

移動センシングクラスタにおける ノイズ環境下識別不可イベント探索方式

藤山 尚紀¹ 出原 昇真² 西上 翔磨¹ 新居 英志³ 四方 博之⁴ 滝沢 泰久²

概要：近年、ロボットや UAV などの自律移動体を探索作業へ適用する検討が進められている。このような自律移動体を用いた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。実環境では、物理情報のセンシングの際、自然現象から発生する物理情報（温度など）に代表されるように物理情報から個別のイベントを識別することが困難であるケースが想定される。我々は、このような多地点のイベントからの物理情報が複合され個別識別ができないイベントの探索を、動的に多群構成して同時並列群探索を可能とするミュータント型移動センシングクラスタを提案している。ミュータント型移動センシングクラスタでは、移動体の一部を突然変異させミュータントとし、群から離反して探索させることで複数群分離を促し並列性の高い探索と処理を実現する。しかし、ミュータント型移動センシングクラスタはノイズ環境下のイベントからの物理情報のランダム変動を考慮していないため、ノイズ環境下では群分離が機能不全となる。本稿では、ノイズ環境下で円滑な多群構成を実現するため、ミュータントが離反する際に通常移動体を同行させ、ミュータントと同行移動体を群として探索させることで物理情報のランダム変動に耐性を持たせる群ミュータント型移動センシングクラスタ方式を提案し評価・考察を行う。

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。

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。また、実環境では、未知イベントから発せられる物理情報（音や温度など）は個別識別が困難なケースが想定される。

我々は、このような多地点のイベントからの物理情報が複合され個別識別ができないイベントの探索を、動的に多群構成して同時並列群探索を可能とするミュータント型移動センシングクラスタ [2] を提案している。ミュータント型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、移動体の一部を突然変異させミュータントとし、群から離反して探索させることで、イベントに対して複数の群を適宜生成し短時間でより多くの未知イベントの探索・捕捉することができる。ミュータント型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、ノイズによるランダム変動を含む物理情報強度によって群分離が円滑に行われなくなり、探索・捕捉時間が増加することとなる。

本論文では、イベントから発せられる物理情報強度が個別識別できず、かつエラーを含みランダム変動するノイズ環境において、円滑な群分離を促し探索・捕捉時間を短縮

¹ 関西大学大学院理工学研究科

² 関西大学環境都市工学部

³ 関西大学先端科学技術推進機構

⁴ 関西大学システム理工学部

するためにミュータントを群として発生させる方式を提案する。ミュータントが離反する際に通常移動体を同行させ、ミュータントと同行移動体を群として離反、探索させることで物理情報のランダム変動に耐性を持たせ、円滑な群分離を実現する

以降、2章で関連研究を示し、3章でミュータント型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群ミュータント型移動センシングクラスタ方式を説明し、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。

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解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. ミュータント型移動センシングクラスタ

ミュータント型移動センシングクラスタの基本となる移動センシングクラスタ [9] は複数群を適宜構成して複数の未知イベントを有限時間内により多く探索・捕捉することができる。

ミュータント型移動センシングクラスタでは、探索対象であるイベントは、匂いや温度などの物理情報を発する個々に識別できない未知イベント(以降、識別不可イベン

ト)を想定しており、識別不可イベントが混在・散在する環境において以下のメカニズムを用いて適宜複数の群を構成することにより、探索・捕捉時間の短縮を実現する。

- 複数群による未知イベント探索・捕捉メカニズム
- 狭域での群分離メカニズム
- 広域への群分離拡散メカニズム

複数群による未知イベント探索・捕捉メカニズムは、識別不可イベントにおいて群分離を可能とするため、狭域の群分離メカニズムと広域への群分離拡散メカニズムを導入している。

狭域での群分離メカニズムは、群近傍にある複数の識別不可イベントを複数の群構成で探索・捕捉するための群分離メカニズムであり、フォロワーの自発的リーダー遷移に基づくメカニズムである。

広域への群分離拡散メカニズムは、既存群が探索する領域や方向とは異なる域にある認識不可イベントに対して群を分離させるメカニズムであり、移動体の突然変異に基づくメカニズムである。

本章では、まずミュータント型移動センシングクラスタの基本機能として基本の移動センシングクラスタによる群探索・捕捉メカニズムを説明する。その後、ミュータント型移動センシングクラスタの群分離メカニズムについて説明する。

3.1 基本の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

3.1.1 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パラメータ、 $l_i(t)$: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。パーソナルベストを以下のように定式化する。

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

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

移動センシングクラスタでは、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、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

3.1.2 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、 $E_j^{Pbest}(t)$: 時刻 t における移動体 j のパーソナルベスト評価値 (後述) である。

3.1.3 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})
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。

$$E_i^{Pbest}(t) = E_i^{dir}(t) \quad (6)$$

ここで、 $E_i^{dir}(t)$: 時刻 t における移動体 i が検出したイベントから発せられた物理情報の強度である。

- 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。

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

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、3.1.2 項に基づき群リーダーを選出する。

3.1.4 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 3.1.1 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。

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。

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

ントを探索し、捕捉フェーズではイベントに対して捕捉作業を行う。移動体は、 A_t 秒前の座標と現在位置との距離が閾値 A_d (m) を下回った場合に自身がイベント付近に停滞していると判断し捕捉フェーズへ移行して捕捉作業を行う。

捕捉フェーズでは、反発係数を小さくし移動体間の反発を抑えることで、多くの移動体を捕捉作業可能な範囲に集合させる。さらに、その範囲内での衝突を防ぐために1秒間の移動量も抑制する。以上の処理により、イベントの付近により多くの移動体が集合した上で、衝突も抑制することができる。式 (10) に反発係数の抑制を、式 (11) に移動量の制限を定式化する。

$$c_{3i}(t) = \begin{cases} c_3^{Search} & \text{if } x_i(t) - x_i(t - A_t) > A_d \\ c_3^{Capture} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

$$v_i(t) = \begin{cases} \frac{v_i(t)}{|v_i(t)|} M_{Search}^{upper} & \text{if } x_i(t) - x_i(t - A_t) > A_d \\ \frac{v_i(t)}{|v_i(t)|} M_{Capture}^{upper} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

ここで、 c_3^{Search} : 探索フェーズにおける反発係数、 $c_3^{Capture}$: 捕捉フェーズにおける反発係数、 A_t : 捕捉フェーズ移行判定における時間閾値、 A_d : 捕捉フェーズ移行判定における距離閾値、 M_{Search}^{upper} : 探索フェーズにおける1秒間の最大移動量、 $M_{Capture}^{upper}$: 捕捉フェーズにおける1秒間の最大移動量である。

3.1.6 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

3.2 フォロワーの自発的リーダー遷移による狭域での群分離メカニズム

狭域での群分離メカニズムでは、既存群が探索・捕捉する識別不可イベントの近傍に存在する異なるイベントからの物理情報をセンシングしているフォロワーが群内にいる場合、群分離の振る舞いを創発させるため次の2つのメカニズムを導入する。

- フォロワーの自発的リーダー遷移メカニズム
- 群れ度合いによるローカルベスト評価値の劣化

フォロワーの自発的リーダー遷移メカニズムにおいて、フォロワーは自身のイベントセンシングに基づくパーソナルベスト評価値とローカルベスト評価値をそれぞれ異なる認識不可イベントに対する評価値と仮定して比較し、パーソナルベスト評価値が上回った際に、群が向かうイベントとは異なるイベントがより近くにあると判断し、リーダーへと

遷移しパーソナルベストに従って探索する。さらに、上記処理を群の後方のフォロワーに限定するために、ローカルベスト評価値の決定に群れ度合いを導入する。

群れ度合いとは、移動体を中心とする近傍移動体までの距離を半径とする円の重なっている範囲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。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。

$$N_i^j(t) = \{x | x \in neighbor_i(t), x \in neighbor_j(t)\} \quad (12)$$

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j(t) + c_4 |N_i^j(t)|\} \quad (13)$$

ここで、 N_i^j : 時刻 t における移動体 i の移動体 j に対する群れ度合い集合、 c_4 : 群れ度合い係数である。群れ度合いを用いてローカルベスト評価値を劣化させ、パーソナルベスト評価値と比較することにより、後方にいるフォロワーをリーダーへ遷移する振る舞いを創発させる。以上の処理を以下のように定式化する。

$$p_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ & \text{or } E_i^{Pbest}(t) < E_i^{Lbest}(t) \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

$$l_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ & \text{or } E_i^{Pbest}(t) < E_i^{Lbest}(t) \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

以上のように、狭域において群を複数に分離し、複数のリーダーが異なるイベントへと探索する機会を高める。

3.3 突然変異による広域への群分離拡散メカニズム

異なる識別不可イベントが群から離れている場合や群の進行方向と異なる方向に位置する場合において群分離を行うために広域への群分離拡散メカニズムを導入する。当該メカニズムでは、一部の移動体が一時的に群構成の振る舞いを無視し、かつ離反して空間的に拡散した後、通常の群の振る舞いへと遷移することで既存群とは異なるイベントへの探索機会を高め、広域における群分離の振る舞いを創発する。

群構成の振る舞いを無視し、かつ離反して空間的に拡散する振る舞いを突然変異と呼び、通常移動体はある確率(以下、突然変異確率: M_p)に基づいてランダムに突然変異を行う移動体(以下、ミュータント)へ遷移する。ミュータントは遷移した時点から一定時間(以下、突然変異期間: M_t)、次の制御に基づいて振る舞う。

- 群構成を無視する振る舞いを創発させるため式 (14)、(15) を適用しない

- 近傍移動体から空間的に大きく離れる振る舞いを創発するために反発係数を増大させる
- 利己的なイベント探索を行うためパーソナルベストの項に基づいて探索する

M_p によってミュータントとなった移動体は、突然変異期間の前半において、既存群から空間的に離脱するために群構成の振る舞いを無視し、反発係数の増大とパーソナルベストの項に基づく利己的な探索を行う。その後、突然変異期間の後半において、既存群とは十分に離反した位置に到達したと判断して、反発係数を通常の値に抑制し利己的な探索を行う。

突然変異期間終了後は通常移動体へと遷移し、既存の群構成に従い、式 (14), (15) に基づいてリーダー、もしくはフォロワーへと遷移する。すなわち、突然変異によって群から離れた地点においては、パーソナルベスト評価値は他の群と異なる認識不可イベントに対する評価値である可能性が高くなる。また、既存群から離れていることから、群れ度合いによりローカルベスト評価値は大きく劣化する可能性が高くなる。以上により、式 (14) の上段を満たす可能性が高まり、リーダーとして群を構成することが可能となる。一方、既存群と同一の認識不可イベントへ向かう場合は、式 (14), (15) に従って狭域の群分離メカニズムと同様に既存群へ吸収・合流されることとなり、探索・捕捉において不利な振る舞いにはならない。

反発係数の増大において、ミュータントが近傍移動体から離脱することにより既存の群を構成する移動体数が減少し、探索・捕捉能力が低下することが想定される。従って、ミュータント数の過剰な増加による群構成移動体数の大幅な減少を防ぐために、ミュータント数に上限を設けて突然変異移動体への遷移を抑制する。自身の近傍移動体内の突然変異移動体数が上限数に達している場合、通常移動体は突然変異を行わず探索する。すなわち、近傍内にミュータントが少ない場合に一定の確率でランダムに変異する。このような振る舞いを創発するために、式 (10) における移動体 i の反発係数を以下のように定式化する。このような振る舞いを創発するために、式 (10) における移動体 i の反発係数を以下のように定式化する。

$$c_{3i}(t) = \begin{cases} c_3^{Mutant} & \text{if } P(M_p|N_i^m(t)) \leq M_u \\ c_3^{Search} & \text{if } x_i(t) - x_i(t - A_t) > A_d \\ c_3^{Capture} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

ここで、 $N_i^m(t)$: 時刻 t における移動体 i の近傍の突然変異移動体数、 M_u : 上限突然変異移動体数である。

以上の突然変異の振る舞いと群構成の振る舞いを1つの移動体において創発するため、式 (14), (15) を次のように再定義する。

$$pb_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } P(M_p|N_i^m(t)) \leq M_u \\ & \text{or } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ & \text{or } E_i^{Pbest}(t) < E_i^{Lbest}(t) \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

$$lb_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } P(M_p|N_i^m(t)) \leq M_u \\ & \text{or } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ & \text{or } E_i^{Pbest}(t) < E_i^{Lbest}(t) \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (18)$$

4. 群ミュータント型移動センシングクラスタ

本章では、群ミュータント型移動センシングクラスタの詳細を述べる。

4.1 ミュータント型移動センシングクラスタの問題点

識別不可イベントから発せられる物理情報の強度は合算され、かつノイズ環境では合算された物理情報の強度がランダム変動する。ノイズと識別不可イベントの複合環境では、ミュータントが群から離反しても円滑な群分離が行われず、探索・捕捉時間が増加することが想定される。

イベントが発する物理情報にランダム変動がなく、識別不可イベント環境のみの場合、ミュータントは新たなイベントを見つけると即座に探索と捕捉処理を実行する。すなわち、ミュータントが離反し、新たなイベントに最も近い移動体となった時、ミュータントによる探索と捕捉が開始され、群度合いによって群分離が実現される。

ノイズ環境ではイベントが発する物理情報強度がランダム変動するため、移動体がそれぞれ受け取るパーソナルベスト評価値も瞬時変動する。受けとる評価値が瞬間的に変動する状況下では、 $t-1$ 秒時評価値と t 秒時評価値の大小関係が頻繁に入れ替わるため、式 (3) で示すように、進行方向の逆転が頻発する

ミュータントのような単独の移動体を離反させ探索を行う場合、離反先で一点探索となるため、評価値変動の影響を受けやすく進行方向の逆転が多く発生し、その場で停滞してしまう。また、多点探索可能な既存群の移動体と評価値を比較し、複数群分離で必要となるリーダー遷移の判断をする際、既存群側の評価値に劣る可能性が高くなり円滑な群分離ができない。よって、ミュータント単独で離反、その後の探索・捕捉の迅速な実行が困難である場合が想定され、ミュータント型移動センシングクラスタでは探索・捕捉に時間を要すると考えられる。

本稿では上記のようなノイズ&識別不可イベント環境において円滑な群分離を可能とし探索・捕捉時間を短縮するために、ミュータント離反の際に通常移動体を同行させる

ことで群分離を促す群ミュータント型移動センシングクラスタを提案する。

4.2 群ミュータント型移動センシングクラスタによる 突然変異群生成

イベントから発せられる物理情報強度がランダム変動を含むノイズ環境では、各移動体が受け取る評価値が瞬時変動する。そのような環境下では、ミュータント単体がイベントに近づいていたとしても評価値の変動を受け、本来近づけば良い値をとるはずが誤って悪い値を取りイベントから遠ざかるような挙動を行う。この評価値の良化と悪化を頻繁に繰り返すことで、ミュータントは前後左右方向に進行しようとし、結果としてその場で停滞するような動き、すなわち迷いの振る舞いとなり、ミュータント単独で探索と捕捉を行うことが困難になる。

ミュータントのように単体で離反させ、探索を行う場合、迷いの振る舞いとなるが、複数の移動体で群として探索させることで、この問題を回避できると考えられる。

群ミュータント型移動センシングクラスタでは、移動体をミュータントに突然変異させると同時に、そのミュータントと近い距離に存在する通常移動体も同様に突然変異させミュータントフォロワーとする。ミュータントフォロワーに遷移した移動体はミュータントに追従するような挙動をとり(図1)、ミュータントとミュータントフォロワーで形成される突然変異群は、ミュータント型移動センシングクラスタと同様に突然変異期間において既存群から離反する。ミュータント型移動センシングクラスタでは、離反後にミュータントのみで利己的な探索を行う期間を設けるが、群ミュータント型移動センシングクラスタでは離反後に群による多点探索を行うため、突然変異群は離反後、即座にミュータントとミュータントフォロワーを通常移動体に戻し、式(14)、(15)に従って探索・捕捉を行う。

突然変異群は離反後、通常移動体に戻り新たな群を形成する。形成された群の移動体はお互いに情報共有を行うため、群内の一部の移動体の変動された評価値を受け取り誤った方向へ進行しようとしても、群内の他移動体が正しい評価値を受け取ることが可能になり、群が正しい方向へ進行することができる。群による探索では、進行方向の誤りが単体での探索と比べて抑制され、イベント方向への進行は可能となる。すなわち、単体ではなく群として離反、探索させることで正しい評価値を得る確率を増加させ、探索・捕捉が可能になると考えられる。

ミュータント発生時に、通常移動体がミュータントフォロワーに変異する条件式を式(19)に示す。

$$M_i^{Follower}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } Distance_{iM}(t) \leq Distance_{jM}^N(t) \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (19)$$

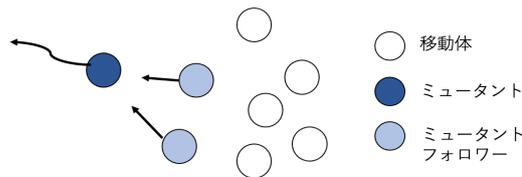


図1 ミュータントとミュータントフォロワーの関係図 (MF2)

ここで、 t : ミュータントが発生した時刻、 N : ミュータントフォロワーの数、 $M_i^{Follower}(t)$: 時刻 t における移動体 i のミュータントフォロワーパラメータ、 $Distance_{iM}(t)$: 時刻 t における移動体 i とミュータント移動体 M の距離、 $Distance_{jM}(t)$: 時刻 t におけるミュータントとミュータントに N 番目に近い移動体 j の距離である。

ミュータントフォロワーパラメータはその移動体がミュータントフォロワーであるか否かを決定するバイナリパラメータであり、1は移動体 i がミュータントフォロワーであることを示す。ミュータントフォロワーの数はパラメータによって設定するものとする。ミュータントフォロワーは突然変異期間では、ミュータントをリーダーとして追従する移動体であるため、式(1)のローカルベスト項を利用し、以下のようなベクトル更新則となる。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + l_i(t)(x_i^{Mutant}(t) - x_i(t)) \quad (20)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (21)$$

ここで、 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、 $l_i(t)$: 時刻 t における移動体 i のローカルベストパラメータ、 $x_i^{Mutant}(t)$: 時刻 t におけるミュータントフォロワーが追従するミュータント移動体 i である。

ミュータントにミュータントフォロワーが同行し離反を行い、突然変異期間終了後に探索を行うため、ミュータントは単独探索を回避し、群として探索・捕捉処理を実行することができる。突然変異期間で離反し、その後新たな群形成した移動体は、お互いに情報共有を行うため、群内の一部の移動体の変動された評価値を受け取り誤った方向へ進行しようとしても、群内の他移動体が正しい評価値を受け取ることが可能になり、群が正しい方向へ進行することができる。群による探索では、進行方向の誤りが単体での探索と比べて抑制され、イベント方向への進行は可能となる。すなわち、単体ではなく群として離反、その後新たな群で探索させることで正しい評価値を得る確率を増加させ、ミュータント型移動センシングクラスタと比べて迅速な探索・捕捉が可能になると考えられる。

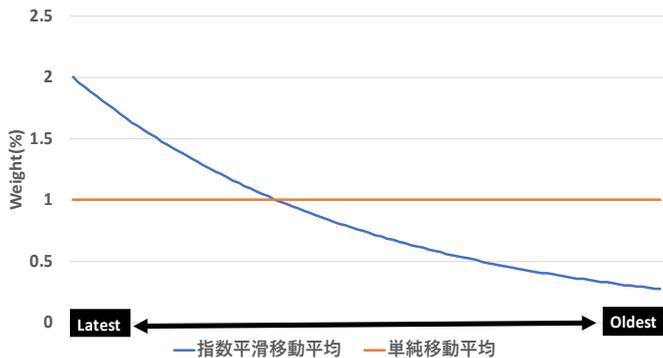


図 2 単純移動平均と指数平滑移動平均における重み付け

4.3 ランダム変動を軽減する指数平滑移動平均法

イベントから発せられる物理情報の強度が変動するノイズ環境では、評価値の変動によって、群内のリーダー選択や群の進行方向の誤りが想定される。

これらの誤りは変動の大きさに比例して多発することが考えられる。よって、群による多点探索によるノイズ耐性をさらに強化するため、各移動体はパーソナルベスト評価値において移動平均を用いた平滑化を行う。移動平均は各移動体が常に、過去複数回で得たパーソナルベスト評価値と現時点で得られるパーソナルベスト評価値を平均して算出することとし、平均されたパーソナルベスト評価値を用いてリーダー遷移などの判断を行う。

単純移動平均を用いる場合、過去複数回で得られた評価値と現時点での評価値において平均値を計算する際、全ての評価値が均等に重み付けされるため、古い情報と新しい情報の重みが同じになってしまい、イベントへの接近や評価値の良化を敏感に察知することができない。移動体は常に動き続けるため、ノイズによる変動を平滑化しつつイベントへの接近を迅速に察知できることが望まれる。

群ミュータント型移動センシングクラスタでは指数平滑移動平均法を用いて、変動する評価値の平滑化を図る。指数平滑移動平均による平滑化は以下の式 (4) のようになる。

$$E'_i(t) = E'_i(t-1) + \alpha\{E_i^{P^{best}}(t) + E'_i(t-1)\} \quad (22)$$

ここで、 $E'_i(t)$: 時刻 t において移動体 i が受け取る指数平滑化された評価値、 $E_i^{P^{best}}(t)$: 時刻 t において移動体 i が受け取る電力強度、 α : $0 \sim 1$ の値をとる平滑化定数である。

指数平滑移動平均法では、単純移動平均と同様に過去の評価値を利用するが、過去の情報になればなるほど重みが減少していき、平均値に与える影響が小さくなっていく (図 2)。直近の値に対しての重みが大きいためイベントに接近した場合の評価値の変化を敏感に察知し、かつ移動平均値を取ることでノイズ変動によって起こるリーダー選択や進行方向の誤りを軽減でき、最終捕捉時間の短縮を実現することが可能であると考えられる。

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)	10000
試行回数	10
移動体数	10
イベント数	10
ミュータントフォロワー数	0~4
移動体の初期配置	原点 (0,0) を中心とする 一辺の長さが 15m 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 150m の正方形内
イベントの持つ捕捉容量	300
w	0.5
pb	1
lb	1
M_p	1/8500
M_t (秒)	200
c_3^{Mutant}	100000
c_3^{Search}	50
$c_3^{Actuate}$	100
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
平滑化定数 α	0.01
k ファクター	0.1~10
捕捉可能半径 (m)	5

5. シミュレーション

本章では、既存手法と提案手法を用いてシミュレーションを行い、最終捕捉時間の短縮において両方式の有用性を検証・比較する。

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。各移動体がもつ 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})
自身が受信した全てのイベントからの電力強度を合算した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、パーソナルベスト評価値は0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

$$E_i^{Pbest}(t) = \sum_{k=1}^n P_{ik}(t) \quad (23)$$

ここで、 $P_{ik}(t)$: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力強度である。

- 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。

$$E_i^{Lbest}(t) = \max_{j \in neighbor} \{E_j(t) + c_4 |N_i^j(t)|\} \quad (24)$$

- 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。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest}(t) & \\ \text{if } E_i^{Pbest}(t) > \max_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} & \\ E_i^{Lbest} + |RSSI_i^{Lbest}(t)| & \\ \text{otherwise.} & \end{cases} \quad (25)$$

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3.1.5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ずる。

5.1.1 比較手法と評価項目

本シミュレーションでは、想定環境にて既存手法であるミュータント型移動センシングクラスタと提案手法である群ミュータント型移動センシングクラスタの2手法を比較し評価する。また、指数平滑移動平均法の有用性を評価す

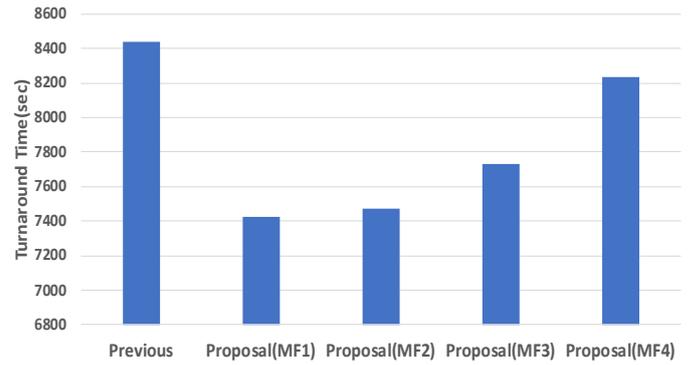


図3 ミュータント型移動センシングクラスタと群ミュータント型移動センシングの比較

るため、指数平滑移動平均法の有無においても評価を行う。

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3にミュータント型移動センシングクラスタと群ミュータント型移動センシングクラスタの評価結果を示す。縦軸は最終捕捉時間、横軸は方式を示す。群ミュータント型移動センシングクラスタにおけるMFとはミュータントフォロワーを指し、続く数値はミュータントフォロワーの数を示す。群ミュータント型移動センシングクラスタはミュータント型移動センシングクラスタよりも最終捕捉時間を短縮していることが確認できる。

これは、突然変異期間においてミュータントフォロワーを同行させ群として離反、突然変異期間終了後に群として探索が行われ、既存群とは異なるイベントの発見の機会が増加したためだと考えられる。ミュータント単独のみの場合、物理情報強度の変動により正しい評価値を得ることができず、イベントの発見が困難になる。異なる識別不可イベントの発見ができなければ、群分離が発生する確率が減少するため最終捕捉時間の増加に繋がる。群ミュータント型移動センシングクラスタでは、ミュータントフォロワーを同行させることによって、離反先でも群として多点探索が可能となり、正しい評価値を得られる可能性が高くなるため、ミュータント型移動センシングクラスタよりも高い確率で群分離が発生し、最終捕捉時間が短縮されたと考えられる。

図4に指数平滑移動平均をミュータント型移動センシングクラスタ、及び群ミュータント型移動センシングクラスタに適用した場合の評価結果を示す。縦軸は最終捕捉時間、横軸は方式を示す。図3と図4を比較すると、指数平滑移動平均法を適用することで全体的に最終捕捉時間が短縮しており、群ミュータント型移動センシングクラスタ

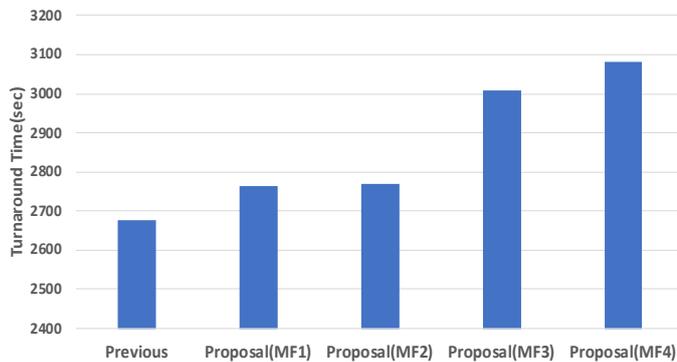


図 4 指数平滑移動平均を適用した 2 方式の比較

において実装した群ミュータント機能と指数平滑移動平均機能を比較すると、指数平滑移動平均機能がより最終捕捉時間の短縮に貢献していることがわかる。図 4 において、ミュータント型移動センシングクラスタと群ミュータント型移動センシングクラスタを比較すると、ミュータント型移動センシングクラスタが最も探索効率が良くなる。これはミュータント単独で離反、そして離反終了後に単独探索を行う場合でも、指数平滑移動平均を取ることで、受け取る物理情報強度のランダム変動が軽減されるからである。すなわち、移動平均により変動の振幅が小さくなり、正しい評価値を得ることが可能になる。正しい評価値を得ることができれば、離反先にイベントがある場合、イベントの存在を感知し群分離が可能になる。ゆえにミュータント単体の探索であっても、平滑化された評価値を得ることが可能になり最終捕捉時間の短縮が実現したと考えられる。

図 3 と図 4 の両グラフにおいて、提案手法である群ミュータント型移動センシングクラスタはミュータントフォロワー数の増加と比例して最終捕捉時間が増加している。これは突然変異群の離反方向がランダムであるため、イベントの存在しない地点への離反を行うことにより既存群の移動体の数が減り、探索・捕捉時間の増加を引き起こすためである。離反先にイベントがない空振り離反をした際、ミュータントフォロワー数が多いほど既存群側の探索効率劣化が大きくなってしまい、ミュータントフォロワー数が多くなるにつれて最終捕捉時間が増加していると考えられる。

離反方向に恣意的にイベントを配置して空振り離反を排除した（以降、理想離反）場合の最終捕捉時間を図 5 に示す。図 5 から、群ミュータント型移動センシングクラスタはミュータント型よりも最終捕捉時間を短縮することが確認できる。理想離反では、空振り離反による探索効率劣化が発生せず、かつ離反後に群による探索を行うことで、複数群による並列的処理を実現するためだと考えられる。

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

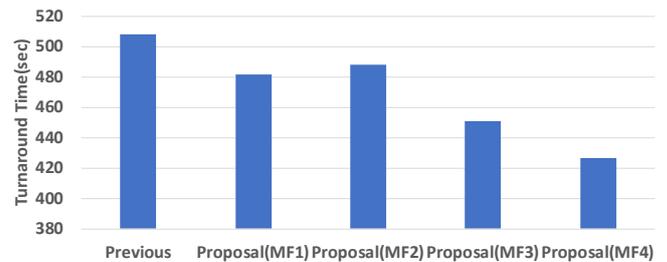


図 5 理想離反における 2 方式の比較

索・捕捉において、イベントが発生する物理情報強度が個別識別できず、かつランダム変動するノイズ&識別不可イベント環境での円滑な群分離を促す群ミュータント型移動センシングクラスタを提案した。提案手法は、ミュータントに同行させるミュータントフォロワーを追加し、突然変異群として離反、そして変異期間後に群として探索させることで円滑な群分離を促し並列的処理を実現する。シミュレーション評価より、上記環境においては、指数平滑移動平均を用いたミュータント型移動センシングクラスタが探索・捕捉時間が短く、理想離反においては提案手法が探索・捕捉時間をより短縮することを確認した。今後の課題として、理想離反を可能とする戦略的離反方式の検討・提案が挙げられる。

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, 四方博之, 滝沢泰久: 識別不可イベント探索における突然変異型移動センシングクラスタの提案, *情報処理学会論文誌*, Vol.61, No.2, pp.1-11(2020).
- [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] 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).
- [10] 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).