

複数自律移動体による群知能を用いた 自己増殖型移動センシングクラスタの提案

西上 翔磨¹ 新居 英志² 藤山 尚紀¹ 四方 博之³ 滝沢 泰久⁴

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。本稿は、移動センシングクラスタを拡張し、フィジカル空間においてイベントの探索・捕捉を行う実移動体とサイバー空間において機能および群スケールを拡張するための増殖移動体を用いた新たな探索方式・自己増殖型移動センシングクラスタの基本概念を提案する。また、その可能性をシミュレーションを用いて議論する。

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情報共有を行い、群知能の一種である Particle Swarm Optimization (PSO) [4] 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において高い機能構造を自律移動体群で形成するためには十分な自律移動体数が必要となる。しかし、物理的・経済的制約のために自律移動体数の制限が十分に想定される。この場合、群による複数の不明事象の探索・処理において高度な機能構造を自己組織化することが困難となる。すなわち、移動センシングクラスタにおいて自律移動体数の制限は根本的な問題となる。従って、この制約を凌駕するためにサイバー空間において仮想自律移動体を仮想増殖させ、自律移動体の物理数を超えて群による探索・処理を強化する自己増殖型移動センシングクラスタを提案する。

本稿では、イベントの探索・捕捉を行う実移動体とサイバー空間において機能および群スケールを拡張するための

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

増殖移動体を用いた新たな探索方式・自己増殖型移動センシングクラスタの基本概念を提案を示すとともに、その可能性をシミュレーションを用いて議論する。

2. 関連研究

2.1 Swarm Robotics

Swarm Robotics[5]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[5]。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[6]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[7]。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解探索アルゴリズムである[8]。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[9]。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量大とする。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。

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

ここで、 α : $v_i(t-1)$ が x 軸となす角、 β : $[-\theta, \theta]$ 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。

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

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

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
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

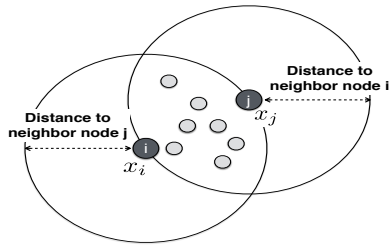


図 1: 近傍群れ度合い

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

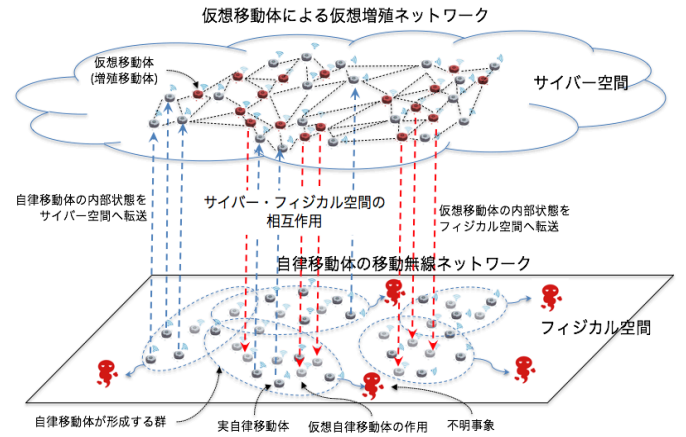


図 2: 自己増殖型移動センシングクラスタ概念図

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 2 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. 自己増殖型移動センシングクラスタ

4.1 基本概念

本節では, 自己増殖型移動センシングクラスタの概要を述べる.

まず前提として, 移動センシングクラスタ (Mobile Sensing Cluster) では自律移動体数が増えると自律移動体の振る舞いの多様性と自律移動体間の相互作用が増え, 群構造が進化し高度な機能構造を創発することが可能となる [2]. 一方, フィジカル空間においては, 自律移動体数は物理的・経済的制約により制限されることが想定される. 従って, 自律移動体数の制限によりその性能が制約されてしまう. このことから, 自己増殖型移動センシングクラスタはこの制約を凌駕して自律移動体多群制御方式の性能の高度化を図るため, サイバー空間において仮想的に自律移動体を増

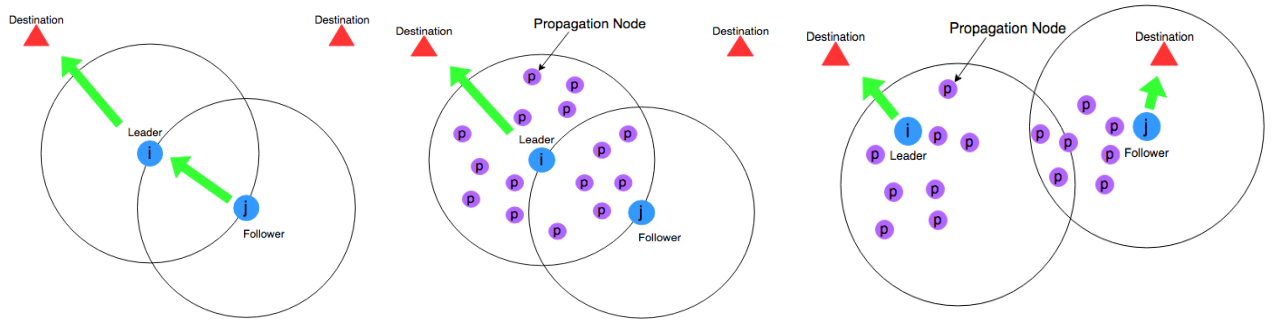


図 3: 自己増殖型移動センシングクラスター遷移

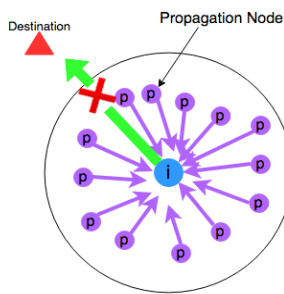


図 4: 増殖移動体の問題点

殖させ、自律移動体の物理数を超えて群による探索・処理を強化する方式である。この自己増殖型移動センシングクラスタの概念図を図2に示し、説明を行う。サイバー空間はフィジカル空間の実自律移動体の写像である写像実移動体と増殖移動体から構成されて、これらにおいてMSCメカニズムを適用する。MSCメカニズムより創発される振る舞いにおいて写像自律移動体の振る舞いをフィジカル空間の実自律移動体へ転送することで、フィジカル空間にて高度な群構造制御を実現する。自己増殖型移動センシングクラスターでは、イベントの発生状況に応じて自律移動体のクローンとして仮想移動体を増殖させ、仮想増殖群を自己組織化する。この構造を用い、イベントの発生状況に応じて探索・処理を強化することを可能とする。

4.2 基本メカニズム

4.2.1 CPSベース移動センシングクラスター

自己増殖型移動センシングクラスターを実現するために、CPS型(Cyber Physical System)の移動センシングクラスターを基本とする[3]。CPS型とは図2に示すように、実移動体と不明のイベントから構成されるフィジカル空間とMSCメカニズムを実装するサイバー空間の相互作用からなる。フィジカル空間は複数の実移動体がイベントからの物理情報をセンシングし、センシング情報を自己位置とともにサイバー空間へ転送する。サイバー空間はフィジカル空間の実移動体からの転送情報に基づいた写像実移動体と

写像実移動体のクローンとする増殖移動体から構成され、これらがMSCメカニズムによる相互作用から群構造を適宜創発する。この創発された群構造において写像実移動体の振る舞いをフィジカル空間の実自律移動体へ転送し移動指示を行う。

4.2.2 増殖移動体の特性とそのMSCメカニズム

本節では、増殖移動体を持つ特性とMSCメカニズムについての説明を行う。前提として、増殖移動体はサイバー空間上の仮想移動体であり、フィジカル空間のイベントへ直接的に作用できないため、イベント物理情報のセンシング機能がなく、イベントの捕捉にも関与しない。つまり、式(1)におけるパーソナルベスト評価値の生成は行うことができず、式(4)におけるPbestベクトルを用いた移動更新は不可能である。よって、増殖移動体がMSCメカニズムにおいて持つ機能は式(2)におけるローカルベスト評価値、式(9)における衝突抑制制御、そして3.2.2節において用いられる複数群構成移動体数の偏りの抑制のみである。増殖移動体の更新則を式(18)(19)に示す。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + lb_i(t)(x_i^{Lbest}(t) - x_i(t)) + \vec{S}_i \quad (18)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (19)$$

以下、 t :時刻、 w :慣性重量、 $v_i(t)$:時刻 t における増殖移動体 i の移動ベクトル、 $lb_i(t)$:時刻 t における増殖移動体 i のローカルベストパラメータ、 $x_i^{Lbest}(t)$:時刻 t における増殖移動体 i のローカルベストである。

上記の増殖移動体の更新則に加えて、増殖移動体の発生条件及び、死滅条件に関しての提案を行う。

● 増殖移動体の生成

まず、自己増殖型移動センシングクラスターにおいてリーダー移動体が増殖した場合の群形成の遷移を図3に示す。遷移図(左)において2台の自律移動体がイベントへの探索を行う。その後、遷移図(中央)において増殖移動体をリーダー移動体の周囲数十メートル内に時間をトリガーとし、増殖させる。増殖移動体は仮想移動体であるが、自律移動体には同じ移動体と認知され、他の移動体と同様に反発ベ

クトルによる移動体間距離を取る。つまり、増殖移動体を自律移動体の周囲に瞬間的に増殖させる事で、群のスケールを仮想的に広げ衝突を回避することが可能である。さらには、式(14)(15)における群れ度合い判定に用いる移動体としてもカウントされる為、遷移図(右)のように、戦略的な群の離反が可能である。

その一方で、図3の様な事象が起こる事が推測できる。増殖移動体は自身のセンシング機能を持たない為、その特性上リーダー移動体に追従する行動の式(4)におけるLbestベクトルを用いた行動を取らざるを得ない。しかし、リーダー移動体の周囲に増殖移動体が集中しすぎると、リーダー移動体が増殖移動体に取り囲まれてしまい、増殖移動体の更新則によってリーダー移動体が本来進むべき方向に進めない事象が発生する。よって、リーダー移動体の周囲ではなく、フィールド全体に乱数的に増殖移動体を発生させる事とする。加えて、増殖移動体がリーダー移動体の周囲に偶発的に集まってしまう場合でも、リーダー移動体の進路を阻害しない様、増殖移動体のみ式(9)の反発係数 $c3$ を倍に増加し、リーダー移動体への影響の低下を測る。アルゴリズム1は増殖移動体の生成条件を示しており、増殖移動体を指定した数、時間、範囲に応じて生成が可能である。

- 増殖移動体の死滅

続いては、増殖移動体の死滅である。実移動体のみ探索では成し得ない増殖移動体よっての群スケールの拡大や群分離機会の増加は大きなメリットであるが、増殖移動体はイベント付近において移動体間の距離が縮まり、増殖した移動体数が過度になり渋滞を引き起こす。そのために、探索・捕捉時間の大幅な遅れにつながる。よって増殖移動体を特定条件下において死滅させ、実移動体による円滑なイベント捕捉を行うため、増殖移動体の死滅が必要である。増殖移動体を死滅させる条件として群のリーダーである実移動体がイベント捕捉に入った際に、周囲10m以内の増殖移動体を死滅させることとする。

ここで増殖移動体の生成、及び死滅に関するアルゴリズムを以下に示す。アルゴリズム2は増殖移動体の死滅条件を示しており、死滅の有無、死滅範囲、死滅数に応じ、アルゴリズムが適用される。

Algorithm 1 CreateProp

```

Require:  $node_p > 0$ 
if  $node_p > 0 \wedge t == Time_p$  then
  while  $node_p == N_c$  do
     $Loc_p \leftarrow RandLoc() \in E_p^{max}$ 
     $CreateProp(Loc_p)$ 
     $N_c \leftarrow +n$ 
  end while
end if

```

ここで、 $node_p$: 増殖移動体の最大数、 N_c : 増殖数、 t :

シミュレーション経過時間、 $Time_p$: 増殖移動体の発生時間、 Loc_p : 増殖移動体の位置、 E_p^{max} : 増殖移動体の最大発生エリア、 $RandLoc()$: 任意の位置生成関数である。

Algorithm 2 ExtinctProp

```

Require:  $Ext_{prop} = 0$  or 1
if  $Ext_{prop} == 1$  then
  if  $LP_{cap} == 1 \wedge P_{loc} \in E_{erea}$  then
    while  $node_p == N_e$  do
       $ExtinctProp(Loc_p)$ 
       $N_e \leftarrow +n$ 
    end while
  end if
end if

```

ここで、 Ext_{prop} : 増殖移動体死滅の有無、 LP_{cap} : 実リーダー移動体の捕捉判定の有無、 E_{erea} : 増殖移動体の死滅範囲、 N_e : 死滅数である。

4.2.3 増殖移動体と自律移動体との相互作用

本節では、3章の移動センシングクラスタ(MSC)アルゴリズムの式に基づき、自律移動体と増殖移動体の相互作用がどのように構成されているかについて述べる。まず、フィジカル空間に置いて実移動体はイベントからの物理情報をセンシングし、自己位置と共に、サイバー空間へ情報の転送を行う。近傍移動体との情報共有からローカルベスト評価値を算出し、Pbest、Lbest、お互いの位置を共有した上で、群を形成する。そのために必要とする振る舞いとして、自律移動体における動的なリーダー選択が挙げられる。これは式(4)(5)が示すように近傍移動体とのパーソナルベスト評価値の共有が必要であり、最も強い物理情報を受信した移動体のパーソナルベスト評価値を元に移動体間で評価値の共有を行い、イベント毎にリーダーを設定する振る舞いである。4.2.2節に示すように増殖移動体は自身で物理情報のセンシング機能を有しないため、リーダーの選定には含まれない。次に、リーダー以外の増殖移動体と自律移動体はそのリーダーに追従するフォロワーとしての振る舞いが必要となる為、式(7)(8)が示すように近傍移動体との自己評価値であるローカルベスト評価値の共有を行う。その後、群分離の振る舞いとして式(14)(15)が示す群れ度合いによる群構成の偏り抑制を行う。この群れ度合いによる複数群構成移動体数の偏り抑制では、近傍移動体間での自己評価値の共有が必要であり、また、各移動体が上記の評価値から移動ベクトルを生成するには、式(10)における x^{Lbest} はローカルベスト評価 E^{Lbest} となる近傍移動体の位置であることから、式(7)(8)の近傍移動体の自己評価値とともに自己位置が必要となる。このような移動体間の評価値の共有とそれによる相互作用のために仮想通信を移動体間で実施する。仮想通信は全移動体間が通信可能とする仮想カバレッジを提供する。

表 1: シミュレーション環境諸元

諸元名	数値
シミュレータ	ns3
シミュレーション時間 (sec)	2000
試行回数	5
実移動体数	10
仮想増殖移動体数	0~100
目的物数	5
探索範囲	100~500m
実移動体の初期配置	原点 (0,0) を中心とする 半径が 100~500m の円内
目的物の初期配置	原点 (0,0) を中心とする 半径が 100m~500m の円内
目的物の持つ補足容量	300
捕捉可能半径 (m)	5
衝突とみなす移動体間距離 (m)	1
慣性重量 w	0.5
反発係数 c3	25
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 $n = 3$)
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

表 2: 増殖移動体諸元

要件	定義
センシング	×
捕捉	×
衝突	×
発生時刻 ($Time_p$)	$t = 30$
発生位置 (Loc_p)	リーダー移動体周囲 or 全域
発生範囲 (E_p^{max})	$(100m)^2 \sim (500m)^2$
死滅判定 (Ext_{Prop})	0 or 1
死滅範囲 (E_{erea})	実移動体が捕捉移行後, 周囲 10m 以内
c3	25~50

5. シミュレーション検証

5.1 パラメータ設定

表 1 に実験環境諸元を示す。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。加えて増殖移動体に関する諸元を表 2 に示す。

5.1.1 比較方式と評価項目

本シミュレーションでは、2 方式で比較評価を行う。1 つは、基本の MSC アルゴリズムを用いた探索手法で、もう 1 つは、本論文の提案手法である自己増殖型移動センシングクラスタとする。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を行う。一方、自己増殖型移動センシングクラスタでは一定時間経過後に仮想移動体の増殖を創発し、探索を行う。評価項目は、全イベントを捕捉

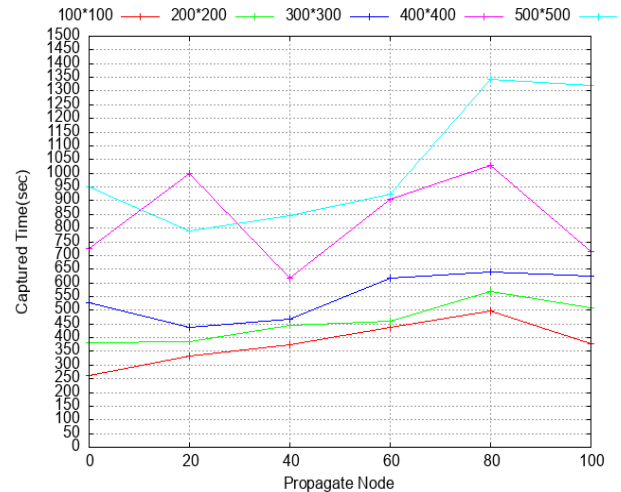


図 5: 死滅無しの場合における増殖移動体数に応じた捕捉時間

完了に要する時間（捕捉時間）の比較で評価を行う。また、4 章において示した増殖移動体メカニズムの発生位置、増殖移動体の死滅への依存性も含め評価を行う。

5.2 評価結果

5.2.1 シミュレーション検証と考察

図 4 に基本の MSC アルゴリズムを用いた探索手法と死滅無しの場合の自己増殖型移動センシングクラスタのシミュレーション結果を図 5 に示す。基本の MSC アルゴリズムは x 軸の増殖移動体数が 0 の場合であり、5 色で示される折れ線はそれぞれ探索エリアを $(100m)^2 \sim (500m)^2$ において検証を行った結果である。検証結果では増殖移動体数が 0 台の場合、つまり増殖移動体を用いない基本の MSC アルゴリズムを用いた実移動体のみでの探索時間が最も短い傾向が見取れる。さらに、増殖移動体が増えるにつれ、捕捉時間が遅くなっていることも分かる。これは、増殖移動体の実移動体の周囲に停滞してしまい、円滑に捕捉活動が行えなかった為である。

問題の原因を図 5 のシミュレーション遷移図を用いて説明を行う。諸元については、100m 内の探索範囲で実移動体が 10 台、増殖移動体が 60 台である。青色がノード、赤色がイベントで、サブキャプションの (a) がシミュレーション開始時 ($t=0$) の配置を表し、右側に行くに連れ時間が遷移し、(d) が 300 秒経過時の配置を示している。30 秒経過時に増殖移動体はリーダー移動体を中心とする半径 10m の円内に出現し、それぞれが属する探索群のスケールを広げながら、探索を行っている事がわかる。時間の経過につれ、(c) の 100 秒経過時点では全ての群がイベントの周囲に集まり、捕捉を行なっている。しかし、200 秒経過後の (d)300 秒時点でも全てのイベントの捕捉が終了していない事がわかる。これは増殖移動体の実移動体の周囲に停滞してしまい、お互いに反発し合う為、イベントの捕捉活動が可能な実移動体がイベントの捕捉範囲内に入る事がで

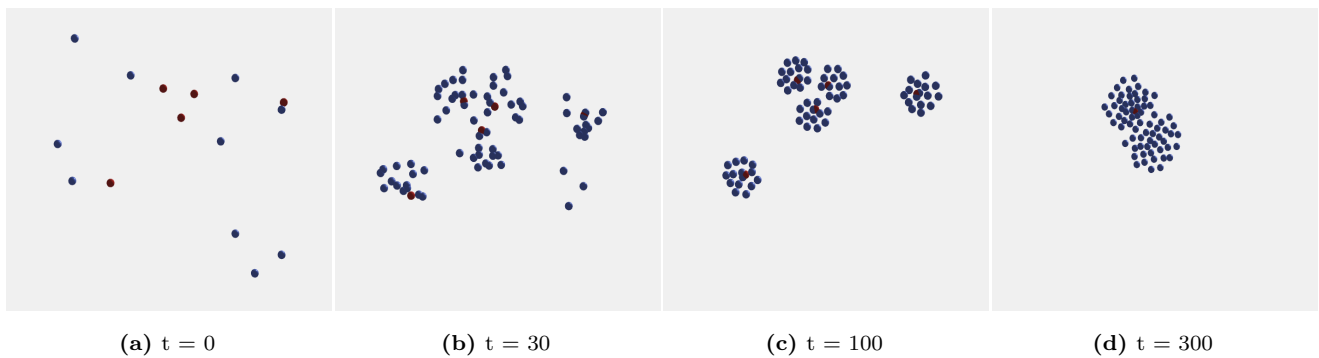


図 6: 群形成の遷移

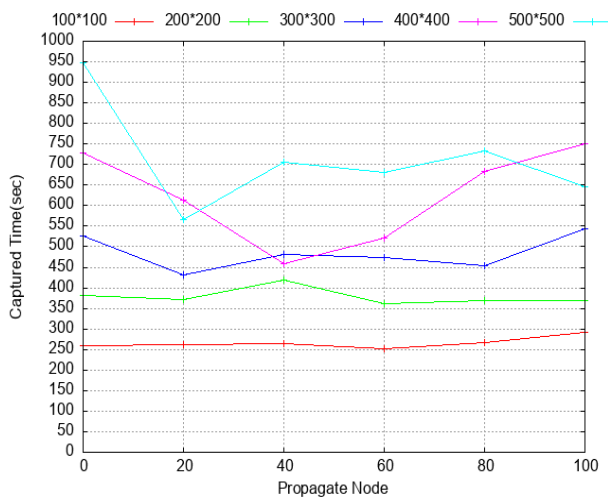


図 7: 死滅あり生成位置変更後の増殖移動体数に応じた捕捉時間

きず、イベントの捕捉に時間を要してしまう。よって、4章で示した通り、増殖移動体の発生位置の修正及び、増殖移動体の死滅は必須である事が確認できる。続いては、増殖移動体の発生位置の修正及び、増殖移動体の死滅を用いた手法である。さらに、提案手法においての強みである群スケールの拡大や群分離機会の増加、増殖移動体を用いた通信範囲の拡大を考慮し、増殖移動体のみ反発係数を倍に増加させ、探索エリアを $(100m)^2 \sim (500m)^2$ としてシミュレーションを再度行った。その結果を図 7 に示す。まず、図 5 と図 7 においての結果比較を行う。探索領域が比較的狭い場合 $(100m)^2$, $(200m)^2$, $(300m)^2$ において、死滅条件無しの場合より捕捉時間は短縮されるが、基本の MSC アルゴリズムと比較した場合、その効果が明確ではない。しかし、探索領域を広げた $(400m)^2$, $(500m)^2$ において大幅に捕捉時間が短縮し、基本の MSC アルゴリズムの捕捉時間を凌駕している。

6. まとめ

本論文では、自己増殖型移動センシングクラスタにおけるシミュレーションを行い、その結果について考察を行った。自己増殖型移動センシングクラスタは探索時において

群のスケールを拡大し、群分離機会の増加をもたらす事が確認できた。また、増殖移動体の死滅によりイベント周囲での停滞やリーダー移動体周囲での停滞を回避することができる。以上のサイバー空間における仮想的な移動体の増殖と死滅に基づく自己増殖型移動センシングクラスタは基本移動センシングクラスタと比較した場合、探索範囲が広域である場合に捕捉時間を大幅に短縮することができる。すなわち、自己増殖型移動センシングクラスタは物理的移動体数を凌駕する群形成を可能とすると考えられる。

今後は、群形成において増殖移動体の発生条件や発生数、増殖移動体の死滅条件や死滅数などの適正値を自律的に導出する方式を検討する予定である。

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, 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] 西上翔磨, 新居英志, 藤山尚紀, 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の CPS 構成に基づく実機実装とその検証, *情報処理学会研究会*, DPS190, No.38(2022).
- [4] Qianying, P. and Hongtao Y.: Survey of particle swarm optimization algorithm and its application in antenna circuit, *2015 IEEE ICCP*, pp.492-495(2015).
- [5] Tan, Y., Zhong-yang, Z.: Research Advance in Swarm Robotics, *Defence Technoloty*, Vol.9, Issues.1, pp.18-39(2013).
- [6] Reynolds, W.C.: Flocks herds and schools:A distributed behavioral model, *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol.21, No.4, pp.25-34(1987).
- [7] Eversham, J., Ruiz, F.V.: Parameter analysis of Reynolds flocking model, *2010 IEEE 9th International Conference on Cybernetic Intelligent Systems*, pp.1-7(2010).
- [8] James, K. and Russell, E.: Particle Swarm Optimization, in *Proc. the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942-1948(1995).
- [9] 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).