

生物の集団的行動選択の仕組みに着想を得た マルチエージェント自己組織化制御手法の検討

志垣沙衣子[†] 久世 尚美[†] 小南 大智^{††} 加嶋 健司^{†††} 村田 正幸[†]

[†] 大阪大学大学院情報科学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

^{††} 大阪大学大学院経済学研究科 〒560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-7

^{†††} 京都大学大学院情報学研究科 〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

E-mail: †{s-sigaki,n-kuze,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, ††d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp,
†††kk@i.kyoto-u.ac.jp

あらまし ネットワークの大規模化、複雑化にともなって、集中管理制御や大域的な情報に依拠した分散制御などの従来の手法に代わる新たなネットワークの仕組みが求められている。特に、多数かつ多様な機器により構築される Internet of Things (IoT) においては、管理者がネットワーク全体の状態を観測、制御することは実質不可能であり、不確実（不完全、曖昧、動的）な情報に基づいて、各機器が自律的に動作することが求められる。これに対して、拡張性や耐故障性、柔軟性、適応性などの特長を備える生物の仕組みに着想を得た自己組織的な制御が有用なアプローチとして期待されている。本研究では、能力の低い個体同士が自律的に協調して行動することで全体として適切な行動を選択できる生物の群れの仕組みに着目し、群れの中における行動選択のプロセスをネットワーク制御へ応用することでこの課題を解決する手法について検討している。自己組織的な経路制御手法であるポテンシャルルーティングを対象として、群れを形成する生物の自己組織的な行動選択のプロセスをネットワーク制御技術へと適用し、シミュレーションによって生物の仕組みに基づくネットワーク制御手法の挙動について調査、検討を行い、リーダーノードの数、配置とポテンシャル場の環境適応速度との関係性についての知見を得た。

キーワード 集団的行動選択、ポテンシャルルーティング、情報の不確実性、生物の仕組みに着想を得たネットワーク制御

Self-organized multi-agent control method inspired by collective decision making

Saeko SHIGAKI[†], Naomi KUZE[†], Daichi KOMINAMI^{††},

Kenji KASHIMA^{†††}, and Masayuki MURATA[†]

[†] Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

Yamadaoka 1-5, Suita, Osaka, 565-0871 Japan

^{††} Graduate School of Economics, Osaka University Machikaneyama 1-7, Toyonaka, Osaka, 560-0043 Japan

^{†††} Graduate School of Informatics, Kyoto University Yoshida Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto, 6068501, Japan

E-mail: †{s-sigaki,n-kuze,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, ††d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp,
†††kk@i.kyoto-u.ac.jp

Abstract To tackle problems emerging with the rapid growth in scale and complexity of information networks, bio-inspired self-organization is considered one of promising design principle of a new generation network which is scalable, robust, adaptive, and sustainable. Especially, in Internet of Things (IoT), it is necessary that each component behaves automatically only based on uncertain (incomplete, argue, and dynamic) information. Therefore, we focus on mechanisms of collective decision making in swarms where individuals make a correct decision on a macroscopic level as a result of local interaction of individuals. In this paper, we take potential-based routing as an example of self-organizing control mechanisms and consider a mechanism inspired by collective decision making. Through simulation experiments, we show the property of our proposed mechanism.

Key words Collective Decision Making, Potential-based Routing, Information Uncertainty, Bio-inspired Network Controlling

1. はじめに

ARPANETに端を発するインターネットはデバイス技術、通信技術の発展により急速に浸透し、重要な社会基盤となっている。しかしながら、その基本アーキテクチャは当初から変わらず、新しいサービスやアプリケーションが登場するたびにそれらの要求に対する新しい機能を追加するといった拡張を繰り返している。そのため、システムとしての一貫性が失われつつあり、管理が複雑になり、その結果、脆弱なものとなっている。特に近年は、身近に存在する様々な「モノ」（スマートフォン、自動車、家電など）が通信端末として利用される（Internet of Things; IoT）とともに、その傾向は年々強まっている。そのため、多数かつ多様な「モノ」により構成されるIoT技術の発展が不可欠で、より高い拡張性、適応性、耐故障性を有した新しいネットワークの仕組みが求められており、生物などに見られる自己組織化の原理に基づくマルチエージェントシステムが注目されている。自己組織化システムの機能は自律動作するエージェントの相互作用の結果として創発するため、このような仕組みをネットワークにおいて実現することにより、あらかじめ規定された動作環境の下で定められた要求を達成するように最適設計するのではなく、想定外の状況でも動作し続け、ネットワーク資源の変動やエンド端末の移動などのさまざまな環境変化にも巧みに適応する柔軟性を持つことが可能となる。一方で、自己組織型システムの実用化に関しては十分な検討が行われていない。本研究においては、生物システムの環境適応性に着目して、大規模かつ多様なシステムへの適用に向けたマルチエージェント自己組織化ネットワークアーキテクチャの検討を行い、ネットワークアーキテクチャとして全体の設計指針を与える自己組織化制御を完成させることを目的とする。

大規模かつ多様なネットワーク、とりわけあらゆる「モノ」が通信機器としてのポテンシャルを持ち、それらが流動的に変化し続けるIoTを対象としたとき、システム管理者が互いに性能や状態の異なる全ての機器を管理し続けることは実質不可能であり、また各機器が取得可能な情報は、不確実（不完全、曖昧、かつ動的）なものとなる。このような環境下では、不完全で、曖昧で、動的な情報に基づいて機器同士が協調しながら、判断を行い、行動の選択を行うことが必要である。本研究では、自然界において、生物が、不確実な知覚情報に基づきながら、環境に応じた行動の選択をごく自然に行っていることに着目し、これらの仕組みをネットワーク制御へと応用する。

互いに能力や状態の異なる個体同士が協調し、行動を行う群れの仕組みの、IoTなどにおける多様な機器同士の協調との親和性の高さに着目し、自己組織化制御へと適用する。集団飛行する鳥などの群れにおいては、各個体がそれぞれ局所的な相互作用を通して自律的に行動を選択し、その結果としてボトムアップ的に群れ全体としての行動が決定される。このような生物の群れにおける集団的な行動選択をモデル化したEffective Leadershipモデル[1]においては、各個体が、個体ごとに異なる取得可能な情報の量・質や目的に応じて異なる“assertiveness”を持ち、assertivenessの高い個体は自身の判断に基づいて、assertivenessの低い個体は近隣の個体に追従して行動を行う傾向がある。例として、ある目的地に向かう群れにおいては、目的地の情報を有する個体はassertivenessが高く、自身の判断に基づいて行動し、情報を持たずassertivenessの低い他の個体を牽引する。このような仕組みを自己組織化制

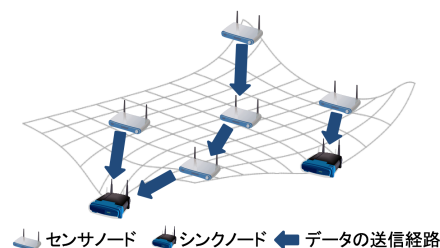


図1 ポテンシャルルーティングの概念図

御へと応用することにより、システムの管理者や個々の機器がネットワーク全体の状態、具体的には個々の機器の能力、状態の違いを認識し、制御することなく、機器同士の自律的な協調動作により、局所的な状況（環境やサービス要求）やその変動へと即応的に対応しつつ、大域的にはネットワークシステムとしての一貫性を維持することが可能となると考えている。

本研究では、自己組織的な経路制御手法であるポテンシャルルーティングを対象とし、生物の群れにおける行動選択の仕組みを適用した手法を提案する。そして、assertivenessが高い個体の割合と全体的な協調動作が実現するまでの時間についてシミュレーションを通して調査、考察を行う。

本稿の構成は以下の通りである。まず、2章において、ポテンシャルルーティングを対象としてEffective Leadershipモデルをネットワーク制御へと適用した手法について提案する。そして、3章において、シミュレーションを通して提案手法の評価と評価結果の考察を行い、4章において結論と今後の課題について述べる。

2. 生物の群れの行動選択の仕組みの適用

この章では、自己組織的な経路制御手法であるポテンシャルルーティング[2-4]を題材として、生物の群れにおける行動選択のプロセスをネットワーク制御技術へ応用した提案手法について説明する。2.1節では、題材とするポテンシャルルーティングの概要と、その拡張である外部コントローラを用いたポテンシャルルーティングについて説明を行う。2.2節では、生物の群れにおける集団的な行動選択のモデルであるEffective Leadershipモデル[1]についての概要について述べ、2.3節でEffective Leadershipモデルをネットワーク制御に適用した提案手法について説明する。

2.1 ポテンシャルルーティング

ポテンシャルルーティングでは、各ノードは「ポテンシャル」と呼ばれるスカラー値を保持しており、一般的に、極小値のポテンシャルを持つシンクノードからのホップ数が短いノードに、より低いポテンシャルが設定されるようにポテンシャル場が構築される。そのため、自身より低いポテンシャルを保有する隣接ノードへデータパケットを送信するという単純なフォワーディング規則により、データパケットがシンクノードへと到達することが可能である（図1）。また、各ノードのポテンシャルは、ノード同士の局所的な相互作用により更新されるため、ノード数に対して高い拡張性を有する。

文献[5]では、ポテンシャルの更新にあたって、現時点のポテンシャルだけでなく一時点前のポテンシャルを用いることによってポテンシャル場の収束の高速化を行う手法を提案している。この手法では、ノード*i*は時刻*t*における自身のポテンシ

ル $\theta_i(t)$ を式 (1) に基づいて更新する。

$$\theta_i(t+1) = (\alpha + 1)\theta_i(t) - \alpha\theta_i(t-1) + \beta\sigma_i \left(\sum_{k \in N_b(i)} \{\theta_k(t) - \theta_i(t)\} + f_i(t) \right) \quad (1)$$

ここで、 $N_b(i)$ はノード i の隣接ノード集合を表す。 α は、ポテンシャル更新時における現時点でのポテンシャルと一時点前のポテンシャルの重みを決定するパラメータである。 α が大きいほど一時点前のポテンシャルの重みが大きくなり、外乱の影響を受けにくくなる一方で収束速度が低下する。 β は隣接ノードのポテンシャルから受ける影響の大きさを決定するパラメータである。文献 [5] では、 σ_i は $1/|N_b(i)|$ と定義されているが、一定の条件下以外ではポテンシャルが発散してしまうため、提案手法では任意のノード $i (i \in 1, 2, \dots, N)$ に対して定数 $\sigma_i = \sigma (0 < \sigma < 1)$ としている。 $f_i(t)$ は、時刻 t におけるノード i に対する外部からの流入フロー量を表す。センサノードにおいては、フロー量 $f_i(t)$ は正の値を取り、外部から流入するデータパケットの量を示す。一方で、シンクノードにおいては、フロー量 $f_i(t)$ は負の値をとり、その絶対値はシンクノードが受信するデータパケットの量を示す。シンクノードにおけるフロー量を適切に設定することで、大域的なフローの分散が達成される。具体的には、各シンクノードのフロー量 $f_i(t)$ を同一の値に設定することで、各シンクノードの受信するデータパケットの数が均等になるようなポテンシャル場を構築することが可能である。

一方で、ポテンシャルの更新がボトムアップ的に行われることにより、環境変動時にポテンシャルの再構築に時間を要するという問題が知られている。文献 [6] では、ネットワークの一部のノードのポテンシャルを観測、全体のポテンシャルの挙動を推定し、制御入力をフィードバックすることで、環境適応速度を向上させる手法が提案されている。本項では、文献 [6] で提案されている外部コントローラに基づくポテンシャルルーティングを用いる。

各ノード i は、自分と隣接しているノードのポテンシャルの情報に基づいてデータパケットの送信先を確率的に決定する。時刻 t においてノード i が隣接ノード n をデータパケットの送信先として選択する確率 $p_{i \rightarrow n}(t)$ を次式にもとづいて決定する。

$$p_{i \rightarrow n}(t) = \begin{cases} \frac{\theta_i(t) - \theta_n(t)}{\sum_{j \in N_{low}(i)} \{\theta_i(t) - \theta_j(t)\}}, & \text{if } n \in N_{low}(i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) における $N_{low}(i)$ はノード i よりもポテンシャルの低いノード i の隣接ノードの集合を表しており、ノード i よりも小さいポテンシャルを有し、かつノード i とのポテンシャルの差が大きいノードほどデータパケットの転送先として選ばれやすくなっている。

本研究では、このノード同士が協調してポテンシャル場の構築を行う仕組みに、個体同士が協調的に行動し全体として適切な行動をとることのできる生物の群れの行動選択のモデルを導入することによって、ポテンシャルルーティングの持つ自己組織化制御の長所を活かしながら生物の群れの仕組みの長所を取り入れる。

2.2 Effective Leadership モデル

本研究では、文献 [1] で提案されている生物の群れにおける行

動選択の仕組みを数理モデル化した Effective Leadership モデルをネットワーク制御技術へと応用する。Effective Leadership モデルでは、知覚可能な範囲の局所的な情報のみを用いて周囲の個体の行動に倣って行動する個体（非リーダー個体）と、他の個体よりも多くの情報を保有し、より適切な行動選択を行うことができるリーダー個体の 2 種類の個体によって群れが構成されており、それらが互いに協調することで群れ全体としての一貫した行動選択を達成している。

Effective Leadership モデルでは、群れの中のある個体 i は時刻 t で位置 $\mathbf{c}_i(t)$ 、方向 $\mathbf{v}_i(t)$ のベクトルを持ち、他の個体との衝突を避けつつ一定の速さ s_i で移動している。他の個体が距離 α 以内にいる場合は、衝突を避けるため式 (3) に従って距離 α 以内にいる個体から距離を取るよう進行方向を決定する。

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = - \sum_{j \in N_b(i, \alpha) \setminus \{i\}} \frac{\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)}{|\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)|} \quad (3)$$

半径 α 以内に他の個体が存在しない場合には、非リーダー個体は以下の式に基づいて望ましい方向ベクトル \mathbf{d}_i を決定する。

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = \sum_{j \in N_b(i, \rho) \setminus \{i\}} \frac{\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)}{|\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)|} + \sum_{j \in N_b(i, \rho)} \frac{\mathbf{v}_j(t)}{|\mathbf{v}_j(t)|} \quad (4)$$

式 (4) における ρ は個体の知覚可能な範囲を表しており、 $N_b(i, \rho)$ でノード i から ρ の範囲にあるノードの集合を表す。式 (4) の第 1 項で近隣のノードとの位置の偏差の平均、第 2 項で近隣のノードの進行方向の平均を取り、両者の和を取ることによって近隣の個体との位置、向きを揃えて追従していく。

一方、リーダー個体は目標とする進行方向 \mathbf{g}_i についての情報を有しており、各ノードでの目標の進行方向 \mathbf{g}_i を用いて、式 (5) に基づいて望ましい進行方向 \mathbf{d}'_i の決定を行う。

$$\mathbf{d}'_i(t + \Delta t) = \frac{\hat{\mathbf{d}}_i(t + \Delta t) + \omega_0 \mathbf{g}_i}{|\hat{\mathbf{d}}_i(t + \Delta t) + \omega_0 \mathbf{g}_i|} \quad (5)$$

$\hat{\mathbf{d}}_i(t)$ は $\mathbf{d}_i(t)$ の単位ベクトルであり $\hat{\mathbf{d}}_i(t + \Delta t) = \frac{\mathbf{d}_i(t + \Delta t)}{|\mathbf{d}_i(t + \Delta t)|}$ で定義される。 ω_0 はリーダー個体の行動選択における目標進行方向 \mathbf{g}_i の重みを決定するパラメータで、文献 [7] においてはその個体の “assertiveness” に相当すると解釈されている。 ω_0 の値が大きいほど目標進行方向 \mathbf{g}_i の影響が大きくなり、他の個体を牽引する傾向が強くなる。

2.3 生物の群れの行動選択の仕組みに基づくポテンシャルルーティング

本研究では、ポテンシャルルーティングにおける各ノードが協調してポテンシャル場を形成するプロセスに対して、Effective Leadership モデルを適用する。

提案手法では式 (1)、(6) を用いて非リーダーノードとリーダーノードのポテンシャル更新を行う。非リーダーノード n は、自身と近隣のノードの状態や情報のみを用いて、時刻 t における自身のポテンシャル $\theta_n(t)$ を更新する (式 (1))。

リーダーノード n は目標ポテンシャル g を有しており、近隣ノードとの協調を行いつつ目標ポテンシャルに基づいたポテンシャル更新を行う (式 (6))。

$$\theta_n(t) = (1 - \omega) \left\{ \beta \sigma_n \left(\sum_{k \in N_b(n)} \{d_k(t-1) - \theta_n(t-1)\} \right. \right.$$

$$\begin{aligned}
& + f_n(t-1) \Big) + (\alpha + 1)\theta_n(t-1) \\
& - \alpha\theta_n(t-2) \Big\} + \omega g_n(t) \quad (6)
\end{aligned}$$

ここで $\omega (0 < \omega < 1)$ は、式 (5) におけるリーダー個体が群れを牽引する傾向の強さを表す ω_0 に対応するパラメータで、目標ポテンシャル $\mathbf{g}_n(t)$ に対する重みである。

リーダーノードの目標ポテンシャル $g_i(t)$ は、外部コントローラ [6] による制御フィードバック $\mu_i(t)$ を用いて次式で与えている。

$$\begin{aligned}
g_i(t) = & \beta\sigma_n \left(\sum_{k \in N_b(n)} \{d_k(t-1)d_n(t-1) + f_n(t-1)\} \right) \\
& + (\alpha + 1)d_n(t-1) - \alpha d_n(t-1) + \mu_i(t) \quad (7)
\end{aligned}$$

外部コントローラによる制御フィードバックは、ポテンシャル場が収束目標 $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_N\}$ へと短時間で収束するように計算される。局所的な協調を通して、非リーダーノードが制御フィードバックに基づいてポテンシャル更新を行うリーダーノードへと追随することにより、ネットワーク全体として、素早くポテンシャル場を構築することができる。なお、収束目標 Θ は、各シンクノードが受信するデータパケットの数が均等になるように設定している。

3. シミュレーション評価

生物の群れの仕組みを数理モデル化した Effective Leadership モデルをネットワークへと適用する上での設計指針を定めるため、数値シミュレーション、ネットワークシミュレーションを通して調査する。まず、3.1 節において、数値シミュレーションを通して、ネットワークにおけるリーダーノードの数、配置、ネットワークのサイズの関係性、およびそれらがネットワーク制御に与える影響について調査を行う。そして、3.2 節においては、3.1 節で得られた知見に基づいて、Effective Leadership モデルをネットワークへと適用した際の制御の性能についてネットワークシミュレーションを通して調査する。

ネットワークシミュレーションは、C++ で実装し、グラフ操作のため Python の networkx、scipy パッケージに含まれる関数を、また外部コントローラ的设计のために MATLAB の *dhinflmi* 関数を呼び出している。

3.1 リーダーノードの数と配置

Effective leadership モデルをネットワーク制御へと適用するにあたり、リーダーノードの数、配置は重要な問題となってくる。コストの面から、より高度な性能を持つリーダーノードの数は少ない方が望ましく、またそのためのリーダーノードの配置についても明らかにする必要がある。特に文献 [1] では、Effective Leadership モデルでは、生物の群れにおいて、群れのサイズ（個体数）が多いほど、少ない割合のリーダー個体により群れ全体として適切な行動が可能であるということが示されている。Effective Leadership モデルにおける個体数、リーダー個体を、ネットワーク制御におけるノード数、リーダーノードと対応させた際に同様の傾向が見られれば大規模なネットワークへ適用する際に有用であると考えられる。そこで、本節では、外部コントローラ [6] の制御性能を指標として、リーダーノードの数、配置との関係性について調査を行った。

文献 [2,6] では、自己組織的な経路制御手法であるポテンシャルルーティングにネットワークの情報を観測し、制御フィードバックを行う外部コントローラを導入することで、目標ポテンシャルへの収束速度の向上を達成しているが、制御フィードバックを与えるノード（制御ノード）の数、配置が収束速度（コントローラの制御性能）に影響を与えることが知られている。本節では、制御ノードをリーダーノードと対応させ、リーダーノードの数、配置とコントローラの制御性能との関係性を調査し、適切なリーダーノードの数、配置についての知見を得る。

外部コントローラは H_∞ 制御 [8] に基づいて設計されており、MATLAB の *dhinflmi* 関数を用いて計算している。この関数では、ネットワークポロジリーやリーダーノードの配置に応じて制御目標を達成するように設定された制御パラメータを入力とし、最適 H_∞ 性能 γ_{opt} とコントローラの伝達関数 G を出力する。出力される伝達関数は、以下の 2 つの条件を満たす。

- システムが安定であり、平衡状態にあるシステムに瞬時的な外乱を与えた場合にも、時間経過によってシステムは再び平衡状態に戻る。
- コントローラの閉ループノルム $\|G\|_\infty$ は γ_{opt} よりも小さくなる。

ここで、コントローラの閉ループノルム $\|G\|_\infty$ は、コントローラのゲイン（入力に対する出力の比）の最大値を表しているため、 γ_{opt} が小さいほどゲインが小さくなる。つまり、入力外乱を抑制し、システムを平衡状態へと収束させる能力が高くなる。提案手法においては、コントローラへの入力は目標ポテンシャルと現在のポテンシャルとの偏差、コントローラからの出力は目標ポテンシャルと制御の結果得られたポテンシャルとの偏差にそれぞれ対応するため、 γ_{opt} の値が小さいほどポテンシャルを目標値へと収束させる能力が高くなるとともに、ノイズや誤差に対するロバスト性が高くなる。つまり、リーダーノードの数、配置の制御性能の向上への貢献度合いが高いほど、 γ_{opt} は小さな値をとる。本研究では、 γ_{opt} の値をコントローラの制御性能を測る指標として用いる。

格子状ネットワークを対象として、リーダーノードの数、配置ごとに γ_{opt} の値を計算し、コントローラの制御性能との関係性について調査を行った。格子状ネットワークのサイズは 3×3 、 4×4 、 5×5 、 6×6 、リーダーノードの割合は、0.025、0.05、0.1、0.2、1.0 とした。図 2 に、それぞれのネットワークサイズ、リーダーノードの割合に対して、全てのリーダーノードのパターンについて γ_{opt} を計算し、ネットワークのサイズ、リーダーノードの割合ごとに γ_{opt} の最小値をプロットしたグラフを示す。

図 2 の結果から、リーダーノードの割合が大きいほど γ_{opt} の値が小さくなっていくことが確認できる。このことから、リーダーノードの割合が大きいほど、コントローラの制御性能が大きくなることが示される。これは、コントローラからの制御入力を受けるリーダーノードまでの平均ホップ数が短くなることによって制御入力により速くポテンシャル場全体に伝播することが理由であると考えられる。これは後で検証する。その一方で、リーダーノードの割合が 0.025 から 0.2 へと変化するまでの γ_{opt} の減少量に対して、リーダーノードの割合が 0.2 から 1 へと変化するまでの γ_{opt} の減少量はかなり小さく、特にこの傾向はノード数が増えるほど顕著である。また、リーダーノードの割合が 0.1、0.2 のとき、ネットワークサイズが $4 \times 4 \sim 6 \times 6$ の場合に注目するとネットワークのサイズが大きいほど γ_{opt} の値が小さくなっており、ノード数が多いほど、少な

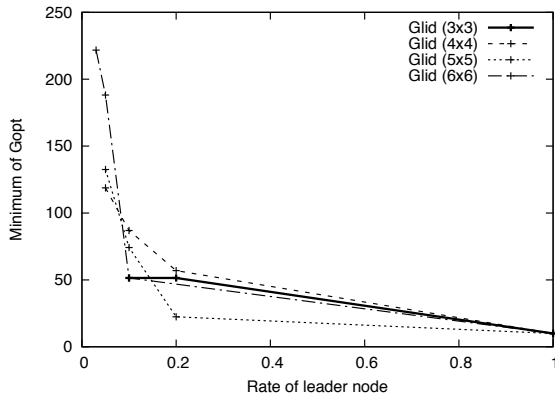


図2 リーダーノードの割合と $G_{opt}(\gamma_{opt})$ との関係

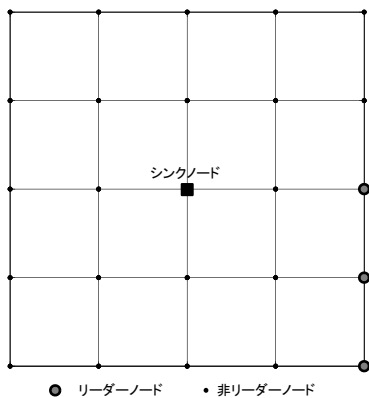


図3 格子状ポロジで γ_{opt} が最小になる場合

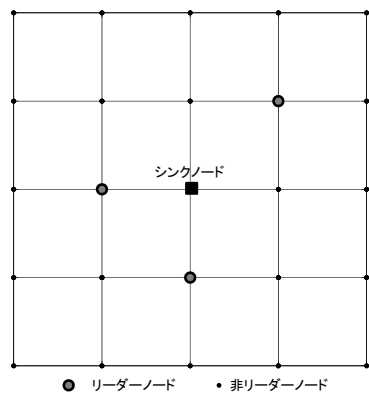


図4 格子状ポロジで γ_{opt} が最大になる場合

い割合のリーダーノードで高い制御性能が得られることを示している。このことから文献 [1] で示されている、群れのサイズ(個体数)が多いほど、少ない割合のリーダー個体により群れ全体として適切な行動が可能であるということが、ネットワーク制御に関しても適用可能であると考えられ、ネットワークの規模に対する高い拡張性が期待される。ノード数が小さい場合、ネットワークサイズが 3×3 の場合の結果については、この傾向が当てはまらないが、これは総ノード数が少ないために平均ホップ数による影響が小さいことが原因であると考えられる。

図3、図4は、上記のシミュレーションにおいて γ_{opt} の値が最大、あるいは最小になる場合のリーダーノードの配置を示している。 γ_{opt} が最大、あるいは最小となるリーダーノードの設

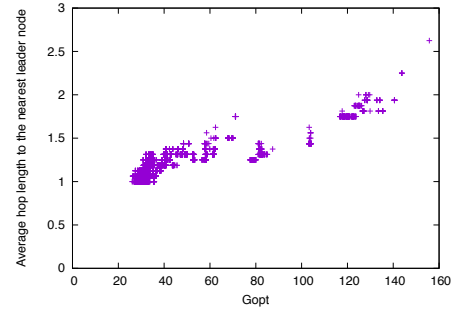


図5 リーダーノードまでのホップ数と γ_{opt} の相関

定は複数存在する場合もあるが、この図はそのうちの一つを表している。図より、 γ_{opt} が最大値をとる、つまり制御性能が低い場合には、リーダーノードがネットワークの端に固まって配置されているのに対して、 γ_{opt} が最小値をとる場合にはリーダーノードが全体に満遍なく散らばるように配置されている。このことから、 γ_{opt} の値、つまりコントローラの性能は、リーダーノードまでのホップ数が影響するものと考えられる。また、図(5)では、リーダーノードの配置を変化させた場合のリーダーノードまでのホップ数と γ_{opt} の関係を表している。この図からも、コントローラの制御性能がリーダーノードまでのホップ数に大きく影響を受けるということが言える。

一方で、リーダーノードを設定する際にネットワーク内の全てのノードの平均ホップ数を検討することは、総ノード数が増加するほど計算量の観点から現実的でなくなるため、本研究ではリーダーノードがフィールド全体に満遍なく散らばって配置されるよう、K-Means法によってネットワークをリーダーノードの個数分のクラスタに分類し、各クラスタの中でのホップ数による中心をリーダーノードに設定することで計算量と制御性能とのトレードオフを解決している。

3.2 無線センサネットワークにおける評価

本節では、3.1節の結果を踏まえ、無線センサネットワーク環境におけるシミュレーション評価を行う。総ノード数は64個、144個、256個と定めている。本評価では、ノードの通信範囲を50mとし、通信範囲内に存在するノード同士が互いに接続される。シンクノードは、総ノード数が64個の場合は4個、144個の場合は6個、256個の場合は8個としている。

本評価では、リーダーノードを1個から総ノード数に対する割合として7%まで段階的に変化させており、リーダーノードの配置は3.1節で得られた知見を踏まえ、フィールド上をK-Means法によってリーダーノードの個数分だけ分類し、各クラスタの中心の1つをリーダーノードとして定めている。外部コントローラ [6] は、リーダーノードに対して50秒間隔で制御フィードバックを与える。簡単のため、本評価では、外部コントローラは遅延なしで全てのノードのポテンシャル情報を取得可能であると仮定している。

本評価では、シミュレーション開始直後からポテンシャルの更新、外部コントローラによる制御を開始する。そして、シミュレーション開始から1,000sec経過時点において、各センサノードがデータパケットの送信を開始する。格子状ネットワークの上部半分に位置するセンサノードにおけるデータパケットの生成率を0.015packet/sec、下部半分に位置するセンサノードにおけるデータパケットの生成率を0.0050packet/secとしている。このとき、外部コントローラは、各シンクノードが受信す

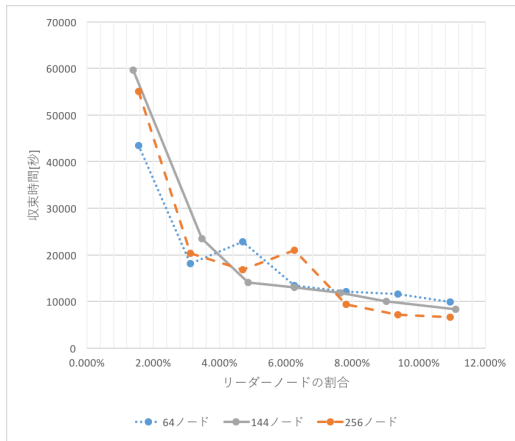


図 6 リーダーノードの割合と収束時間との関係

表 1 ネットワークシミュレーションにおける設定

設定項目	値
データパケットのサイズ	128 bytes
ID パケットのサイズ	28 bytes
Ack パケットのサイズ	22 bytes
バッファサイズ	1
ID パケットの送信間隔	1 sec
ポテンシャル更新間隔	50 sec
外部コントローラの制御間隔	50 sec

るデータパケットの数が均等になるように制御を行う。シミュレーション開始から 10,000sec 経過後、各センサノードにおけるデータパケットの生成率を変化させる。本評価では、データパケットの生成率が変化した後、各シンクノードが受信するデータパケットの数が均等になるようにポテンシャル場が再収束するまでの時間を評価する。なお、データパケット生成率変化後は、格子状ネットワーク上部半分に位置するセンサノードにおけるデータパケットの生成率を 0.0050packet/sec、下部半分に位置するセンサノードにおけるデータパケットの生成率を 0.015packet/sec とする。シミュレーションの各設定は表 2 に示す。

図 6 にネットワークのサイズとリーダーノードの割合、ポテンシャル場の再収束時間の関係をプロットしたグラフを示す。図 6 より、全体としては、3.1 節と同様にリーダーノードの割合が大きいほど、再収束までの時間が短くなる、つまり収束性能が向上することが示された。ノード数 64 でリーダーノードの割合が 0.047 のとき、およびノード数 256 でリーダーノードの割合が 0.063 のとき、この傾向が当てはまらず、再収束時間が長くなっているが、これは制御フィードバックが伝搬する際に遅延が発生することによる振動が発生することが原因になっている。しかしながら、再収束時間自体は長くなっているものの、発生している振動は経路制御に影響を与えないごく微細なものである。以上から、リーダーノードの割合と収束速度との関係はトレードオフの関係にあり、制御要求に合わせて適切にリーダーノードの割合を設定する必要がある。

4. おわりに

本稿では、自己組織的な経路制御手法であるポテンシャルルーティングを題材として、生物の群れにおける行動選択の仕組みを適用した手法を提案し、その挙動について調査を行っ

た。まず、数値シミュレーションを通して、近隣のノードを牽引する役割を持つリーダーノードの数、配置について調査を行い、リーダーノードの割合が多いほど収束性能が高くなること、リーダーノードの割合がある程度（全体の 2 割程度）大きくなると、それ以上リーダーノードの割合を大きくしても収束性能の向上の度合いが鈍くなること、そしてリーダーノードの配置に関しては、リーダーノードまでの平均ホップ数が収束性能に大きく影響することを示した。これらの知見を踏まえ、ネットワークシミュレーションを通して、リーダーノードの割合と環境変動に対する適応速度にはトレードオフの関係にある一方、比較的リーダーノードの割合が小さい場合であってもリーダーノードを導入しない場合と比較して適応速度がおよそ 10 分の 1 となることを示した。

今後の課題として、ノードを無作為に配置したランダムなネットワークやスモールワールドネットワークなど、異なるネットワークにおけるリーダーノードの数、配置、収束性能の関係性について調査し、大規模複雑なネットワークと不可分なパケットロスや遅延などの影響による情報の不確実性に対する評価を行っていきたいと考えている。

5. 謝 辞

本研究は JSPS 若手研究（スタートアップ）16H06915 の助成を受けたものです。

文 献

- [1] I. D. Couzin, J. Krause, N. R. Franks, and S. A. Levin, “Effective leadership and decision-making in animal groups on the move,” *Nature*, vol. 433, pp. 513–516, Feb. 2005.
- [2] N. Kuze, D. Kominami, K. Kashima, T. Hashimoto, and M. Murata, “Hierarchical optimal control method for controlling self-organized networks with light-weight cost,” in *Proceedings of 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1–7, IEEE, Dec. 2015.
- [3] D. Kominami, M. Sugano, M. Murata, and T. Hatauchi, “Controlled and self-organized routing for large-scale wireless sensor networks,” *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, vol. 10, p. 13, Nov. 2013.
- [4] H. Ochiai and H. Esaki, “Message routing on potential-fields in forwarding-based DTNs,” in *Proceedings of the 3rd International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, pp. 185–193, ACM, Jan. 2009.
- [5] A. Sheikhattar and M. Kalantari, “Fast convergence scheme for potential-based routing in wireless sensor networks,” in *Proceedings of 2013 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, no. 3, pp. 1980–1985, IEEE, Apr. 2013.
- [6] N. Kuze, D. Kominami, K. Kashima, T. Hashimoto, and M. Murata, “Controlling large-scale self-organized networks with lightweight cost for fast adaptation to changing environments,” *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems (TAAS)*, vol. 11, no. 2, p. 9, 2016.
- [7] L. Conrath, J. Krause, I. D. Couzin, and T. J. Roper, “Leading according to need” in self-organizing groups,” *The American Naturalist*, vol. 173, pp. 304–312, Mar. 2009.
- [8] P. Gahinet and P. Apkarian, “A linear matrix inequality approach to h_∞ control,” *International journal of robust and nonlinear control*, vol. 4, no. 4, pp. 421–448, 1994.