

ノイズ環境下における 移動センシングクラスタの群制御改良方式

新居 英志¹ 西上 翔磨⁴ 北之馬 貴正² 四方 博之³ 滝沢 泰久⁴

概要: 近年、様々な環境での自律移動体の活用検討がされている。自律移動体を用いて発生箇所や数が不明である未知イベントの探索を行う場合、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必要がある。我々は、複数の自律移動体に群知能を適用することで、短時間でより多くのイベントに対して探索と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。しかし、移動センシングクラスタはイベントから発せられる物理情報強度が瞬時的に変動するノイズ環境においては群の振る舞いが不安定となり探索に時間を要することとなる。以上のことから、本論文ではイベントから発せられる物理情報強度が瞬時的に変動するノイズ環境において、群のノイズ耐性を向上させる移動センシングクラスタの群制御改良方式を提案する。

1. はじめに

近年、様々な環境で自律移動体の活用が検討されている [1]。自律移動体を用いることで、人による作業が困難な環境における処理や作業の自動化が可能となる。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。ここで、未知イベントとは、有事の際の構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る。また、上記の事例において能動的処理とは、破損箇所の修理、要救助者の救助、資源の回収が相当する。上記のイベントの探索や能動的処理（以降、捕捉）は自律移動体の活動時間の制約やイベントの性質から、より速やかに完了する必要がある。

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 [2] を提案している。移動センシングクラスタは複数の自律移動体間において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) [3] を適用することで複数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、イベントから発せられる物理情報の強度がイベントへの接近に対して単調増加することを想定している。しかし、実環境では物理情報のフローにおいてノイズが発生し、上記のイベントへの接近と物理情報強度の想定が適用できない場合が大部分を占める。上記のような環境では、ノイズによるエラーを含む物理情報強度によって群が誤った方向へ進行する可能性が高くなり、探索・捕捉時間が増大することとなる。

本論文では、イベントから発せられる物理情報強度がエラーを含み変動するノイズ環境において、物理情報強度に対するエラー耐性を向上し探索・捕捉時間を短縮するために群スケールを動的に制御する手法を提案する。イベントを探索するフェーズでは群のスケールを大きくし移動体が取得する物理情報を多様化しエラー耐性を向上する。その後、イベントへ近づくにつれて群スケールを収縮させより多くの移動体での捕捉作業を可能とすることで、上記環境における探索・捕捉時間を短縮する。提案手法は、移動体間の斥力を表す反発係数を動的に制御することで、イベントへの接近に応じて群スケールを制御し上記の振る舞いを実現する。

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移動センシングクラスタにおける反発係数動的制御方式を説明し、5章でシミュレーション結果を示す。最後にまとめについて述べる。

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

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。

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 [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。

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]。

3. 移動センシングクラスタ

本章では、既提案である移動センシングクラスタを構成する2つのメカニズムの詳細について説明する。

- 無線通信を用いた PSO に基づく群による位置不明イベントの探索・捕捉メカニズム
- 群の動的分離メカニズム

探索・捕捉メカニズムは、複数移動体による群探索・捕捉を実現するために、PSO をベースとした制御に、群リーダーの選出、衝突抑制制御、継続探索制御を加えたメカニズムである。動的分離メカニズムは、探索・捕捉メカニズムで形成した群を状況に応じて複数へ分離させるメカニズムである。

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。

移動体は閾値以上の物理情報の強度を受信した際に、イベントへと十分に接近したとして探索を終了し捕捉作業を開始する。捕捉作業はイベントに対して各移動体が独立して平行に作業できるものとする。

3.2 無線通信を用いた 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を説明する。

3.2.1 無線通信と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。

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

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

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、 $pb_i(t)$: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(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。

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

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

3.2.2 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。

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

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

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 移動体を持つ評価値

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})
自身が検知したイベントから発せられた物理情報に基づき算出したイベントの位置と、自身の現在位置との距離をイベントの評価値とし、これらの評価値において最良となる評価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 が検知したイベント集合、 $E_i^k(t)$: 移動体 i が持つイベント 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 3.2.1 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。

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。

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

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

3.2.5 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。

3.2.6 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

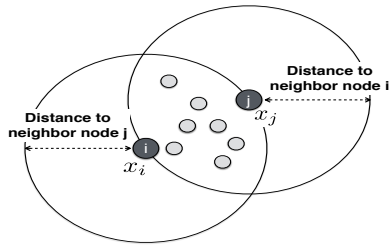


図 1 近傍群れ度合い

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。

3.2.7 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

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

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。

3.3.2 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. 移動センシングクラスタにおける反発係数動的制御方式

本章では、移動センシングクラスタにおける反発係数動的制御方式の詳細を述べる。イベントが発する物理情報にエラーが無いノイズ無環境では、物理情報強度はイベントへの接近に対して単調増加である。すなわち、移動体が式 (6) に従って生成する評価値はイベントへの接近に従って単調減少となる。そのため、イベントに最も近い移動体 (図 2 : 左、移動体 i) が式 (12) に基づいてリーダーとなり、他の移動体が移動体 i へと追従することで探索を進める (図 2 : 左)。

ノイズ有環境ではノイズによる 2 つの群構成の誤りが考えられる。1 つはリーダーの Pbest の誤設定である。リーダーは式 (3) に基づき $E_i^{Pbest}(t)$ と $E_i^{Pbest}(t-1)$ を比較し、評価値がよくなった際に進行方向にイベントが存在すると判断する。図 2 : 中央のように、ノイズ環境ではイベントに接近した場合にでも物理情報強度のエラーによって評価値

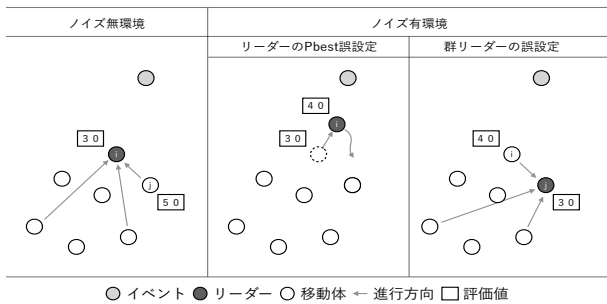


図 2 ノイズの有無における群構成の比較

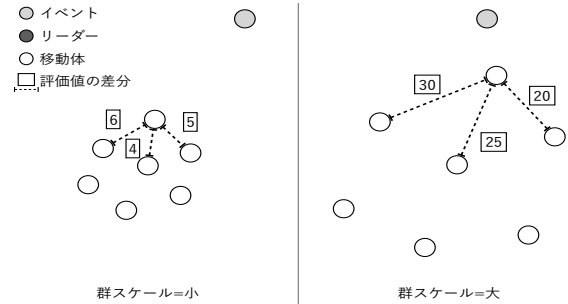


図 3 群スケールによる評価値の差分の比較

が悪くなるケースが想定され、リーダーがイベントとは反対方向へと進行し探索に時間を要することが考えられる。もう一つは、群リーダーの誤設定である。ノイズ有環境では移動体はエラーを含んだ評価値を生成するため、イベントに最近傍でない移動体(図2:右, 移動体 j)がイベントに最近傍の移動体(図2:右, 移動体 i)の評価値を上回ることが想定される。その後、移動体 j は式 (12) においてリーダーとなり、誤って選択されたリーダー移動体 j にフォロワーが追従することで群全体がイベントに対して誤った方向へ進行することで探索に時間を要することとなる。上記の2つの群構成の誤りにおいて、前者はリーダーが進行方向を誤るが群全体としてはリーダーへの追従する。後者は、追従するリーダーを誤り群全体がイベントから遠ざかるため、前者よりも探索・捕捉時間の増加が考えられる。

本稿では上記のようなノイズ環境において物理情報強度のエラーによる群リーダーの誤設定を軽減し探索・捕捉時間を短縮するために、群スケールを動的に制御する移動センシングクラスタにおける反発係数動的制御方式を提案する。

イベントから発せられる物理情報強度がエラーを含むノイズ環境では、図2の右のようにイベントの最近傍でない移動体が最近傍である移動体の評価値を上回りリーダーとなることで探索に時間を要する。特に、移動体間の距離が近い場合は評価値の差分が小さいため、ノイズの影響を受けやすく上述の評価値の逆転がより多く発生すると考えられる(図3:左)。従って、上記の問題を解決するために、提案手法は群スケールを大きくすることで移動体間の評価値の差分を増大させる(図3:右)。評価値の差分を増大させ、ノイズによる物理情報強度変動に対して相対的に大きくすることで、評価値の逆転とそれによって起こるリーダーの誤設定を軽減することが可能となる。

前述した通り、群スケールを大きくすることで、物理情報強度のエラー耐性を向上させることができる。しかし、イベント付近ではより多くの移動体で捕捉作業を行う必要があり、群スケールが大きいままではイベントに達し捕捉フェーズへ移行する移動体数が増えないため、捕捉作業に時間を要することになる。一方、イベントに近づくにつれて物理情報強度のエラーによる変動は小さくなり、群リー

ダーの誤設定の確率が減少すると考えられる。従って、提案手法ではイベント付近における捕捉作業をより多くの移動体で行うために、イベントへの接近に従って群スケールを収縮させる。すなわち、イベントから離れた地点では物理情報強度のエラー耐性を向上させるために群スケールを大きくし、物理情報強度のエラー変動が比較的少ないイベント付近ではより多くの移動体によって捕捉作業を行うために、イベントへの接近に従って群スケールを小さくする。以上の振る舞いを移動体間の斥力を表す反発係数 (c_3) を用いることによって創発する。

$$c_{3i}(t) = \frac{y_c L_c}{y_c + (L_c - y_c)e^{-r_c E_i(t)}} \quad (18)$$

ここで、 y_c : 反発係数の下限値、 L_c : 反発係数の上限値、 r_c : ロジスティック関数における反発係数の傾きである。

式 (18) のように、自己評価値を基に反発係数を制御することにより、イベントから離れた地点では反発係数が増大し群スケールを大きくする。また、イベントへの接近に従って評価値が良化し反発係数が抑制されることで群スケールを小さくすることができる。

上述のように、群スケールはイベントに近づくにつれて収縮し移動体同士が接近した状態で探索を進める。この時、接近した移動体同士における衝突が考えられる。そのため、反発係数と同様に1秒間の移動量も自己評価値を用いて動的に制御する。上記の処理を以下のように定式化する。

$$M_i^{upper}(t) = \frac{y_m L_m}{y_m + (L_m - y_m)e^{-r_m E_i(t)}} \quad (19)$$

ここで、 y_m : 移動量の下限値、 L_m : 移動量の上限値、 r_m : ロジスティック関数における移動量の傾きである。

式 (19) のように、群スケールと同様に移動体の移動量も動的に制御することにより、イベントへの接近に従って移動量が制限され、移動体同士の衝突を抑制することができる。式 (18), (19) から、提案手法は群スケールと移動体の移動量を評価値に基づいて動的に制御することにより、物理情報強度のエラー耐性の向上とより多くの移動体による捕捉作業を実現し、ノイズ環境におけるイベント探索・捕捉時間の短縮を可能とする。

表 1 シミュレーション諸元

諸元名	数値
シミュレータ	ns3
シミュレーション時間 (秒)	5000
試行回数	10
移動体数	10~30
イベント数	10~30
移動体の初期配置	原点 (0,0) を中心とする 一辺の長さが 30m 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 100m の正方形内
イベントの持つ捕捉容量	300
w	0.5
pb	1
lb	1
反発ベクトルのノルムパラメータ k	2
D_c (m)	1
式 (3) における θ (°)	30
継続探索制御の評価値破棄時間 (sec)	1
群れ度合い係数	-10
無線通信	IEEE802.11b
送信出力 (dBm)	17.0206
パスロス (dB)	$L_0 + 10n \log_{10}(\frac{d}{d_0})$ (伝搬損失係数 $n = 3$)
基準距離におけるパスロス L_0 (dB)	-46.6777
基準距離 d_0 (m)	1
フェージングモデル	ライスフェージング
k ファクター	1
捕捉フェーズへの移行閾値 (dBm)	-50.6262
捕捉可能半径 (m)	5
y_c	5
L_c	1000
r_c	0.4
y_m	0.1
L_m	2
r_m	0.4

5. シミュレーション

5.1 パラメータ設定

表 1 にシミュレーション諸元を示す。本シミュレーションでは移動体とイベントを以下のように設定する。

- 移動体は IEEE802.11b インターフェースを装備し、1.0 秒周期で移動体広告を送信する
- イベントは IEEE802.11b インターフェースを装備し、0.5~1.0 秒周期でビーコンを送信する

各移動体は他の移動体から受信した移動体広告を保存し、その情報に基づいて 0.1 秒ごとに 3 つの評価値を算出し移動ベクトルを決定する。各移動体も 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。

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} |RSSI_i^k(t)| \quad (20)$$

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。

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor} \{E_j(t) + c_4 |N_i^j(t)|\} \quad (21)$$

- 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。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest(K)}(t) \\ \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ E_i^{Lbest} + |RSSI_i^{Lbest}(t)| \\ \text{otherwise.} \end{cases} \quad (22)$$

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。

移動体間距離が移動体間の衝突とみなす距離 (D_c) を下回った場合、それらの移動体は衝突したとみなしベクトル生成と移動体広告の送信を中止する。衝突して停止した移動体に後から衝突した移動体も同様の扱いとする。移動体は 3.2.5 節に従い探索フェーズと捕捉フェーズを繰り返す。

各イベントは、移動体が捕捉を完了させるための指標である捕捉容量を持ち、捕捉容量が 0 になった時点で捕捉されたと判断しシミュレーションフィールドから消滅する。移動体は捕捉フェーズにおいてイベントの捕捉容量を単位時間あたり 1 減らすことができる。捕捉作業は各自律移動体が独立して平行に行えるものとし、捕捉フェーズにある移動体数に比例して捕捉容量を単位時間あたりにおいて減らす。

本シミュレーションではイベントが発する物理情報は電波を想定する。イベントが発する電波のノイズ環境における変動モデルは電波フェージングとし、フェージングモデルはライスフェージング [9] を用いる。

5.1.1 比較手法と評価項目

本シミュレーションでは、既存手法である移動センシングクラスタと提案手法である反発係数動的制御方式を導入した移動センシングクラスタの 2 手法を比較し評価する。既存手法では移動体は探索フェーズと捕捉フェーズに

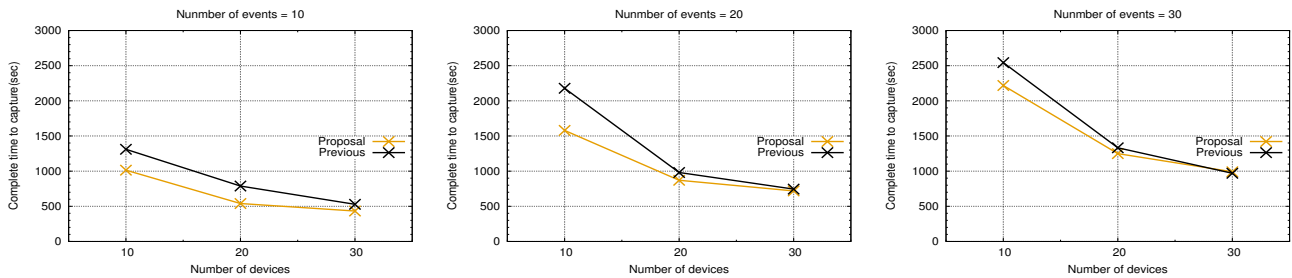


図 4 最終捕捉時間

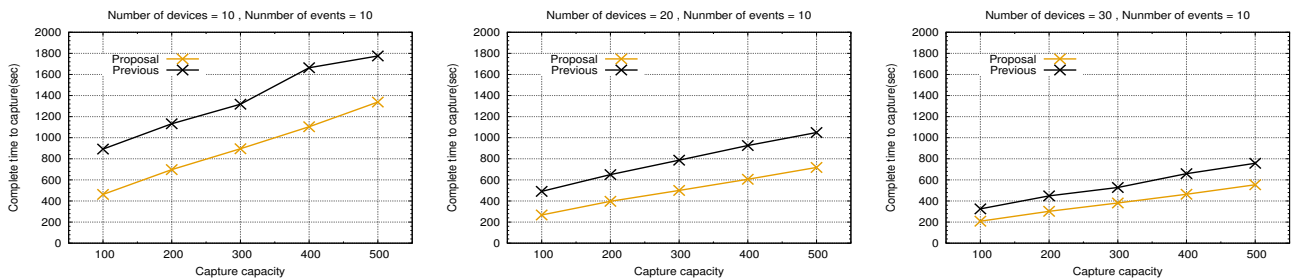


図 5 捕捉容量に依存した最終捕捉時間の変化

においてそれぞれ反発係数と移動量を設定する。探索フェーズにおける反発係数を 25, 移動量を $1(m/sec)$ とし, 捕捉フェーズでは反発係数を 4, 移動量を $0.3(m/sec)$ とする。

2 手法の評価は, 全てのイベントに対する探索・捕捉を完了した時間を表す最終捕捉時間で行う。シミュレーション時間内に全てのイベントを捕捉できなかった場合, 最終捕捉時間はシミュレーション時間と同値とする。

5.2 評価結果

5.2.1 全イベント探索・捕捉完了時間

図 4 に評価結果を示す。横軸は移動体数を表し, 縦軸は最終捕捉時間を表す。いずれの手法も移動体数が増えるに従って最終捕捉時間を短縮できており, イベント数が増えるに従って最終捕捉時間が増加している。また, ほとんどの移動体数, イベント数において反発係数を動的に制御する提案手法が既存の移動センシングクラスタよりも最終捕捉時間を短縮できており, 2 手法の最終捕捉時間の差は移動体数とイベント数が増えるに従って縮まっていることが確認できる。

これは, 移動体数が増加することで, 物理情報強度のエラーによるリーダーの誤設定が発生した際に誤って選択されるリーダーが群の前方に位置する可能性が高くなり, 群としての進行方向が比較的正しい方向へと設定されたためであると考えられる。また, イベント数が増加するとフィールドに対するイベントの密度が高くなるため, 移動体は 1 つのイベントの捕捉が終わった際に次のイベントまでの距離が近くなる。すなわち, 探索フェーズにおいて高い評価値が維持され群スケールが収縮した状態で探索が行われるため, 提案手法との差分が小さくなったと考えられる。

5.2.2 捕捉容量への依存性評価

捕捉容量への依存性評価では, 各イベントの捕捉容量を変動させた際の各手法における捕捉容量の変動に対する依存性評価を行う。捕捉容量以外のシミュレーション諸元は表 1 と同様とする。

図 5 に捕捉容量に依存した最終捕捉時間の変化を示す。横軸が捕捉容量を表し, 縦軸が最終捕捉時間を表す。どちらの手法も移動体が増えるに従って最終捕捉時間を短縮しており, 捕捉容量が増えるに従って最終捕捉時間が増加している。2 手法の最終捕捉時間の差分は捕捉容量が増加しても大きな変化はなくおおよそ同等であることがわかる。すなわち, 群スケールの収縮によって捕捉作業を行う移動体の増加は見込めず, 既存手法との差分は探索フェーズにおけるリーダー選択の誤りを抑制することによって考えられる。

5.2.3 探索への依存性評価

探索の詳細評価では, 各イベントの捕捉容量を 1 にすることで捕捉作業時間を除き, 各手法の探索時間のみを評価する。捕捉容量以外のシミュレーション諸元は表 1 と同様とする。図 6 に探索の詳細評価の結果を示す。図 6 より, 移動体数が増えるに従って最終捕捉時間を短縮しており, イベント数が増えるに従って最終捕捉時間が増加している。また, 2 手法の最終捕捉時間の差は移動体数が増えるに従って減少している。これは全イベント探索・捕捉完了時間の評価で記述した通り, 移動体数が増加することで誤って選択されたリーダーが群の前方に位置する可能性が高くなり, 群としての進行方向が比較的正しい方向へと設定されたためであると考えられる。

表 2 に群内における移動ベクトル要素の誤設定割合を示す。群内における移動ベクトル要素の誤設定割合とは, 最

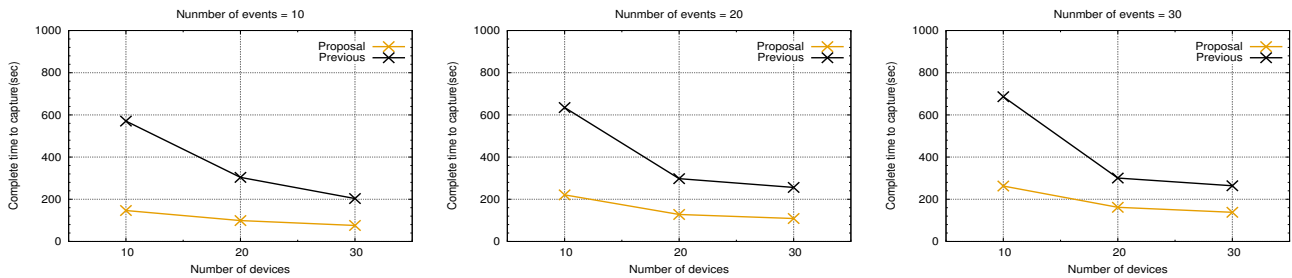


図 6 捕捉容量 1 における最終捕捉時間

表 2 群内における移動ベクトル要素の誤設定割合

	群リーダーの誤設定割合	Pbest の誤設定割合
既存手法	74.03%	37.70%
提案手法	49.32%	33.73%

最終捕捉時間に対する移動ベクトルの最適でない設定回数の割合である。群リーダーの誤設定とは、選択された群リーダーがイベントに対して最近傍でない移動体であった回数の最終捕捉時間に対する割合である。Pbest の誤設定割合とは、群リーダーが Pbest をイベントから遠ざかる座標に設定した回数の最終捕捉時間に対する割合である。これらの指標は 0.1 秒に 1 回算出される。また、図 7 に群リーダーのイベントまでの距離の時間遷移を示す。横軸が時間で、縦軸がイベントを捕捉するまでの群リーダーのイベントまでの距離を表す。図 7、表 2 共に、移動体は 10 体、イベント数が 1 体でイベントの持つ捕捉容量は 1 とする。

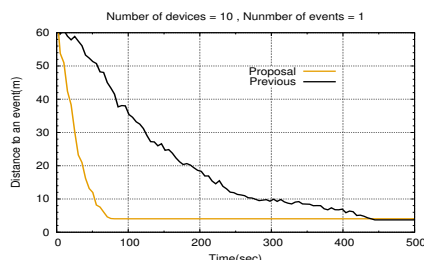


図 7 群リーダーのイベントまでの距離の時間遷移

表 2 からわかるように、既存手法と提案手法のリーダーの Pbest の誤設定割合は約 37%と約 33%であり、差分は 4%程度である。一方で、群リーダーの誤設定割合は約 74%と約 49%であり、提案手法が約 25%改善していることがわかる。また、図 7 より、群リーダーの誤設定を軽減することで、提案手法は既存手法よりも滑らかな曲線となっていることが確認できる。表 2 と図 7 から、群スケールを制御することで既存手法よりも適切な移動体をリーダーとして設定することによって探索時間の短縮が可能であることがわかる。これは、イベントから離れた地点で反発係数を大きくし群を拡散させることで移動体間の評価値の差分が大きくなり、物理情報強度のエラー変動がその差分に対して相対的に小さくなる。その結果として移動体の評価値の逆転が軽減され、イベントに最近傍の移動体がリーダーとして

設定される回数が増加し、最終捕捉時間が短縮されたと考えられる。

6. まとめ

本稿では複数自律移動体を用いたイベント発生源の探索・捕捉において、イベントが発する物理情報強度がエラーを含み変動するノイズ環境での探索・捕捉時間を短縮する手法を提案した。提案手法は、イベントへの接近に応じて群スケールを動的に制御することで、物理情報強度のエラー耐性を向上とより多くの移動体での捕捉作業を実現する。シミュレーション評価より、上記環境において提案手法が探索・捕捉時間の短縮を可能とすることを確認した。

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).