

移動センシングクラスタにおける群構成に関する考察

新居 英志¹ 北之馬 貴正¹ 安達 直世³ 四方 博之² 滝沢 泰久³

1. はじめに

近年, IoT(Internet of Things) を活用した高度な社会形成が期待されている [1]. IoT の実現においては, WSN(Wireless Sensor Networks) が必須技術となる. WSNとは, センサを搭載した小型端末をセンシング範囲に散布し, センシングしたデータを無線通信によって転送するネットワーク技術である [2][3]. これまでの多くの WSN ではセンシング対象物の位置が既知である定点センシングが用いられている [4]. しかし, センシング対象物の位置が不明な場合は, 定点センシングが運用困難である. このような状況においては, 移動センシングが有用である. 移動センシングは, センサを搭載した移動体によってセンシングを行う技術であり, 位置が不明であるセンシング対象物を探索し, その後, 対象物の状態をセンシングするといった機動的なセンシングが可能である. また, 移動体を用いるため, 人の立ち入りが困難である危険箇所なども探索可能であり, 救助活動などでの応用が検討されている.

移動センシングが探索するセンシング対象物は, 位置が不明であり, その存在範囲や数も不明であると想定される. 例えば, 災害時における瓦礫下に埋まった要救助者や, 建物の損壊による放射線漏れ箇所などである. 要救助者などは目視による発見が難しい場合があるため, 要救助者が発する物理情報(例えば, 匂い, 体温, 所持するデバイスからの電波など)に基づいて探索を行うこととなる. また, 移動体は探索対象物(以下, 本論文では目的物と記述する)を発見したのち, センシングや救助・修理作業(以下, 本論文では捕捉と記述する)を行う必要がある. これらの作業は可及的速やかに完了することが求められる. つまり, 短時間により多くの目的物を探索し, 作業を行う必要がある.

単体の移動体を用いた移動センシングでは, 探索や捕捉にかかる時間は単体移動体の能力に限定される. 上記のよ

うな移動センシングの要件を満たすためには, 複数の移動体を用いた移動センシングが必要となる. ここで, 複数の移動体を用いた移動センシングを行う際に2つの方法について考える. 1つは, 複数の移動体が独立し探索を行う独立移動センシング, 他方は, 複数の移動体を協調させ1つの群として探索を行う協調移動センシングである. 独立移動センシングは, 探索に関する情報共有を行わず自身が持つ情報のみで探索を行う. そのため, 目的物が複数存在する場合は, 全体として並列性の高い探索が可能となり, 多くの目的物を発見できる可能性がある. しかし, 1つの目的物に対する探索能力と捕捉能力は個々の移動体の能力に限定される. 一方, 協調移動センシングは, 複数の移動体で探索に関する情報共有を行うため, 個々の探索能力に限定されず高い探索能力が期待できる. また, 捕捉に対しても複数の移動体で作業を行うため高い捕捉性能を発揮する. しかし, 移動体が一群となることから, 複数の目的物が存在する場合はその探索・捕捉は逐次的な処理となり遅延時間が発生する. すなわち, 移動センシングの要件を満たすためには, 探索に関する情報共有を行いながら, 全体として並列性の高い探索・捕捉が必要となる.

既存の群形成メカニズムは1つの群を形成することを主眼としており, 状況に応じて群が分離または合流する動的な群形成は考えていない. このことから我々は, PSOをベースとした探索アルゴリズムに, 動的な群の分離・合流を創発する群分離・合流アルゴリズムを加えた移動センシングクラスタを提案している [9]. 移動センシングクラスタは, 複数の自律移動体に PSO を適用し, 衝突抑制などの制御を加えることで位置のわからない目的物の探索を可能としている. さらに, 移動体の集まり具合を表す群れ度合いを導入することで, 状況に応じた群の合流・分離を実現している. また, 移動センシングクラスタは, 独立・協調移動センシングのどちらの手法よりも短時間でより多くの目的物を探索・捕捉できることをシミュレーションで示している.

¹ 関西大学大学院理工学研究科

² 関西大学システム理工学部

³ 関西大学環境都市工学部

移動センシングクラスタにおいて各移動体のベクトルは、以下のベクトルから構成される。

- 慣性ベクトル
- Pbest(Personal Best)
- Lbest(Local Best)
- 反発ベクトル

慣性ベクトルはこれまでの移動ベクトルの成分を引き継ぐベクトルである。Pbest は、利己的な指標であり、自身が持つ情報のみから推定した目的物を指すベクトルである。Lbest は、利他的な指標であり、自身の近傍移動体内で最良位置にいる移動体へ向かうベクトルである。反発ベクトルは、複数の移動体同士が衝突しないために生成するベクトルで、ノルムは2体の移動体間の距離に依存する。

移動センシングクラスタでは、移動体の挙動が主にパーソナルベストとローカルベストで決定される。パーソナルベストとは群に依存しない利己的な指標であり、群としての多様性を創発し並列性を高めるメトリックである。一方、ローカルベストは群に追従する利他的な指標であり、群としてある点に収束する振る舞いを創発し群の探索能力を高めるメトリックである。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の重みを0か1の2値で決定している。本稿では、パーソナルベストとローカルベストの配分率を変化させた際の探索・捕捉能力の相関を調べ、パーソナルベストとローカルベストの効果的な配分率について考察を行う。

本論文の以降の構成は、二章で関連研究を説明し、三章で移動センシングクラスタについて説明する。四章ではシミュレーションと考察を述べ、五章で本論文の結論を述べる。

2. 関連研究

2.1 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 [5][6]。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 [7][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

移動センシングクラスタは、次の2つのメカニズムから構成される。

- 無線通信を用いた PSO に基づく群による位置不明目的物の探索・捕捉メカニズム
- 複数群における動的分離と合流メカニズム

探索・捕捉メカニズムは、群探索・捕捉を実現するために PSO をベースとし、これに移動体へ適用するために制御を加える。移動体の相互作用は全方向による相互作用が有効である。従って、画像やレーダーのような指向性の強いメディアでなく、全方向通信が可能な無線通信とする。動的分離・合流メカニズムは、複数の目的物の複数群による並列探索を実現するため、探索・捕捉メカニズムに群の分離・合流の振る舞いを創発させるメカニズムを加える。

3.1 無線通信を用いた PSO に基づく群による位置不明目的物の探索・捕捉制御

本節では、PSO をベースとした移動センシングクラスタの基本モデルについて述べる。

3.1.1 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、自身が検知した目的物の物理情報から推測される目的物の位置とする。以下のように定式化する。

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

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

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目的物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) とし、これを用いる。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複数の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

すなわち、群におけるリーダーは式 (1) において $pb_i(t) = 1$, $lb_i(t) = 0$ に、フォロワーは式 (1) において $pb_i(t) = 0$, $lb_i(t) = 1$ とし、複数の移動体による群探索の振る舞いを創発する。

3.1.2 動的な群リーダー交代による探索

群リーダーは、近傍移動体間で現在位置が目的物の最近傍の移動体とし、パーソナルベストの項に基づいて振る舞う。フォロワーはローカルベストの項に基づいて振る舞い、他へ追従する。

以上のような振る舞いを創発するために、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})
自身が検知した目的物から発せられた物理情報に基づき算出した目的物の位置と、自身の現在位置との距離を目的物の評価値とし、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。

$$E_i^{Pbest}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} \{E_i^k(t)\} \quad (4)$$

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。

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j(t)\} \quad (5)$$

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、 $E_j(t)$: 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、任意の目的物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。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest}(t) & \\ \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} & \\ E_i^{Lbest} + C_i^{Lbest}(t) & \\ \text{otherwise.} & \end{cases} \quad (6)$$

ここで、 $E_i(t)$: 移動体 i の持つ自己評価値、 C_i^{Lbest} : 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の交換し、以下の相互作用を行う。

- 自身のパーソナルベスト評価値を近傍間で共有し、自身のパーソナルベスト評価値が近傍移動体内で最良、つまり目的物に対して最近傍となる場合、群リーダーとして振る舞う。群リーダーは、その目的物から発せられた物理情報より推測した位置をパーソナルベスト (x_i^{Pbest}) とし、式 (1) においてパーソナルベストの項のみ、つまり、 $pb_i(t) = 1, lb_i(t) = 0$ とすることで群リーダーとして振る舞う。
- 自身が群リーダーではないと判断した移動体は、近傍内で最良となる自己評価値を持つ移動体の位置をローカルベスト (x_i^{Lbest}) とし、式 (1) においてパーソナルベストの項のみ、つまり、 $pb_i(t) = 0, lb_i(t) = 1$ とすることでローカルベスト評価値を持つ移動体に追従する振る舞いをする。以上の処理を以下のように定式化する。

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

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

3.1.3 衝突抑制制御

PSO では粒子同士の衝突は考慮されていない。移動センシングクラスタにおける移動体同士の衝突は、移動体の故障やそれに伴う探索性能の低下が考えられる。そのため、移動体同士は衝突しない距離を保ち探索することが必要である。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。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。

$$\vec{S}_i = c_3 \sum_{j \in n} \frac{\overrightarrow{V_{ji}(t)}}{|V_{ji}(t)|(d_{ij}(t))^k} \quad (9)$$

ここで、 \vec{S}_i : 反発ベクトル, c_3 : 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, x_i : 移動体 i の座標, d_{ij} : 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。

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

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

3.1.4 移動体における探索フェーズと捕捉フェーズ

移動体は目的物を探索する探索フェーズと、目的物に対してアクチュエーティング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目的物を探索する。探索を進めて、目的物からの物理情報がある閾値を超えた場合移動体は捕捉フェーズへと移行する。捕捉フェーズへと移行した移動体は、目的物に対してアクチュエーティングを行う。アクチュエーティングとは、例えば、要救助者の救助活動などである。これらのアクチュエーティングが完了した時点でその目的物は捕捉が完了したとみなす。

捕捉フェーズでは、目的物付近でより多くの移動体によってアクチュエーティングを行うことが必要となる。目的物付近に到達した際に多くの移動体が作業範囲内に集まるためには、反発係数を小さくし移動体間の反発を抑える。また、反発係数を抑えるとともに1秒間の移動量も制限する。以上の処理により、目的物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(12)に反発係数の抑制を、式(13)に移動量の制限を定式化する。

$$c3_i = \begin{cases} c3^{Search} & \text{if } E_i > T \\ c3^{Search}/n & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

$$v_i(t) = \begin{cases} \frac{v_i(t)}{|v_i(t)|} M^{upper} & \text{if } |v_i(t)| > M^{upper} \\ v_i(t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

ここで、 $c3_i$: 移動体 i の持つ反発係数, $c3^{Search}$: 探索フェーズにおける反発係数, n : 整数値, T : 捕捉フェーズへ移行する評価値の閾値, M^{upper} : 1秒間の最大移動量である。

3.1.5 継続探索制御

目的物が複数存在する場合は、ある目的物の探索・捕捉が完了した後に未探索な目的物に対して続けて継続的に探索を行う必要がある。PSOでは1つの目的解を発見するとその場で探索を終了するため、継続的な探索行えない。

従って、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目的物の物理情報が一定時間受信できなかった場合に、目的物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目的物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、捕捉が未完了な目的物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。

3.1.6 移動体間の無線通信

3.1.1項で記述した通り、無線通信は単一のデバイスで双方向の相互作用が可能であり、指向性がなく全方位に対して情報を交換できることから、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 複数群における動的分離と合流メカニズム

探索において複数の目的物が存在する場合は、それぞれの目的物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、移動体間で目的物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

3.1.2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、移動体間で複数の目的物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、各目的物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目的物ごとに行い、各目的物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。

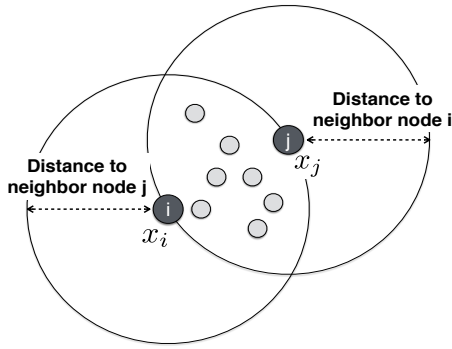


図 1 近傍群れ度合い

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

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

ここで、 $E_i^{Pbest(K)}(t)$: 時刻 t において目的物 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目的物の偏りを抑制するために、個々の移動体においてパーソナルベスト、すなわち、自身が最近傍と考える目的物とその位置を決める際に、目的物群れ度合いを導入し、目的物への距離に加えて目的物への他の移動体の群れ度合いを考慮する。目的物群れ度合いとは、移動体 i の近傍移動体において目的物 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。目的物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。

$$D_i^k(t) = \{x | x \in neighbor_i(t), x \in P^k(t)\} \quad (16)$$

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} \{E_i^{Pbest(k)}(t) + c_4 |D_i^k(t)|\} \quad (17)$$

ここで、 $P^k(t)$: 時刻 t において目的物 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 が持つ目的物 k に対する目的物群れ度合い集合 c_4 : 群れ度合い係数である。

式 (17) 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目的物は、目的物群れ度合いによりその目的物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目的物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目的物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目的物への偏りを抑制する。

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 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。

$$N_i^j(t) = \{x | x \in neighbor_i(t), x \in neighbor_j(t)\} \quad (18)$$

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

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 (19) 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. シミュレーション

移動センシングクラスタにおけるフォロワーのパーソナルベストパラメータ (pb_i) とローカルベストパラメータ (lb_i) を変動による群形成の挙動について考察を行うためシミュレーションを行った。

4.1 評価方法

4.1.1 移動センシングクラスタのパラメータ設定

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、移動体と目的物を次のように設定する。

- 移動体は IEEE802.11b インターフェイスを装備し、0.5~1.0 秒周期で移動体広告を送信する。
- 目的物も同様に IEEE802.11b を用いて 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の移動体広告、及び目的物からのビーコンを受信した際に、各評価値を次のように算出する。ただし、移動体広告及び目的物からのビーコンの受信時の電波強度は対数値 (dB 値) として扱う。

各移動体の持つ評価値等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

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 (sec) | 5000 |
| 移動体数 | 10~40 |
| 目的物数 | 10~40 |
| 試行回数 | 5 |
| 探索フェーズの M^{upper} (m/sec) | 1 |
| 捕捉フェーズの M^{upper} (m/sec) | 0.3 |
| 慣性重量 | 0.5 |
| 反発係数 (c_3) | 15 |
| 反発ベクトルのノルムパラメータ | 2 |
| 捕捉フェーズの反発係数 (c_3) | 5 |
| 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 |
| 電波減衰モデル | 距離減衰 |
| 移動体の初期配置 | 原点 (0,0) 半径 50m の円内 |
| 目的物の初期配置 | 原点 (70,70) 半径 50m の円内 |
| 目的物の持つ捕捉容量 | 300 |
| 捕捉可能半径 (m) | 5 |
| 衝突とみなす移動体間距離 (m) | 1 |
| 捕捉フェーズへの移行閾値 (dbm) | -53.67 |

ナルベスト評価値を以下のように定式化する。

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

ここで、 $RSSI_i^k(t)$: 時刻 t において移動体 i が目的物 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。

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

- 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。

移動体は上記の 3 つの評価値を 1.0 秒ごとに算出し移動ベクトルを生成する。また、移動体間距離がある一定値を下回った場合、それらの移動体は衝突したとみなして、ベクトル生成と移動体広告の送信も中断する。すでに衝突し

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。

移動体は目的物からのビーコンの電波強度がある一定値を超えた場合に、探索フェーズから捕捉フェーズへと移行し捕捉作業を行う。各目的物は、移動体が目的物の捕捉を完了させるために必要な作業量を示す捕捉容量という値を持ち、この値が 0 になった目的物はビーコン送信を終了する。移動体は捕捉フェーズにおいて目的物の捕捉容量を 1 減ずる捕捉作業を行うこととする。

4.1.2 評価項目

評価項目は全ての目的物を探索・捕捉した時間を表す最終捕捉時間とする。 $pb_i + lb_i = 1$ においてフォロワーの pb_i を 0 から 1 まで変化させ、 pb_i と lb_i の割合に依存した最終捕捉時間の変化を評価する。

4.2 評価結果

図 2 に評価結果を示す。横軸がフォロワーの pb_i を表し、縦軸が最終捕捉時間を表す。図からわかるようにパーソナルベストパラメータである pb が 0.5 を超えたあたりから全ての目的物を捕捉するまでに時間を要している。この傾向は目的物や移動体の数に寄らず同様であり、フォロワーがパーソナルベストではなくローカルベストを重視し探索することで、群の探索能力が向上していることを表している。

現在位置で目的物に最近傍である移動体が常に群リーダーとなり、動的に群リーダーを交代し進行することで、群として常に最適に近い方向への探索が可能になると考えられる。 pb が大きくなると各移動体がパーソナルベストを基に独立に近い形で探索を行うため、群として強調せずに逸脱する方向へ振る舞う傾向が各移動体において強くなり、探索・捕捉に時間を要したと考えられる。

また、パーソナルベストは各移動体によって異なる点を指すベクトルであることから、群において各フォロワーの振る舞いに多様性をもたらすメトリックとなる。つまり、フォロワーがリーダーを完全に追従せずある程度利己的に進行することで、リーダーよりも早い段階でより良い評価値を持つ点を見つけ出すことが期待できる。しかし、評価結果からはフォロワーが多様性を持つことでの探索効率の向上は見られなかった。すなわち、フォロワーはリーダーに完全に追従することで群全体としての探索効率が向上することがわかる。現在のメカニズムではパーソナルベストとローカルベストのそれぞれが指す目的物が必ずしも一致しない。パーソナルベストの対象とする目的物とローカルベストの対象とする目的物のいずれにも接近することにならず、振る舞いが定まらない。このことより、群全体として目的物へと進行する振る舞いが薄まり、探索効率が低下してしまうと考えられる。

以上の結果より、移動センシングクラスタにおいて、フォロワーはパーソナルベストを 0、ローカルベストを 1、す

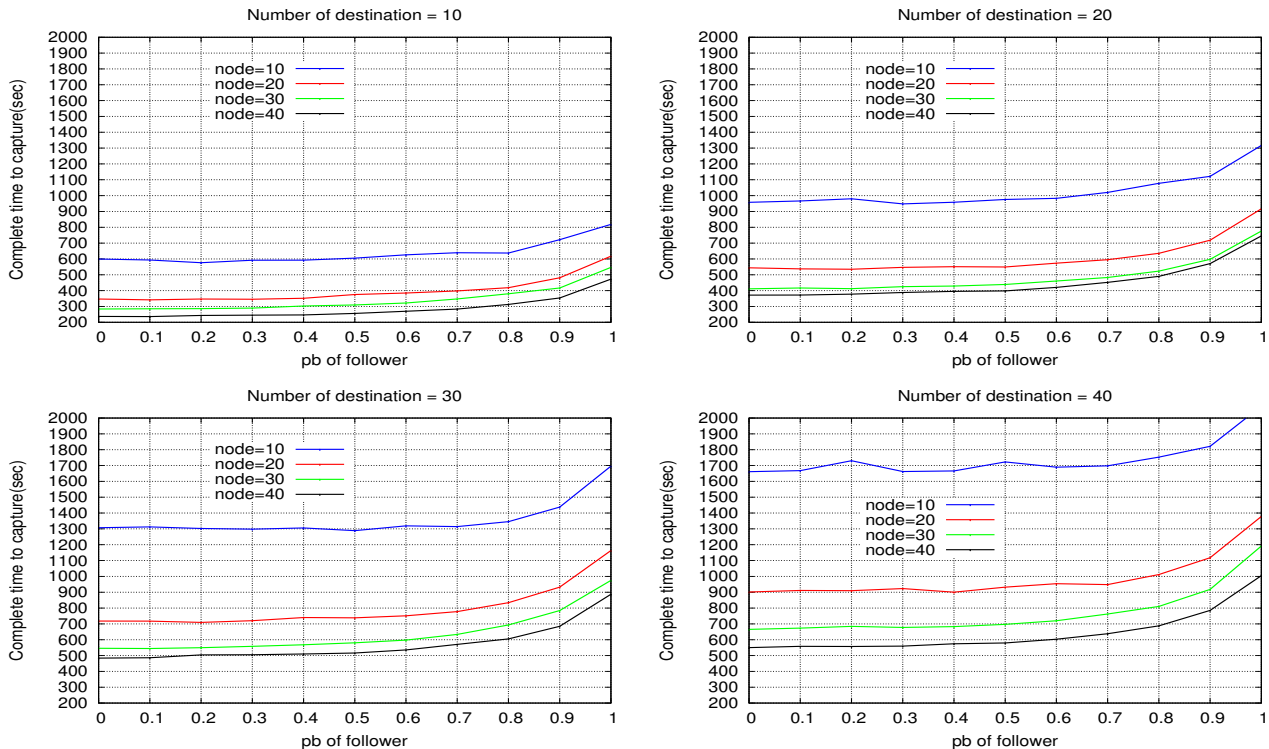


図 2 最終捕捉時間

なわち、利己的な指標を加味せずリーダーに追従することで、群としての探索効率が向上することが確認できた。

5. まとめ

我々は複数の移動体に PSO を適用し、動的な群分離・合流メカニズムを導入することで、短時間でより多くの位置不明目的物の探索・捕捉を可能とする移動センシングクラスタを提案している。本稿ではその移動センシングクラスタにおける探索パラメータであるパーソナルベストとローカルベストの配分率を変化させた際の探索・捕捉完了時間を調査し、2つのパラメータの効果的な配分率について考察を行った。評価結果より、フォロワーはパーソナルベストを考慮せずローカルベストのみを考慮しリーダーに追従することで、群としての探索効率が向上することが確認できた。

参考文献

- [1] Parul, D and Bhisham, S.: A Survey on IoT Architectures, Protocols, Security and Smart City based Applications, *ICCCNT*, pp.1-5(2017).
- [2] Boonsongsrikul, A., Kocijancic, S. and Suppharangsarn, S.: Effective Energy Consumption on Wireless Sensor Networks: Survey and Challenges, *2013 36th International Convention on MIPRO*, pp.469-473(2013).
- [3] Ramson, S.R.J. and Moni, D.J.: Application of Wireless Sensor Networks - A Survey, *2017 International Conference on ICEEIMT*, pp.325-329(2017).
- [4] Madden, R.S., Franklin, J.M., Hellerstein, M.J. and Hong, W.: TinyDB: An Acquisitional Query Processing System for Sensor Networks, *ACM TODS*, Vol.30, Issues.1, pp.122-173(2005).

- [5] James, K. and Russell, E.: Particle Swarm Optimization, in *Proc. the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942-1948(1995).
- [6] Kangtai, W. and Fupeng, L.: A dynamic chaotic mutation based particle swarm optimization for dynamic optimization of biochemical process, *ICISCE*, pp.788-791(2017).
- [7] 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).
- [8] 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).
- [9] 新居英志, 北之馬貴正, 滝沢泰久: 複数移動体における集団探索メカニズムの考察, 情報処理学会第 80 回全国大会論文集, Vol.2018(2018).