラスタ [2] を提案している。移動センシングクラスタは複数台の自律移動体間において情報共有を行い、群知能の一種である Particle Swarm Optimization (PSO) [3] を適用することで複数台の自律移動体による群探索を実現する。また、イベントに対して複数台の群を適宜生成することにより、短時間でより多くの未知イベントの探索し捕捉することができる。

移動センシングクラスタは、複数台のイベントから発せられる物理情報の強度から群の振り舞いを決定するアルゴリズムとして検証されているが、アルゴリズムの実機実装による実環境での動作検証は行われていない。

本稿では、実環境において複数台のイベントが存在する環境を想定し、Raspberry Pi Mouse を用いた実機検証を行う。その実機実装方式として、物理空間の自律移動体からのセンシング情報をサイバー環境の移動センシングクラスタメカニズムへ入力し、そのメカニズムの計算結果から自

<sup>1</sup> 関西大学大学院理工学研究科  
<sup>2</sup> 関西大学先端科学技術推進機構  
<sup>3</sup> 関西大学システム理工学部  
<sup>4</sup> 関西大学環境都市工学部

律移動体の移動制御を行う CPS 型移動センシングクラスタを示し、またその動作検証結果を考察する。

以降、2章で関連研究を示し、3章で移動センシングクラスタを記述する。4章で本論文における提案である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の CPS 構成を説明し、5章で動作検証結果とその考察を示す。

## 2. 関連研究

### 2.1 Swarm Robotics

Swarm Robotics とは群知能を基に多数のロボットを制御するためのアプローチであり、昆虫やアリなどの自然界に存在する群れの振る舞いを応用したものである [4]。ロボット間の相互作用とロボットと環境との相互作用によって各ロボットの振る舞いが決定される。個体の単純な行動にコミュニケーションを導入する事で、群れとしての行動の複雑さを生じさせ、単一の個体ではなし得ない高度な振る舞いを創発させる考えである。

### 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 [5] 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方式である。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 [6]。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 では、複数のエージェントを離散させず、適度な距離を保った一群として形成させる為のアルゴリズムであるが、群として探索を行うことはできない。さらには、形成された群の複数群分離は想定されていない。

### 2.3 PSO

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 [7]。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 [8]。PSO は数理的な解を探索するアルゴリズムであるため、粒子同士の衝突、探索過程での粒子の偏り、粒子間の相互作用の範囲などの物理的制約は考慮されていない。また、粒子は解を発見することにより探索を終了するため、複数の解を継続的に探索することはできない。

## 3. 移動センシングクラスタ

本章では、移動センシングクラスタについて説明する。移動センシングクラスタとは、PSO をベースとして、複数台の自律移動ロボットによって群探索を行う群探索メカニズムと、群の分散と集合により並行的に探索を行う複数群制御メカニズムを導入している。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を行うことにより、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持った物理情報を発するものとする。イベントから伝搬された物理情報の強度はイベントへの接近に対して単調増加し、自律移動体は受信した物理情報の強度と識別子に基づいて探索を行う。

### 3.1 PSO に基づく群による位置不明イベントの探索・捕捉制御

本節では、PSO を用いた移動センシングクラスタの基本モデルや粒子が各個体に所有する自身の評価値について述べ、PSO をベースとして群探索を行うための群リーダーの選出、移動体同士の衝突抑制、複数のイベントに対する継続的な探索メカニズムを説明する。

#### 3.1.1 移動体を持つ評価値

移動センシングクラスタにおける各粒子は以下の評価値を持つ。

- パーソナルベスト評価値 ( $E_i^{Pbest}$ )

自身が受信したイベント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。イベント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。

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} |RSSI_i^k(t)| \quad (1)$$

ここで、 $RSSI_i^k(t)$ : 時刻  $t$  において移動体  $i$  がイベント  $k$  から受信したビーコンの電波強度である。

- 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。

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor} \{E_j(t) + c_4 |N_i^j(t)|\} \quad (2)$$

- 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。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest(K)}(t) \\ \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ E_i^{Lbest} + |RSSI_i^{Lbest}(t)| \\ \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

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。

### 3.1.2 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。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + pb_i(t)(x_i^{Pbest}(t) - x_i(t)) + lb_i(t)(x_i^{Lbest}(t) - x_i(t)) \quad (4)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (5)$$

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、 $pb_i(t)$ ：時刻  $t$  における移動体  $i$  のパーソナルベストパラメータ、 $lb_i(t)$ ：時刻  $t$  における移動体  $i$  のローカルベストパラメータ、 $x_i^{Pbest}(t)$ ：時刻  $t$  における移動体  $i$  のパーソナルベスト、 $x_i^{Lbest}(t)$ ：時刻  $t$  における移動体  $i$  のローカルベストである。

式 (4) 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。

$$x_i^{Pbest}(t) = \begin{cases} |v_i(t-1)|(\cos(\alpha + \beta), \sin(\alpha + \beta)) + x_i(t) \\ \text{if } E_i^{Pbest}(t) < E_i^{Pbest}(t-1) \\ -|v_i(t-1)|(\cos(\alpha + \beta), \sin(\alpha + \beta)) + x_i(t) \\ \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

ここで、 $\alpha$ ： $v_i(t-1)$  が  $x$  軸となす角、 $\beta$ ： $[-\theta, \theta]$  の範囲で一様乱数で決定される角度、 $E_j^{Pbest}(t)$ ：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) 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

### 3.1.3 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が選出され、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の基づいて振る舞う。上記の振る舞いを以下のように定式化する。

$$pb_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

$$lb_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

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。

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、3.1.3 項に基づき群リーダーを選出する。

### 3.1.4 衝突抑制制御

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 3.1.2 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。

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パラメータである。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のようになる。

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

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

### 3.1.5 移動体における探索フェーズと捕捉フェーズ

移動体はイベントを探索する探索フェーズと、イベントに対して捕捉作業を行う捕捉フェーズに分かれる。移動体は探索フェーズにおいて近傍移動体と情報共有を行いイベントを探索する。探索を進めて、イベントからの物理情報の強度がある閾値を超えた場合、移動体はイベントへと十

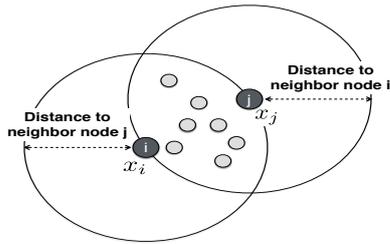


図 1 近傍群れ度合い

分に接近したとして探索を終了し捕捉フェーズへと移行する。

### 3.1.6 継続探索制御

移動センシングクラスタでは、捕捉フェーズの移動体において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。

## 3.2 複数群における動的分離メカニズム

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。

### 3.2.1 複数群の分離

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、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。

### 3.2.2 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 8 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、 $N_i^j(t)$ ：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。

## 4. 群知能を用いた移動センシングクラスタの CPS 構成方式

本章では、群知能を用いた移動センシングクラスタの CPS 構成方式を述べる。

まず前提として、移動センシングクラスタを自律移動体に搭載する際、2つの方式が考えられる。一つは自律移動体に移動センシングクラスタのアルゴリズムを搭載させ、ノード間の通信も物理空間で行い、イベントから発せられる物理情報に基づいてリアルタイムに探索を行う方式である。この方式を PS(Physical System) 移動センシングクラスタであると定義する。PS 移動センシングクラスタはリアルタイムに物理情報を取得し、その時点に置いての最適な移動を行う事ができ、実移動体のみで探索が完結する利点が存在する。しかし、群においてのノード間通信を物理空間で行うため、通信範囲や通信遅延、障害物による通信不可等の制約に囚われてしまう。そこで、二つ目に、本稿における実装方式の CPS(Cyber Physical System) 移動センシングクラスタである。CPS 移動センシングクラスタは物理空間での移動体間通信は行わず、サイバー空間におい

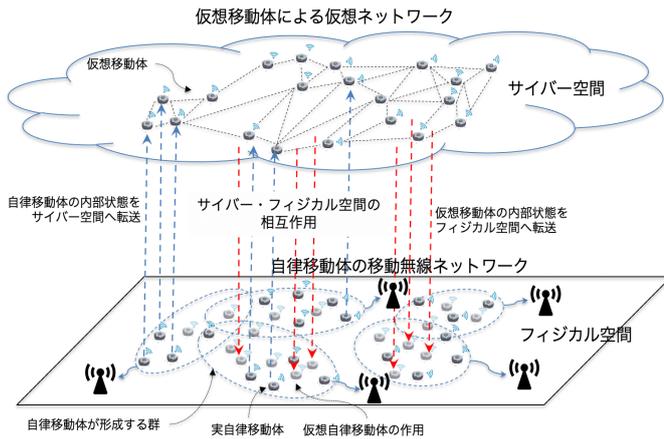


図 2 CPS 移動センシングクラスタ概念図

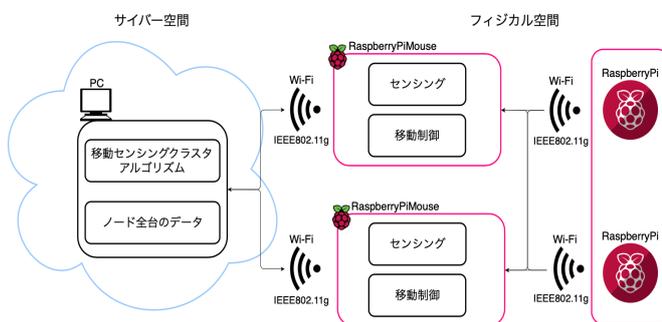


図 3 CPS 移動センシングクラスタ構成図

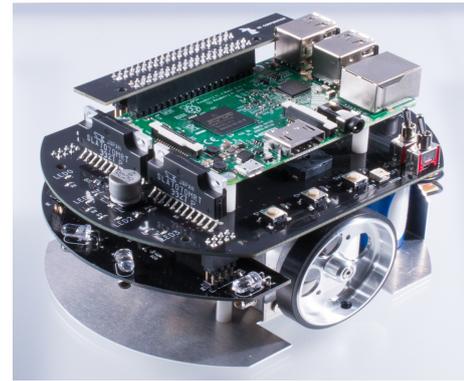


図 4 Raspberry Pi Mouse

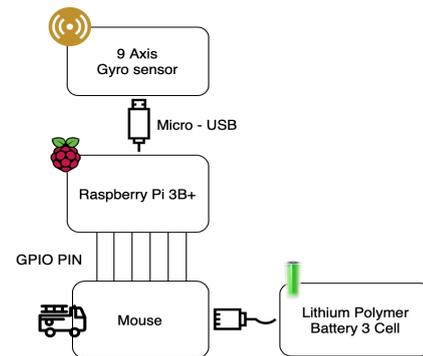


図 5 Raspberry Pi Mouse 構成図

て物理空間の写像とする仮想自律移動体と仮想通信により相互作用を行う。この CPS 移動センシングクラスタの概念図を図 2 に示す。サイバー空間の仮想自律移動体は物理空間の実移動体と一対一に対応する。サイバー空間の自律移動体は移動センシングクラスタのメカニズムで移動位置が決定され、これが物理空間の実移動体へ写像される。

ここで CPS 移動センシングクラスタの実装におけるシステム構成を図 3 に示す。物理空間においてイベントとして設定している Raspberry Pi(AP モード) から発せられる電波強度 (RSSI) を実移動体である Raspberry Pi Mouse がスキャンし、取得時間と共にスキャンした電波強度をサイバー側へ送信する。サイバー空間では実移動体から受信した情報をデータとして保存し、移動センシングクラスタアルゴリズムへ入力後、その出力として仮想自律移動体の移動ベクトルを生成する。そして、生成された移動ベクトルはサイバー空間から仮想自律移動体に対応する物理空間の実移動体へ送信され、実移動体が群を形成してイベントへ向かう。これを繰り返すことにより CPS 移動センシングクラスタと比較しサイバーフィジカル空間の通信遅延が発生するが、仮想空間で行われる通信制約を受けない理想的な環境での探索を実移動体が存在する物理空間で行うことが可能である。

## 5. 実機検証

### 5.1 パラメータ設定

表 1 に実験環境諸元を示す。本実験では移動体とイベントを以下のように設定する。Raspberry Pi Mouse と Raspberry Pi をそれぞれノード、イベントとして用い、実機検証を行う。ノードの外観を図 4 に示す。本実機検証では、移動センシングクラスタの群探索メカニズムにより、複数台のノードが複数群を形成し、探索を行うことが実現可能か実機検証を行う。これは、群を形成して探索を行う振る舞いを創発するメカニズムが、移動センシングクラスタのコアメカニズムであるためである。検証は、同一平面上に存在する複数のイベントを、複数台のノードが複数群を形成し、探索する動作を検証することで行う。イベントは一定周期でビーコンを発信することが可能である Raspberry Pi(AP モード) を使用し、評価値計算を行う物理情報として、ビーコンの電波強度 (RSSI) を用いる。ノードは同一のネットワーク (Wi-Fi) に接続し、サイバー空間から移動ベクトルを取得することで本稿の提案方式である CPS 型移動センシングクラスタを実現する。

#### 5.1.1 比較方式と評価項目

比較方式として移動センシングクラスタを用いた複数群分離探索と移動センシングクラスタを用いないパーソナルベスト評価値のみの個別探索を比較し、検証を行う。評価

表 1 実機検証諸元

諸元名	数値
実験場所 (縦×横)	5m × 5m
イベント	Raspberry Pi 3B+ (AP)
ノード	Raspberry Pi Mouse
試行回数	5
移動体数	4
イベント数	2
移動体の初期配置	原点 (0,0) を中心とする 一辺の長さが 1m の正方形内
イベントの初期配置	原点 (0,0) を中心とする 一辺の長さが 5m の正方形内
捕捉可能半径 (m)	0.5
$w$	2
$c_3^{Actuate}$	50
群れ度合い係数	-10
イベントからの電波	IEEE802.11g (2.4GHz)
ノードが送信する電波	IEEE802.11g (2.4GHz)

方法はある一定時間内もしくは実移動体が衝突してしまう等、物理的に実験が行えなくなる時間までの実移動体と最も近いイベントとの距離の比較で評価を行う。既提案方式で提案されている複数群分離の有効性を検証し、実移動体が単体で探索する場合と複数群を構成し探索する場合の動作の比較・検証を行う。

## 5.2 評価結果

### 5.2.1 動作検証

図 5, 図 6 にそれぞれ複数群分離手法による探索とパーソナルベスト評価値のみの個別探索の動作遷移図を示す。横軸は移動体の  $x$  座標、縦軸は  $y$  座標に対応している。移動体は原点 (0,0) から 50cm の幅に設置し、イベントはそれぞれ探索エリアの対角に配置し、実機検証を行った。まず、複数群分離手法を用いた図 5 から考察を行う。こちらの手法では群として探索を行うため、一群においてリーダーとフォロワーを設定する。自身がリーダーであれば、スキャンした電波強度から評価値を求め移動する式 (1) の  $pbest$  ベクトルを使用し、自身がフォロワーであれば群における実移動体間の距離から最良な位置として算出される式 (2) の  $lbest$  ベクトルを使用する。さらに、実移動体同士の衝突を回避するために算出される反発ベクトル、1 秒前のベクトルから算出される慣性ベクトルを生成し、それらを合成することで実移動体の位置更新を行っている。図 5 では移動体番号 0 と 1 が共に一群を構成し、移動体番号 2 と 3 が別の一群を構成した後、それぞれイベント方向に向かう動作が確認できた。これはリーダーがイベント方向に進行した際に、フォロワーである後続移動体が  $lbest$  ベクトルを生成することにより、戦略的に群の分離が行えた事を示している。続いて図 6 についての考察を行う。こちらの手法では移動体全てをリーダーとして設定し、 $lbest$  ベクトルが作用しない設定で探索を行った。探索開始直後、反発ベ

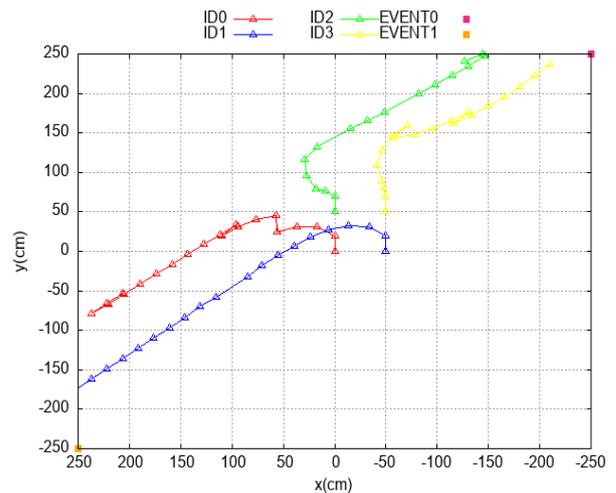


図 6 複数群分離手法を用いた動作検証図

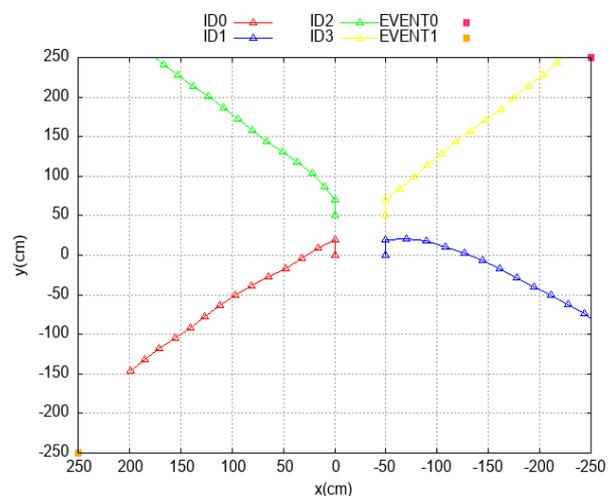


図 7 個別探索手法を用いた動作検証図

クトルが働き、移動体同士の広がり方が図 5 に比べ大きいことがわかる。これは  $lbest$  ベクトルを使用しないことにより、反発ベクトルが占める割合が増えたため、移動体同士が離れていく動きが強まったと考えられる。今回の検証では式 (9) で用いる反発係数  $c_3$  を 50、式 (4) で用いる慣性係数  $w$  を 2 と設定している。図 5, 6 それぞれにおいて初期位置周辺から離れる動作には、活発な動きが見られるが、その後直進する動きが頻発した原因はこの反発係数と慣性係数が常に一定であり、 $pbest$  ベクトル、 $lbest$  ベクトルに対し割合として大きすぎたことが原因だと考えられる。本実機検証では、実移動体の位置座標を自律航法によって計算しているため、移動体同士が衝突してしまうと自身の位置座標がズレてしまい実機検証は終了してしまう。その点を懸念し、反発係数の割合を大きく設定していた事が要因である。

### 5.2.2 探索終了時点での全移動体と最短イベントとの距離

図 7 に探索終了時間における全移動体とその時一番接近していたイベントとの距離の関係を示す。横軸は探索終了時間において一番接近していたイベントとの距離を全ノ

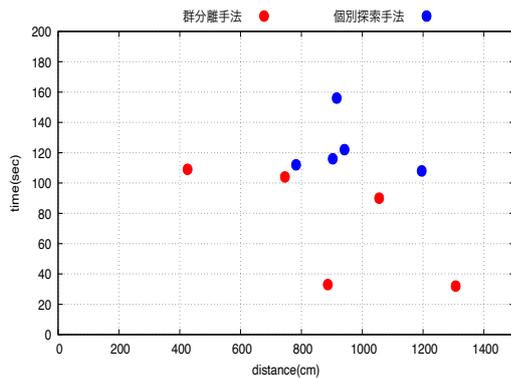


図 8 探索終了時間における全移動体とイベントとの距離

ドの台数分足し合わせた値で、縦軸は探索終了時間である。赤く示されている群分離手法では実機検証を行った5回のうち、2回が初動期間における移動体同士の衝突で検証が終了してしまっている。これは群分離を行う際に lbest ベクトルが働き、群が密集する動作を行った際に自律航法による移動誤差により、衝突が起こったと考えられる。しかし、初動期間で衝突を起こさず群分離を行えた残りの3回では100秒近く探索を行っており、イベントとの距離も縮める事に成功した。個別探索手法については、図7に示す通り、初動期間では一度も衝突は起きず探索を行うことができているが、反発ベクトルの占める割合が大きかったため、四方に移動体が拡散してしまい、探索時間が伸びてもイベントとの距離は縮まらなかった。群分離手法、個別探索手法ともに、実験場所の広さに制約があるため、移動体が探索エリアの外に出てしまい100秒前後で探索が終了している。

## 6. まとめ

本稿では複数自律移動体による移動センシングクラスタを用いたCPS構成に基づく実機検証を示し、実機による移動センシングクラスタの動作検証を行なった。実装手法はサイバー空間において物理空間の写像とする仮想自律移動体と現実空間における実移動体で仮想通信により相互作用を行い、自律移動体間の無線通信制約を凌駕してより早く物理情報を発するイベントに到達する。また、個別に探索を行う手法と複数群に分離した探索を比較・検証することでこれまで実機検証では行われていなかった複数群分離の有用性、実現性を示すことができた。これらの実機検証により、実空間でも複数イベントによる探索群の複数群分離が可能であることを示し、自律航法における自己位置認識の誤差の修正や反発係数等の調整を行うことで探索時間の短縮が見込めることも確認できた。

## 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] 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).

[3] Qianying, P. and Hongtao Y.: Survey of particle swarm optimization algorithm and its application in antenna circuit, *2015 IEEE ICCP*, pp.492-495(2015).

[4] Tan, Y., Zhong-yang, Z.: Research Advance in Swarm Robotics, *Defence Technoloty*, Vol.9, Issues.1, pp.18-39(2013).

[5] Reynolds, W.C.: Flocks herds and schools:A distributed behavioral model, *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol.21, No.4, pp.25-34(1987).

[6] Eversham, J., Ruiz, F.V.: Parameter analysis of Reynolds flocking model, *2010 IEEE 9th International Conference on Cybernetic Intelligent Systems*, pp.1-7(2010).

[7] James, K. and Russell, E.: Particle Swarm Optimization, in *Proc. the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942-1948(1995).

[8] 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).

[9] Amirhossein, A., Saeed, F.F., Bruce, F.C. and Christian, S.: Compact Rayleigh and Rician fading simulator based on random walk processes, *IET*, Vol.3, Issue.8, pp.1333-1342(2009).