

推薦論文

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

新居 英志^{1,a)} 北之馬 貴正¹ 廣瀬 航¹ 四方 博之² 滝沢 泰久³

受付日 2018年2月28日, 採録日 2018年9月7日

概要: 近年, IoT (Internet of Things) に基づいて, 実世界のあらゆる情報を取り込んだ高度情報化社会の実現が期待され, その実現において WSN (Wireless Sensor Networks) は必須技術である. WSN の構成においてセンシング対象となるイベントが発生する領域は十分に調査され, イベント発生位置や数が既知であることを前提とする. しかし, 実環境にはイベントが発生する領域の調査が困難で, イベント発生位置や数が不明である環境が多く想定される. このような環境ではイベント発生源が発する物理情報をセンシングに基づいて探索し, 発見後にイベント発生源に対して能動的処理を行う必要がある. また, イベントの発生期間や自律移動体の活動期間に時間的制約があるため, イベント発生源を有限時間内により多く探索し能動的処理を完了することが要件となる. 以上のことから本論文では, 複数移動体に群知能を適用し協調させることで, 短時間により多くのイベント発生源を探索し能動的処理を完了する移動センシングクラスタを提案する. また, シミュレーション評価によってその有用性を示す.

キーワード: IoT, 粒子群最適化, 自律移動体

Mobile Sensing Cluster Based on Swarm Intelligence with Multiple Autonomous Mobile Devices

EIJI NII^{1,a)} TAKAMASA KITANOUMA¹ WATARU HIROSE¹
HIROYUKI YOMO² YASUHISA TAKIZAWA³

Received: February 28, 2018, Accepted: September 7, 2018

Abstract: In recent years, IoT (Internet of Things) is expected to realize an advanced information society based on real world things. For the realization, WSN (Wireless Sensor Networks) is an essential technology. WSNs are configured as precondition that the occurrence location of the sensing event and the number of the sensing events are known, therefore it is impossible to be applied to a scenario that the location and number of the events are unknown. Thus, the mobile sensing, that a mobile device searches and actuates the events autonomously, is necessary. Furthermore, the mobile sensing with multi-mobile devices is necessary to search and actuate multiple events of which locations and numbers are unknown. Accordingly we propose the Mobile Sensing Cluster, that applies swarm intelligence to autonomous-mobile devices, that dynamically configures multi-swarms applying to any situations, and that can search and actuate more events in a shorter time.

Keywords: IoT, particle swarm optimization, autonomous mobile devices

¹ 関西大学大学院理工学研究科
Graduate School of Science and Engineering, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

² 関西大学システム理工学部
Faculty of Engineering Science, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

³ 関西大学環境都市工学部
Faculty of Environmental and Urban Engineering, Kansai University, Suita, Osaka 564-8680, Japan

a) k753995@kansai-u.ac.jp

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. IoT は, 実環境の物理情報を取得し, これをインターネットへ集約することにより, 様々な

本論文の内容は 2017 年 6 月の第 171 回マルチメディア通信と分散処理研究会で報告され, 同研究会主査により情報処理学会論文誌ジャーナルへの掲載が推薦された論文である.

データ解析や状況把握を可能とする [1]. IoT の実現においては、物理情報の取得のために WSN (Wireless Sensor Networks) [2], [3] が必須技術となる。物理情報の取得のための WSN の構成方法は、センサノードを固定配置する定点 WSN とセンサノードが移動するモバイル WSN に大別できる。定点 WSN は多数のセンサノードをイベントが発生する周囲に固定配置し、発生するイベントの物理情報の恒常的な取得を可能とする [4]。一方、モバイル WSN は少数のセンサノードがイベントが発生する周辺領域間を移動し、断続的ではあるが機動的な物理情報の取得を可能とする。一般的に、定点 WSN は継続的な計測に適し、モバイル WSN は定期的な計測に適する。いずれの場合もセンシング対象となるイベントの発生する領域は十分に調査され、イベント発生位置や数が既知としてセンサノードの配置や移動経路の設計が行われる。

一方で実環境においては、イベントが発生する領域を事前に予測し調査することが困難で、イベント発生位置や数が不明である環境が多く想定される。具体例としては、有事の際の建造物の故障箇所の探索や未知な環境での要救助者の探索、状況が不明で人の立ち入りが困難である環境での資源探索などがあげられる。このようなケースではロボットなどの自律移動体を用いた方式 [5] が検討されており、自律移動体はイベントの発生位置をセンシングに基づいて探索し、発見後にイベントに対して能動的処理を行うことが求められる。能動的処理は、前述の事例において、建造物の故障箇所の修理や要救助者の救助、資源の回収などが相当する。

上記のイベントに対する探索と能動的処理の手順は以下のようになる。

- 位置不明なイベントを、移動を繰り返してイベント発生源から発せられる物理情報をセンシングすることにより探索し発見する。
- イベント発生源を発見後、その箇所にとどまりイベントに対して能動的処理を行う。
- 不特定多数のイベントが散在していることを想定し、上記の探索と能動的処理を複数のイベントに対して繰り返す。

さらに、イベントに対する探索と能動的処理を行う際には、イベントの発生期間や自律移動体の活動期間に時間的制約があるため次の点が要件となる。

- 有限時間内に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。

本論文において、以上の 4 項目を移動センシングによる探索問題として定義する。以降、探索問題に合わせてイベント発生源を目的物、能動的処理を捕捉といい換える。

移動センシングによる探索問題に対する方式 [5] などの大部分は、自律移動体におけるセンサ能力の向上、悪路面環境などでの移動性能の改善、修理や救助などの捕捉を行

う駆動部の性能向上など、単体自律移動体の性能向上によって探索問題の要件を満たすことを試みている。本論文では移動センシングによる探索問題において、前述のような単体自律移動体の機能を前提とし、有限時間内でさらに多くの目的物の探索・捕捉完了を可能とするために、複数の自律移動体の協調動作による移動センシングクラスタを提案する。

移動センシングクラスタは複数の自律移動体から構成され、各移動体は次の機能を有することを想定する。

- 自己位置の推定
- 隣接移動体間における無線通信による情報共有
- 目的物が発する物理情報強度のセンシング
- 目的物に対する捕捉作業

また、各移動体の処理は次の 2 つのフェーズから構成され、各フェーズを繰り返す。

- 探索フェーズ：目的物が発する物理情報に基づいて目的物を探索する。
- 捕捉フェーズ：発見した目的物に対する捕捉を行う。

移動センシングクラスタでは、探索フェーズにおいて目的物をより短時間で探索し発見するために、各移動体が受信した物理情報の強度を隣接移動体間で無線通信によって交換し、最も目的物に接近している移動体を群リーダーとし、ほかはリーダーに追従することで群を構成し探索を進める。すなわち、複数の移動体のセンシングの結果で最も目的物に近い地点をパス経路として集団で移動する。また、複数の目的物に対する探索を並行的に行うために、群を複数に動的に分離させる。捕捉フェーズにおいては、目的物に対する捕捉作業をより短時間で完了させるために、群を構成する複数の移動体で捕捉作業を行う。さらに、捕捉が完了した後に再度探索フェーズへと移行し、ほかの目的物へと継続的に探索を行う。

移動センシングクラスタは以上の振舞いを自律移動体において実現するために、群知能の一種である PSO (Particle Swarm Optimization: 粒子群最適化) [6] を以下の点で拡張し複数の移動体へ適用する。

- 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
- 群の動的分離メカニズム

本論文の以降の構成は、2 章で関連研究を説明し、3 章で提案手法を述べる。さらに 4 章ではシミュレーション結果を示し、5 章で本論文の結論を述べる。

2. 関連研究

2.1 マルチエージェントシステムにおける合意問題

マルチエージェントシステムとは、複数のエージェントによって協調制御を行うシステムであり、センサネットワークやロボットの協調制御などの分野に対して応用が考えられている。マルチエージェントシステムにおいて、ロ

ボットの収束速度や複数のセンサデータ値をある値へと収束させる問題のことを合意問題と呼ぶ [7], [8]. 個々のエージェントは通信範囲やセンシング能力が限定的で全体と情報共有ができないため、近傍エージェント間の局所的な相互作用によってシステム全体としての合意を得る。

合意はある1つの問題に対して形成され、複数の異なる問題に対して同時に合意を形成することは考慮されていない。

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 [9] 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 [10], [11]. 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 は、複数のエージェントを離散させず、かつ適度な距離を保つことで一群として保持するアルゴリズムであるが、群としての探索機能はないため、位置が不明な目的地を探索することはできない。また、形成された群は、複数群への分離は考えられていない。

2.3 Particle Swarm Optimization

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 [12], [13]. 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 [14], [15].

PSO は数理的な解を探索するアルゴリズムであるため、粒子どうしの衝突、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を構成する以下の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目的物の探索・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目的物の探索・捕捉を行う。目的物は無線電波などのように、目的物の識別情報を持った物理情報を発するものとする。目的物から伝搬された物理情報の強度は距離に応じて減衰し、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、目的物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。捕捉作業は目的物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目的物の探索・捕捉制御

本節では、まず PSO の更新則を説明し、その後 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る。さらに、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、移動体どうしの衝突抑制、複数の目的物に対する継続的な探索を説明する。

3.2.1 PSO の更新則

PSO の一般的なアルゴリズムを示す。PSO 内の各粒子は、移動ベクトルと位置に関する以下の更新則を有し、終了条件を満たすまで更新を繰り返す。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1(x_i^{Pbest}(t) - x_i(t)) + c_2r_2(x^{Gbest}(t) - x_i(t)) \quad (1)$$

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

以下、 t : 繰返し回数 (回), $v_i(t)$: 繰返し回数 t における粒子 i の移動ベクトル, $x_i(t)$: 繰返し回数 t における粒子 i の位置, w : 慣性重量, c_1 : 認知的パラメータ, c_2 : 社会的パラメータ, r_1, r_2 : $[0, 1]$ の一様乱数, $x_i^{Pbest}(t)$: 繰返し回数 t における粒子 i の目的解に最も近づいた自己位置 (パーソナルベスト), $x^{Gbest}(t)$: 繰返し回数 t における粒子全体で目的解に最も近い粒子の位置 (グローバルベスト) である。

上記のように、PSO ではパーソナルベストとグローバルベストに基づいて自身の位置を更新し、目的解の探索を行う。式 (1) において、パーソナルベストを含む項は自身の情報に基づいた利己的な振舞いを創発し、グローバルベ

ストを含む項は周囲の情報に基づく利他的な振舞いを創発する。

3.2.2 無線通信と移動センシングクラスタの基本モデル

PSOを用いた移動センシングクラスタの基本モデルを以下のように定義する。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + pb_i(t)(x_i^{Pbest}(t) - x_i(t)) + lb_i(t)(x_i^{Lbest}(t) - x_i(t)) \quad (3)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4)$$

以下、 t :時刻、 $pb_i(t)$: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、 $x_i^{Lbest}(t)$:時刻 t における移動体 i の近傍移動体の中で目的物に最も近い移動体の位置(ローカルベスト)である。

移動センシングクラスタでは、式(1)のパーソナルベスト(x_i^{Pbest})は、評価値が良くなった場合に自身の進行方向に目的物が存在すると判断する。しかし、物理情報の到来方向は不明なため、進行方向に対して定められた角度範囲内で左右にランダムな位置をパーソナルベストとする。パーソナルベストを含む項は群の情報に依存せず利己的な振舞いを創発する項とする。

移動センシングクラスタでは、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を近傍最良位置(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では、無線通信の近傍移動体間においてセンシングした物理情報を相互に交換し、目的物に対して最近傍の移動体を群リーダーとして選出して、群リーダーがパーソナルベストのみに従い目的物へと進行する。さらに、群リーダー以外の移動体がローカルベストのみに従い群リーダーへと追従することで、1群としての探索を可能とする。すなわち、移動センシングクラスタは個々の移動体の振舞いを以下のように決定する。

- 無線通信の近傍移動体間において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。
- リーダー以外の移動体は、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。

したがって、群におけるリーダーは式(3)において $pb_i(t) = 1$ 、 $lb_i(t) = 0$ に、そのほかの移動体は式(3)において $pb_i(t) = 0$ 、 $lb_i(t) = 1$ とすることにより、複数の移動体による群探索の振舞いを創発する。

3.2.3 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。そのほかはローカルベストの項に基づいて振る舞い、ほかへ追従する。

以上のような振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。

$$E_i^{Pbest}(t) = \min_{k \in \text{discovery}_i(t)} \{E_i^k(t)\} \quad (5)$$

ここで、 $\text{discovery}_i(t)$: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。

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in \text{neighbor}_i(t)} \{E_j(t)\} \quad (6)$$

ここで、 $\text{neighbor}_i(t)$: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。群リーダー以外の移動体の自己評価値は、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。

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest}(t) & \\ \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in \text{neighbor}_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} & \\ E_i^{Lbest} + C_i^{Lbest}(t) & \\ \text{otherwise.} & \end{cases} \quad (7)$$

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に交換し、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、評価値が良かった場合に自身の進行方向に目的物が存在すると判断する。しかし、物理情報の到来方向は不明なため、進行方向に対して定められた角度範囲内で左右にランダムな位置をパーソナルベスト (x_i^{Pbest}) とし、式 (3) 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。群リーダーはパーソナルベスト (x_i^{Pbest}) を以下のように決定する。

$$x_i^{Pbest}(t) = \begin{cases} |v_i(t-1)|(\cos(\alpha + \beta), \sin(\alpha + \beta)) + x_i(t) & \text{if } E_i^{Pbest}(t-1) > E_i^{Pbest}(t) \\ -|v_i(t-1)|(\cos(\alpha + \beta), \sin(\alpha + \beta)) + x_i(t) & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

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である。

- 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 (3) 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。

$$pb_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

$$lb_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i^{Pbest}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest}(t)\} \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

3.2.4 衝突抑制制御

PSO では粒子どうし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どうしの衝突は、移動体の故障やそれにとまなう探索性能の低下が考えられる。そのため、移動体どうし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 3.2.2 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。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。

$$\vec{S}_i = c_3 \sum_{j \in n} \frac{\overrightarrow{V_{ji}(t)}}{|V_{ji}(t)|(d_{ij}(t))^k} \quad (11)$$

ここで、 \vec{S}_i : 移動体 i における反発ベクトル、 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。

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + pb_i(t)(x_i^{Pbest}(t) - x_i(t)) + lb_i(t)(x_i^{Lbest}(t) - x_i(t)) + \vec{S}_i \quad (12)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (13)$$

3.2.5 移動体における探索フェーズと捕捉フェーズ

移動体は目的物を探索する探索フェーズと、目的物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目的物を探索する。探索を進めて、目的物からの物理情報の強度がある閾値を超えた場合、移動体は目的物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。捕捉フェーズへと移行した移動体は、目的物に対して捕捉作業を行う。

捕捉フェーズでは、捕捉作業の短時間化のために目的物付近でより多くの移動体によって捕捉作業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うえで、衝突も抑制することができる。式 (14) に反発係数の抑制を、式 (15) に移動量の制限を定式化する。

$$c3_i = \begin{cases} c3^{Search} & \text{if } E_i > T \\ c3^{Search}/n & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

$$v_i(t) = \begin{cases} \frac{v_i(t)}{|v_i(t)|} M^{upper} & \text{if } |v_i(t)| > M^{upper} \\ v_i(t) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

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。

3.2.6 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、継続的な探索は行えない。

したがって、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ほか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。

3.2.7 移動体間の無線通信

3.2.2 項で記述したとおり、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

3.3 複数群における動的分離メカニズム

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。したが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ともに、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

3.2.3 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。

$$pb_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

$$lb_i(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

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。

$$D_i^k(t) = \{x | x \in neighbor_i(t), P^k(x, t)\} \quad (18)$$

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discover_{y_i}(t)} \{E_i^{Pbest(k)}(t) + c_4 |D_i^k(t)|\} \quad (19)$$

ここで、 $P^k(x, t)$ ：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 (19) 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。

3.3.2 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

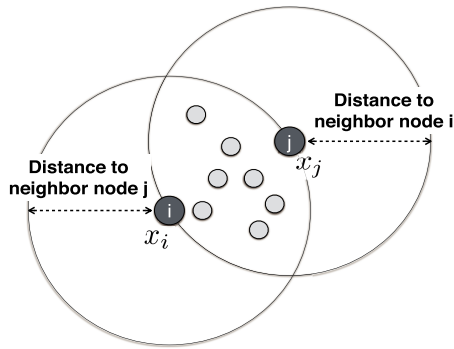


図 1 近傍群れ度合い

Fig. 1 Swarm density in neighbor.

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．

$$N_i^j(t) = \{x|x \in neighbor_i(t), x \in neighbor_j(t)\} \quad (20)$$

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

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 (21) 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，ほか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. シミュレーション評価

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，およ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，移動体広告およ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など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．

$$E_i^{Pbest(K)}(t) = \min_{k \in discovery_i(t)} |RSSI_i^k(t)| \quad (22)$$

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

表 1 シミュレーション諸元

Table 1 Simulation parameters.

諸元名	数値
シミュレータ	ns3
シミュレーション時間 (sec)	5,000
移動体数	10～40
目的物数	10～40
試行回数	10
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
pb (パーソナルベストパラメータ)	1
lb (ローカルベストパラメータ)	1
反発係数 ($c3$)	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 ($c3$)	5
式 (8) 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)	$L_0 + 10n \log_{10}(\frac{d}{d_0})$
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
伝搬損失係数 n	3
移動体の初期配置	原点 (0, 0) 半径 50 m の円内
目的物の初期配置	原点 (70, 70) 半径 50 m の円内
目的物の持つ捕捉容量	300
衝突と見なす移動体間距離 (m)	1
捕捉フェーズへの移行閾値 (dBm)	-50.6262

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．

$$E_i^{Lbest}(t) = \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j(t) + c_4|N_i^j(t)|\} \quad (23)$$

- 自己評価値 (E_i)
ローカルベスト評価値に，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．

$$E_i(t) = \begin{cases} E_i^{Pbest(K)}(t) \\ \text{if } E_i^{Pbest(K)}(t) < \min_{j \in neighbor_i(t)} \{E_j^{Pbest(K)}(t)\} \\ E_i^{Lbest} + |RSSI_i^{Lbest}(t)| \\ \text{otherwise.} \end{cases} \quad (24)$$

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見なして、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表1に示す捕捉フェーズへの移行閾値を超えた場合に、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単位時間あたり1減ずる捕捉作業を行うこととする。捕捉作業は各自律移動体が独立して並行に作業できるものとし、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において減ずる。

4.1.2 比較評価とその項目

表2に比較評価における各手法の制御の有無を示す。○は該当の制御を行うことを表し、×は該当の制御を行わないことを表す。手法1~3はパーソナルベスト評価値のみに基づく独立移動センシングである。手法1は独立移動センシングに加えて衝突抑制制御を行い、手法2は継続探索制御を行う。手法3はその両方の制御を行う独立移動センシングである。手法4はパーソナルベストとローカルベストに基づく協調移動センシングとし、加えて衝突抑制、継続探索制御を行う。

評価項目は以下のとおりである。

- 捕捉率
- 最終捕捉時間
- 衝突率
- 捕捉率の時間推移

最終捕捉時間は、すべての目的物を捕捉した時間を示す。シミュレーション時間内にすべての目的物を捕捉できなかった場合は、最終捕捉時間はシミュレーション時間と同値とする。捕捉率はシミュレーション時間内に捕捉できた目的物の割合である。衝突率はシミュレーション時間内に衝突した移動体の割合を示す。捕捉率の時間推移は、時間遷移における捕捉率の変動を表す。

表2 評価手法
Table 2 Evaluation method.

	Pbest	Lbest	衝突抑制	継続探索	群の分離
手法1	○	×	○	×	×
手法2	○	×	×	○	×
手法3	○	×	○	○	×
手法4	○	○	○	○	×
提案手法	○	○	○	○	○

4.2 評価結果

4.2.1 探索・捕捉の総合評価

図2に捕捉率を示す。横軸は移動体数を表し、縦軸は捕捉率を表す。手法3、4と提案手法は各移動体数においてすべての目的物を捕捉できている。継続探索制御を行っていない手法1は、各移動体数、目的物数において捕捉率は10~30%と5手法の中で最も低い結果となった。衝突抑制制御を行っていない手法2は、目的物数が10個のとき、捕捉率が70~80%とほかの手法に比べて低くなっている。

次に、図3に最終捕捉時間を示す。横軸は移動体数を表し、縦軸は最終捕捉時間を表す。手法1は、図2から分かるようにすべての目的物を捕捉できていない。手法2は、ほとんどの目的物数、移動体数において、手法3、4、提案手法と比べて最終捕捉時間は遅くなっているが、目的物数と移動体数が増えるに従ってその差は縮まっていることが分かる。手法4は手法3に比べて最終捕捉時間を短縮しており、群れ度合いを導入した提案手法はどの移動体数、目的物数においても他の手法に比べて短時間ですべての目的物を捕捉している。これはLbestを考慮し探索を行うことと群によって捕捉作業を行うことが最終捕捉時間に影響していると考えられ、これらの詳細な評価と考察は後の4.2.2項と4.2.3項に示す。

図4に衝突率を示す。横軸が移動体数を表し、縦軸が衝突率を表す。衝突抑制を行っている手法は、ほとんどの移動体数、目的物数において衝突率は0%である。手法3と手法4の一部において移動体の衝突が確認できるが、その割合は数%であることから大きな影響はないと考える。一方、手法2は衝突抑制を行っていないため、移動体の多くが衝突している。衝突率(図4)と最終捕捉時間(図3)の評価結果より、衝突率が高い場合は最終捕捉時間が大幅に遅くなっていることから、移動体どうしの衝突によって探索・捕捉が可能な移動体数が減少し、その性能が低下すると考えられる。

図5に、移動体数40における各目的物数に対する捕捉率の時間推移を示す。横軸が時刻を表し、縦軸が捕捉率を表す。図5において、継続探索制御を行っていない手法1は時間が経過しても目的物の捕捉は10~30%にとどまっている。一方、継続探索制御を行っている手法2、3、4、提案手法は、時間が経過しても目的物の捕捉が進んでいることから、継続探索制御により継続的な探索を行っていることが分かる。

4.2.2 探索の詳細評価

探索の詳細評価では、各目的物の捕捉容量を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。評価項目は、最終捕捉時間と捕捉率の時間推移である。評価手法は、4.2.1項の捕捉率の結果においてすべての目的物を捕捉できていた手法3、4と提案手法とする。目的物の数は1、10、20個とし、そのほかのシミュレーション

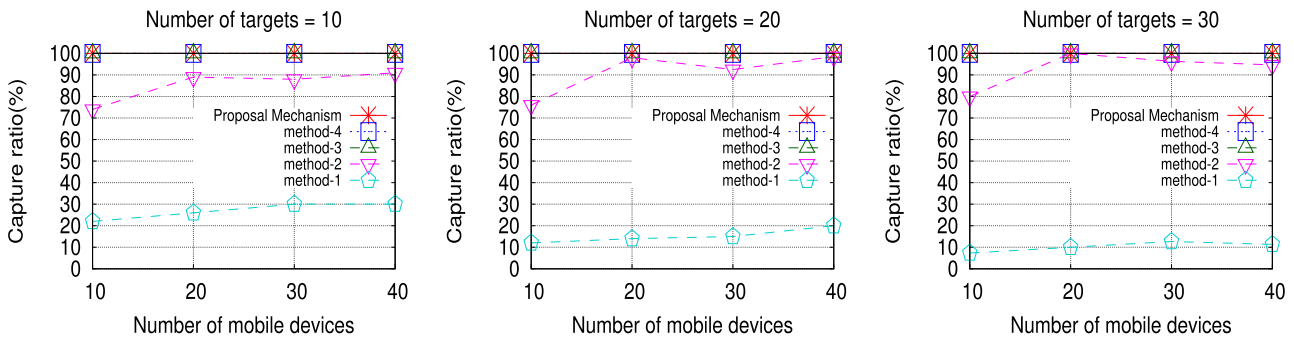


図 2 捕捉率

Fig. 2 Capture ratio.

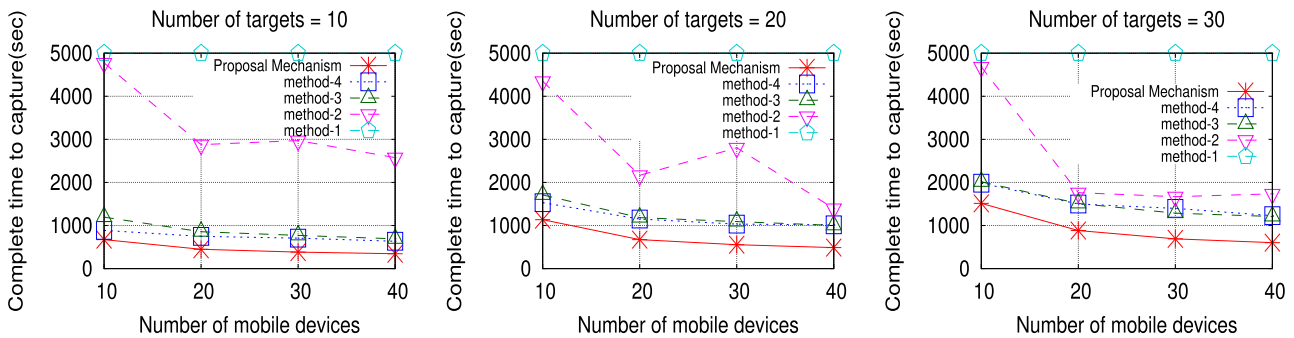


図 3 最終捕捉時間

Fig. 3 Complete time to capture.

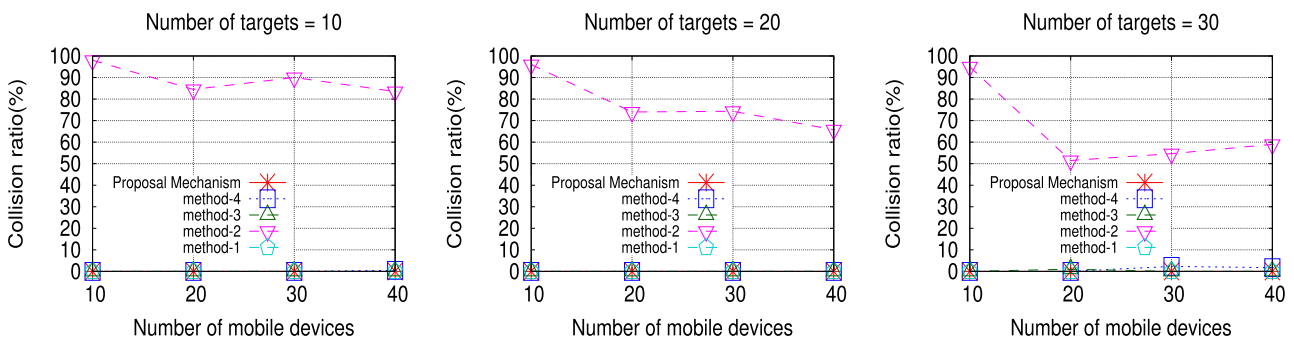


図 4 衝突率

Fig. 4 Collision ratio.

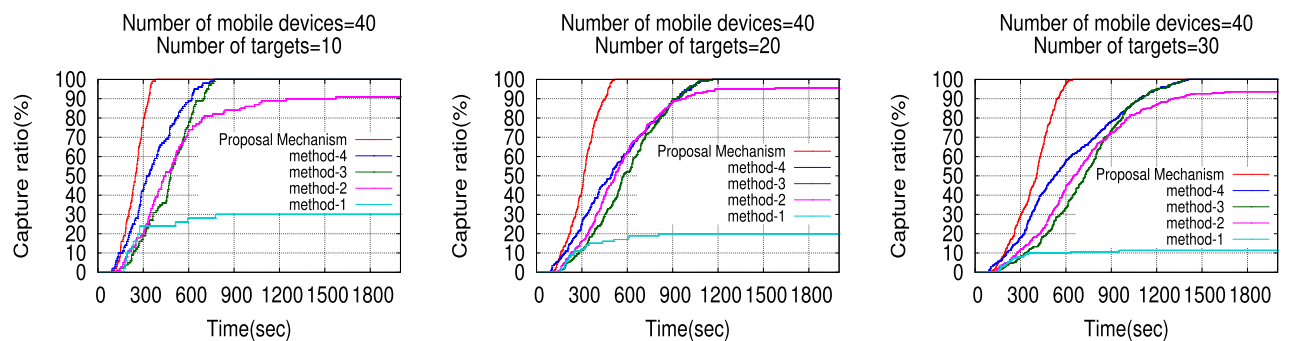


図 5 移動体数 40 での捕捉率の時間推移

Fig. 5 Transition in capture ratio with time in the case of 40 nodes.

諸元は表 1 と同様である。

図 6 に捕捉容量を 1 における最終捕捉時間を示し、図 7 に捕捉容量を 1 における捕捉率の時間推移を示す。目的物が 1 個の場合は手法 4 と提案手法が手法 3 よりも短時間で

探索を完了しているが、目的物が 10, 20 個の場合は手法 4 は手法 3 よりも探索に時間を要している。また、提案手法はどの目的物数でも 3 手法の中で最も短時間で探索を完了している。

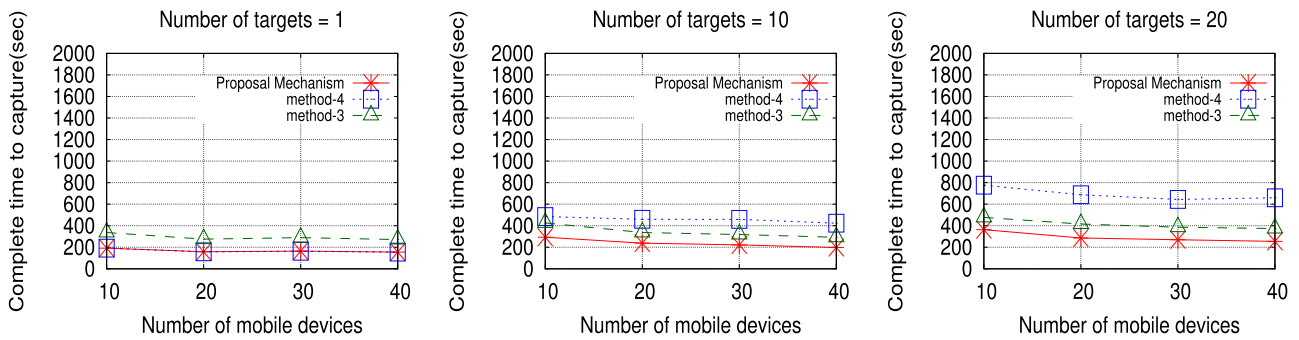


図 6 捕捉容量 1 における最終捕捉時間

Fig. 6 Complete time to capture in the case of capture capacity 1.

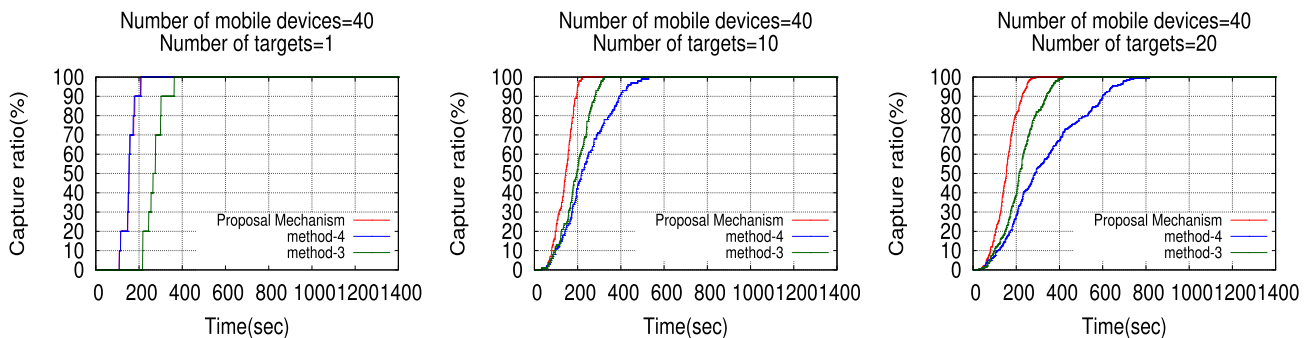


図 7 捕捉容量 1 における捕捉率の時間推移

Fig. 7 Transition in capture ratio with time in the case of capture capacity 1.

手法 4 と提案手法は Lbest を考慮する手法であり、電波強度相当のパーソナルベスト評価値を交換することで群の中で電波強度が最も強くなる位置を共有できるため、群全体で目的物付近へと進行する。手法 3 はパーソナルベスト評価値の交換はないため、複数移動体による多地点でのセンシング結果に基づく目的物の最近傍位置を利用できない。したがって、探索時間が長くなると考えられる。このことから、手法 3 は手法 4 や提案手法よりも 1 つの目的物に対する探索に時間を要したと考えられる。しかし、手法 4 は単一の群を形成し探索を行う手法であるため複数の目的物に対する探索が逐次的となり、結果として目的物が 10 または 20 個存在する場合はすべての目的物の探索が完了するまでに時間を要している。提案手法は、Lbest を考慮したうえで群を複数に分離させるため、1 個の目的物に対する群による探索を維持したまま複数目的物に対する探索の並列性を高めることで、目的物の数にかかわらず他の 2 手法に比べてより短時間で探索を完了している。

4.2.3 捕捉の詳細評価

この評価では目的物の持つ捕捉容量を変化させ、各手法における捕捉容量の変動に対する評価を行う。移動体数・目的物数は 30 とし、捕捉容量を 1、また 100~1,000 まで 100 刻みで変化させる。そのほかのシミュレーション諸元は表 1 に従う。図 8 に評価結果を示す。横軸は捕捉容量を表し、縦軸に最終捕捉時間を表す。手法 3 は、少ない捕捉容量の場合は全目的物を捕捉するまでの時間が短く、手

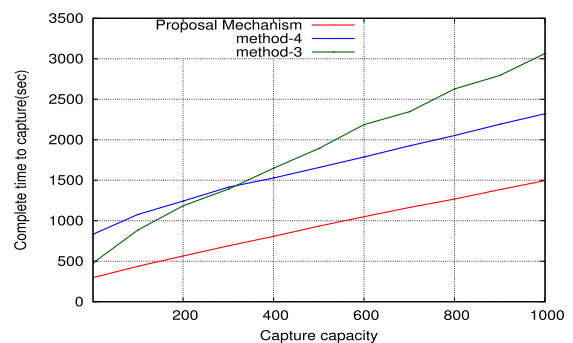


図 8 捕捉容量変動による最終捕捉時間の変化

Fig. 8 Dependence of complete time on capture capacity.

法 4 を上回っており提案手法との差が小さい。捕捉容量が大きくなるに従って手法 3 は性能が大きく劣化し捕捉容量 300 付近で手法 4 を下回っている。また、提案手法では、どの捕捉容量の場合でも探索・捕捉性能を維持している。

捕捉容量が少ない場合は、目的物付近での捕捉作業は単独であっても早急に完了するため、群による捕捉作業との捕捉性能の差は少なく、探索時間の差が現れている。すなわち、4.2.2 項で記述したように、並列探索が可能である手法 3 が、逐次的な探索となる手法 4 よりも短時間ですべての目的物の探索・捕捉を完了している。

一方、捕捉容量が大きくなった場合は、捕捉作業は単独で行うよりも群で行うほうがより短時間で完了する。つまり、目的物が持つ捕捉容量が大きくなるに従って、単独の

移動体による捕捉時間は、複数移動体による捕捉時間と対して大きく増大する。すなわち、独立移動センシングは目的物の状態において過度に分散した状態となり、完了までの時間が悪化する。提案手法は、手法4と同様に群によって探索・捕捉を行うため、単体の移動体よりも単体の目的物をより短時間で捕捉することができる。さらに、群分離メカニズムによって群を適度に分離させるため目的物に対して過度に分散することがなく、複数の目的物の捕捉をより早急に完了することが可能となる。

以上のように4.2.1項に探索・捕捉の総合評価の評価結果を示し、それに対して考察を行うために4.2.2項に探索の詳細評価を、4.2.3項に捕捉の詳細評価の評価結果を示した。探索の詳細評価では、提案手法はLbestを考慮し群による探索を行うことで1つの目的物をより短時間で発見でき、群を複数に分離させ複数目的物に対して群による探索を可能とすることで、より短時間でより多くの目的物の探索を完了できることが分かった。また、捕捉の詳細評価では、提案手法はLbestを考慮することで群を形成し、さらにその群を適度に分離させるため複数の目的物に対して適切な数の移動体で捕捉作業を行うことが可能であることから、どの捕捉容量においても他の手法よりも短時間で探索・捕捉を完了できることが分かった。これらの結果から、提案手法は目的物の数や捕捉容量にかかわらず短時間でより多くの目的物を探索・捕捉できる手法であると考えられる。

5. まとめ

本論文では、発生位置や数が不明である目的物に対する探索と捕捉を有限時間内により多く行う移動センシングクラスタを提案した。移動センシングクラスタは複数の移動体から構成され、移動体の協調によって目的物の探索と捕捉を行う。各移動体は受信した目的物からの物理情報の強度を無線通信によって交換し、目的物に最も接近している移動体を群リーダーとし他の移動体が群リーダーに追従することで群によって探索・捕捉を行う。また、複数の目的物に対して並列的に探索・捕捉を行うために群を複数に動的に分離させる。

シミュレーション評価では、探索・捕捉の総合評価と、探索の詳細評価および捕捉の詳細評価を行い、以下のことを確認した。

- 複数の移動体間で目的物からの物理情報を交換し、群リーダーを選出し他の移動体が群リーダーに追従することで群による探索が可能である。
- 群による探索はより多くの移動体が目的物を発見することができ、1つの目的物をより短時間で探索・捕捉を完了することが可能である。
- 群を複数に分離させることで複数の目的物に対して並列的に探索・捕捉を行うことができ、より短時間でより多くの目的物を探索・捕捉することが可能である。

参考文献

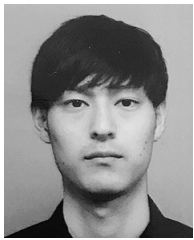
- [1] Parul, D. and Bhisham, S.: A Survey on IoT Architectures, Protocols, Security and Smart City based Applications, *ICCCNT*, pp.1–5 (2017).
- [2] Boonsongsrikul, A., Kocijancic, S. and Suppharangsarn, S.: Effective Energy Consumption on Wireless Sensor Networks: Survey and Challenges, *2013 36th 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, No.1, pp.122–173 (2005).
- [5] 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).
- [6] Qianying, P. and Hongtao, Y.: Survey of particle swarm optimization algorithm and its application in antenna circuit, *2015 IEEE ICCP*, pp.492–495 (2015).
- [7] Olfati-Saber, R., Fax, A.J. and Murray, M.R.: Consensus and Cooperation in Networked Multi-Agent Systems, *Proc. IEEE*, Vol.95, pp.215–233 (2007).
- [8] Lingyu, L. and Weili, N.: Consensus Problems on Multi-agent Networks with Directed Dynamic Interactions, *2017 6th DDCLS*, pp.421–426 (2017).
- [9] Reynolds, W.C.: Flocks herds and schools: A distributed behavioral model, *SIGGRAPH Comput. Graph.*, Vol.21, No.4, pp.25–34 (1987).
- [10] Eversham, J. and Ruiz, F.V.: Parameter analysis of Reynolds flocking model, *2010 IEEE 9th International Conference on Cybernetic Intelligent Systems*, pp.1–7 (2010).
- [11] Hauert, S., Leven, S., Varga, M. and Ruini, F.: Reynolds flocking in reality with fixed-wing robots: Communication range vs. maximum turning rate, *Proc. IEEE/RSI International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.5015–5020 (2011).
- [12] James, K. and Russell, E.: Particle Swarm Optimization, *Proc. 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, pp.1942–1948 (1995).
- [13] Kangtai, W. and Fupeng, L.: A dynamic chaotic mutation based particle swarm optimization for dynamic optimization of biochemical process, *ICISCE*, pp.788–791 (2017).
- [14] Yuanbin, M., Hetong, L. and Qin, W.: Conjugate direction particle swarm optimization solving systems of nonlinear equations, *Comput. Math. Appl.*, Vol.57, No.11–12, pp.1877–1882 (2009).
- [15] 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).

推薦文

本研究は、単独移動体センシングにおける課題である広範囲の探索にかかる時間短縮と探索範囲の拡大を実現するため、群知能を用いた多数の移動体による移動センシングクラスタを提案しました。シミュレーションによる十分な評価を行っており、考察も深く行っております。今後、より詳細な粒子の振舞いを考慮した探索手法の提案が期待さ

れます。以上の理由により、本論文を推薦いたします。

(マルチメディア通信と分散処理研究会主査 重野 寛)



新居 英志 (学生会員)

2017年関西大学大学院博士課程前期課程を修了。現在、同大学大学院博士課程後期課程において自律移動体への群知能適応の研究に従事。



北之馬 貴正 (正会員)

2014年関西大学環境都市工学部都市システム工学科卒業。2016年同大学大学院博士課程前期課程修了。現在、同大学院博士課程後期課程において無線ネットワークにおける自己組織化等の研究に従事。



廣瀬 航

2016年関西大学システム理工学部電気電子情報学科卒業。現在、同大学大学院博士課程前期課程において無線通信を活用した移動制御に関する研究に従事。



四方 博之 (正会員)

1997年大阪大学工学部通信学科卒業。1999年同大学大学院博士課程前期課程修了。2002年同大学院博士課程後期課程修了。同年デンマーク・オールボー大学ポスドク研究員。2004年日本電気(株)入社。同年デンマーク・オールボー大学助手。2006年同大学准教授。2008年ATR主任研究員。2010年関西大学システム理工学部准教授。2015年同大学教授。現在、無線通信ネットワークにおけるアクセス制御技術、無線資源管理、リンク・ネットワーク層技術の研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会、IEEE各会員。



滝沢 泰久 (正会員)

1983年京都工芸繊維大学工学部機械工学科卒業。同年日本ユニシス(株)入社。1990年住友金属工業(株)入社。1998年ATR環境適応研究所出向。2002年ATR適応コミュニケーション研究所主任研究員。2008年同研究所上級主任研究員。2009年関西大学環境都市工学部准教授、ATR適応コミュニケーション研究所客員研究員。2014年関西大学環境都市工学部教授。現在、無線ネットワークにおける自己組織化等の研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会、IEEE、IEEE-CS各会員。