

生物の集団的行動選択に着想を得た 不確実な情報に基づく制御手法についての一検討

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,

†††kashima@amp.i.kyoto-u.ac.jp

あらまし ネットワークの大規模化、複雑化に伴い、拡張性や耐故障性、柔軟性、適応性などの特長を備え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。しかし、制御の局所性が利点である一方、各構成要素の情報が不確実（不完全、曖昧、動的）なものとなり、システム全体としての最適性が保証されないという問題がある。本研究では、能力の低い個体同士が不確実な情報に基づきながらも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、ネットワーク制御へ応用する。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対象として、集団的な行動選択の仕組みを応用することでネットワーク全体として判断を行うネットワーク制御手法を提案し、シミュレーションによって提案手法の有用性を確認した。

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 Network Control Using Uncertain Information 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, 606-8501, Japan

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

†††kashima@amp.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. However, since observable information of each component is uncertain (incomplete, argue, and dynamic), the global optimality is not guaranteed. 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

インターネットは今や重要な社会基盤となりつつある。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)を通信端末として利用する(Internet of Things; IoT)の概念の普及し、より高い拡張性、適応性、耐故障性を有した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 [1, 2]。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、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。

しかしながら、自己組織型システムの実運用上の問題も残されている。自己組織型システムにおいては、エージェント同士の局所的な相互作用が高い拡張性、適応性、頑健性、柔軟性に寄与する一方、各エージェントの取得可能な情報は、性能上の制約等から、不確実(不完全、曖昧、かつ動的)なものとなり、システム全体の最適性が保証されず、十分な制御性能が得られない場合がある。そこで、著者らは、鳥などの生物の群れにおいて、各個体の知覚情報が不確実でありながら、個体同士の協調により群れ全体として適切な選択を行う集団的な行動選択の仕組み [3-5] に着目し、ネットワーク制御へと応用する。

本稿では、生物の群れにおける集団的な行動選択を数理モデル化した Effective Leadership モデル [5] に着目して、自己組織型制御へと応用する。Effective Leadership モデルにおいては、個体がリーダーとして他の個体を牽引する役割を持つ informed individual と、近隣の個体に追従する non-informed individual に大別される。Informed individual は、経験や知識、あるいは高い知覚能力から、多くの、あるいは適切な情報を持ち、状況に応じて適切な選択を行うことができる。一方、non-informed individual は、知覚可能な範囲に存在する個体の行動に追従する形で自身の行動選択を行う。結果として、個体間の局所的な相互作用により、間接的に non-individual が informed individual に追従し、群れ全体としての適切な行動選択が達成される。各個体が行動選択を行う際の自身の情報の比重の高さは“assertiveness”、つまり自身の情報に対する自信度合と解釈され [6]、informed individual は高い assertiveness を有する一方で、non-informed individual の assertiveness は低くなる。Effective Leadership の仕組みを自己組織化制御へと応用することにより、個々のエージェントの観測情報が不確実な環境下でも、局所的な協調を介して、適切な情報を持つノードに追従してシステム全体としての適切な選択が達成されると考えられる。

本稿では、無線センサネットワークを対象とした経路制御手法であるポテンシャルルーティング [7] を対象として、Effective Leadership モデルを応用した手法を提案する。無線センサネットワークでは、個々のノードの性能、電力面での制約が強く、自律分散型の制御の有用度が高い。文献 [7] では、ポテンシャルルーティングに外部コントローラを導入して、外部コントローラがネットワークの状態を観測、制御することにより、データパケットの経路を決定するポテンシャル場構築の環境適応速度の向上を実現している。しかしながら、外部コントローラが障害や外部環境の影響により、制御に十分なネットワーク情報を得られない場合、外部コントローラから誤った制御が入力され、適切なポテンシャル場の構築ができない。そこで、Effective

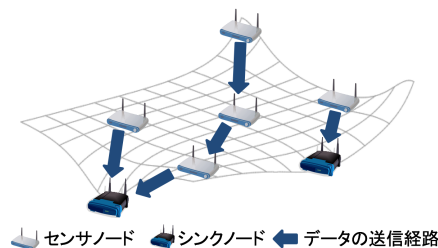


図1 ポテンシャルルーティングの概念図

Leadership モデルを応用し、誤った制御が入力される兆候を観測したノードが leader node として、その情報を局所的な情報交換を介してネットワーク内で拡散、共有し、適切な制御入力を与えられるまで制御入力を無視するという選択を行う制御機構を提案する。提案手法の有用性を示すために、シミュレーションを通して評価を行う。本稿では、特にノードの故障が生じた際の、ネットワークの状況と、外部コントローラの保有するネットワーク情報との齟齬により生じる、制御入力の誤りへの対応に着目し、評価を行う。

本稿の構成は以下の通りである。まず、2章において、題材とするポテンシャルルーティングと、ネットワークへ応用を行う Effective Leadership モデルについて紹介する。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 [8-10] 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 [7] 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行動選択のモデルである Effective Leadership モデル [5] についての概要について述べ、2.3節で Effective Leadership モデルを応用したノードの異常検知手法を提案する。

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ロ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 [11] 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ャル $\theta_i(t)$ 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 [11] 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 [7] 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。本稿では、文献 [7] 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題材として用いる。

手法 [7] では、自己組織化の長所である拡張性を損なわないため、一部のノードにのみ制御入力が行われる。時刻 t での制御を直接受けるノード n のポテンシャル $\theta_n(t)$ は、式 (2), (3) に基づいて計算される。

$$\begin{aligned} \theta_n(t) &= (\alpha + 1)\theta_n(t-1) - \alpha\theta_n(t-2) + g_n(t) \\ &+ \beta\sigma_n \left(\sum_{k \in N_b(n)} \{\theta_k(t-1) - \theta_n(t-1)\} \right. \\ &\left. + f_n(t-1) \right) + g_n(t) \quad (2) \\ g_n(t) &= \beta\sigma_n \left(\sum_{k \in N_b(n)} \{\theta_k(t-1)\theta_n(t-1) + f_n(t-1)\} \right) \\ &+ (\alpha + 1)\theta_n(t-1) - \alpha\theta_n(t-2) + \mu_n(t) \quad (3) \end{aligned}$$

式 (2) は、式 (1) と同様の周囲との協調に基づく部分と、式 (3) の $g_i(t)$ で表現される外部コントローラからの制御入力による部分からなる。式 (3) は、実際に外部コントローラから行われる制御入力 $\mu_n(t)$ によって、ノード n が取るべきポテンシャルの値 $g_n(t)$ を表している。制御を直接受けないノードのポテンシャルは式 (1) に基づいて更新されるため、周囲との協調のみによってポテンシャルが更新されるが、隣接ノードから間接的に制御の影響を受けている。

一方、各ノード i は、自分と隣接しているノードのポテンシ

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。

$$p_{i \rightarrow n}(t) = \begin{cases} \frac{\theta_i(t) - \theta_n(t)}{\sum_{j \in N_{low}(i)} \{\theta_i(t) - \theta_j(t)\}}, & \text{if } n \in N_{low}(i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式 (4) 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。

2.2 Effective Leadership モデル

本研究では、文献 [5] 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 (5) 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。

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = - \sum_{j \in N_b(i, \alpha) \setminus \{i\}} \frac{\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)}{|\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)|} \quad (5)$$

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。

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = \sum_{j \in N_b(i, \rho) \setminus \{i\}} \frac{\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)}{|\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)|} + \sum_{j \in N_b(i, \rho)} \frac{\mathbf{v}_j(t)}{|\mathbf{v}_j(t)|} \quad (6)$$

式 (6) 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 (6) 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で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 (7) に基づいて望ましい進行方向 \mathbf{d}'_i の決定を行う。

$$\mathbf{d}'_i(t + \Delta t) = \frac{\hat{\mathbf{d}}_i(t + \Delta t) + \omega_0 \mathbf{g}_i}{|\hat{\mathbf{d}}_i(t + \Delta t) + \omega_0 \mathbf{g}_i|} \quad (7)$$

$\hat{\mathbf{d}}_i(t)$ 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 [6] 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 生物の群れの仕組みを応用したネットワーク制御手法

本稿では、文献 [7] による外部コントローラを導入したポテンシャルルーティングを題材とし、ネットワーク制御に Effective Leadership モデルを応用したネットワーク制御手法を提案する。提案手法において、外部コントローラから直接制御を受けないノードのポテンシャルは、手法 [7] と同様に、式 (1) によって周囲との局所的な協調に基づいて更新される。一方、外部コントローラから直接制御を受ける制御ノード n に対しては、式 (2) の制御項に重み $\gamma_n(t)$ を付加し、式 (8) に基づいた更新を行う。

$$\begin{aligned} \theta_n(t) = & (1 - \gamma_n(t)) \left\{ (\alpha + 1)\theta_n(t-1) - \alpha\theta_n(t-2) + g_n(t) \right. \\ & + \beta\sigma_n \left(\sum_{k \in N_b(n)} \{\theta_k(t-1) - \theta_n(t-1)\} \right. \\ & \left. \left. + f_n(t-1) \right) \right\} + \gamma_n(t)g_n(t) \end{aligned} \quad (8)$$

$\gamma_n(t)$ は $\forall n, t (0 \leq \gamma_n(t) \leq 1)$ なる値であり、周囲との局所的な協調に対して自身の受け取った制御入力をどの程度信頼するのかを表す値であると解釈できる。 $\gamma_n(t)$ の値が 1 に近いほど制御ノードのポテンシャル更新は外部コントローラからの制御入力を重視したものとなり、逆に $\gamma_n(t)$ の値が 0 に近いほど制御ノードのポテンシャル更新は式 (1) に近い周囲を重視したものになる。

無線センサーネットワークにおいては、電源資源に限られているため、ノードの電池切れや故障が想定される。特に突発的な故障によってノードが停止した場合、一般に故障ノード自身で自分が故障したということをコントローラに伝える手段を持たないため、コントローラが行う制御に誤りが生じうる。本研究で題材としている手法 [7] でも、外部コントローラがノードの故障情報を得られない場合、ポテンシャル更新の際に外部コントローラから制御ノードに対して行われる制御入力は故障ノードが動作していることを前提にしたままの値となり、誤った制御が行われてしまうことがある。本稿では、ポテンシャル場が制御が行わなくてもゆっくりと自己組織的に収束に向かっていくことを利用し、誤った制御が行われている場合に式 (8) の制御項に対する信頼度 $\gamma_n(t)$ を小さく設定することにより、ネットワーク管理者がノードの故障に対応するまでの間、制御誤りの影響を軽減する。

故障ノードと隣接するノードでは、故障ノードから送られてきていたパケットが故障後急に届かなくなるため、受信パケット数に大きな変化が起こる。これを利用すると、故障ノードと隣接するノードでは他のノードと比べて容易に故障を判断することができる。一方で、本稿ではデータパケットは不定期に生成、送信されることを想定しているため、故障が起こっていてもパケットが届かない状況は確率的に起こりうる。そこで本稿では、制御ノードが受ける外部コントローラからの制御入力に対する信頼度を、故障ノードと隣接するノードだけでなくネットワーク全体で決定することによって、故障が起こっているかどうかをより正確に判断することを目指す。

本稿では、式 (9),(10) によってノード n の持つ信頼度の指標となる値 $Reliability_metric_n$ を考える。

$$Reliability_own = \frac{packet_{observe}}{packet_{estimate}} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} Reliability_metric_n = & (1 - \omega) \frac{1}{|N_b|} \sum_{i \in N_b} Reliability(i) \\ & + \omega Reliability_own \end{aligned} \quad (10)$$

$packet_{observe}$ は実際に観測されたパケット数である。 $packet_{estimate}$ は各ノードが取り扱うと推定されるパケット数であり、各センサーノードでデータパケットが生成される頻度に、パケット数を観測した時間の長さを乗算することで得る。 N_b はノード n の隣接ノードであり、式 (10) の右辺第 1 項で周囲の信頼度 ($Reliability(i)$) を平均している。第 2 項は式 (9) で計算された自身の持つ信頼度 $Reliability_own$ であり、Effective Leadership モデルにおける“assertiveness”を表す ω によって重み付けを行っている。

3. シミュレーション評価

Effective Leader モデルを応用した提案手法の有効性を示すために、ノードの故障が発生した時のコントローラの制御入力に対する信頼度合の判定を行った。

3.1 評価環境

本評価では、64 個のノード (60 個のセンサーノードと 4 個のセンサーノード) からなるランダムなネットワークを対象として行っている。外部コントローラ [7] は、シンクノードを介して、ネットワークの一部の情報の収集し、制御入力の決定、フィードバックを行っている。しかしながら、ノードの故障により、ネットワーク環境に変化が生じた場合、外部コントローラの保有する情報と実際の状況とに齟齬が生じ、誤った制御入力がフィードバックされ、適切なポテンシャル場が構築されず、データパケットの送信に支障を来す場合がある。本評価では、提案手法を用いて、故障ノードに隣接し、いち早く故障を検知したノードを leader node とし、局所的な協調によって情報を間接的に共有することにより、ネットワーク全体として外部コントローラの制御入力に対する信頼度合が判定可能であることを示す。

本評価では、ノードの故障がない状態からシミュレーション開始して一旦安定状態に収束させ、シミュレーション開始から 50,000sec 経過時点において、対象ネットワークの中で最も次数が高いセンサーノードを故障させた後の挙動について評価を行った。提案手法において、故障の発生が検知されていない状態では全てのノードにおいて、自身の観測情報に対する信用度 (assertiveness) を示す ω が 0.1 に設定される。つまり、全てのノードの観測情報の比重が等しくなる。ノード故障発生時に、故障ノードに隣接するノードは、データパケットの送受信状況から故障を判定するとともに、自身の観測情報に対する信用度 ω を 0.9 に増加させ、他のノードよりも自身の観測情報に基づいて判断を行う傾向を強める。比較手法として、全てのノードにおいて自身の観測情報に対する信頼度 ω が等しい (0.5) 場合について、評価を行い、assertiveness の高い leader と assertiveness の低い follower とが協調して選択を行う提案手法との違いを明らかにした。

3.2 シミュレーション結果

10 万秒のシミュレーションを行った結果を図 2,3 に示す。図 2,3 の横軸はシミュレーション時間、縦軸は $Reliability_metric_n$ を表している。いずれも 5 万秒の時点で大きなトラヒック変動と同時にノードの故障を起こしており、安定状態から変動が起こったあとの振る舞いに大きな違いが見られる。

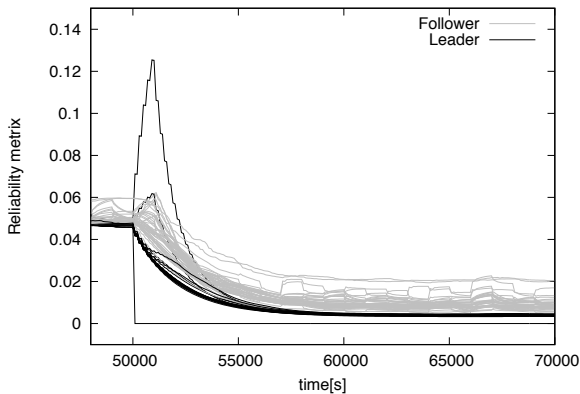


図 2 故障が起きている場合の提案手法

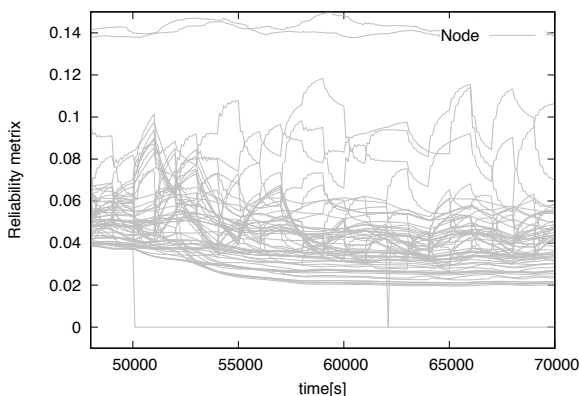


図 3 故障が起きている場合の比較手法

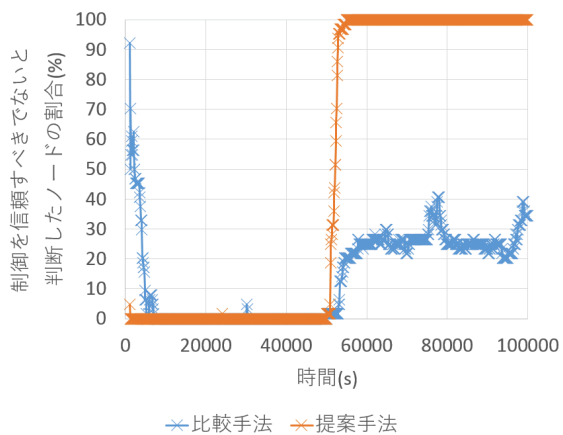


図 4 故障時に制御を信頼すべきでないと判断したノードの割合による手法の比較

比較手法(図3)では、式(10)における ω の値を全てのノードで等しい値にしており、自身のもつ *Reliability_matrix* に応じて乱高下している。それに対し提案手法(図2)では、故障が起こったことを検知した故障ノードと隣接するノード(Leader)が自身の信頼度を低下させ、周囲のノードを *Reliability_matrix* の低い方へ牽引していることが分かる。

図4では、実験的な閾値を設け、故障が起こった場合に制御入力を信頼すべきかどうかの判断を各ノードで行い、故障しているため信頼すべきでないと判断したノードの割合を表している。この結果からも、提案手法が故障時に信頼度を低下させることができていることが分かる。

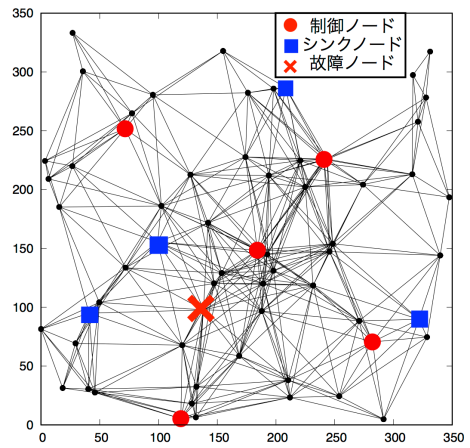


図 5 シミュレーションに用いたトポロジー

4. おわりに

ネットワークの大規模化、複雑化に伴い、自己組織型制御が注目を集めている一方、個々のエージェントの観測情報の不確かさに由来する全体最適性の低下については十分な検討が行われていないのが現状である。本報告では、個々の個体が不確実な知覚情報に基づきながらも、局所的な協調を介して、全体として適切な行動の選択を行っている生物の群れにおける集団的な行動選択の仕組みに着目してネットワーク制御へと応用した。特に、より有用な情報を持つ leader に他の follower が追従することで、全体としての適切な行動の選択を達成する仕組みを数理モデル化した Effective Leadership モデルに着目して、ノード同士の局所的な情報交換に基づいて、外部コントローラを導入した自己組織化制御における外部コントローラの制御入力に対する信頼度を判定する仕組みを提案した。シミュレーションを通して、個々のノードが不確実な情報に基づきながらも、互いに協調することにより、外部コントローラの制御入力が適切でない場合にそれを判定することが可能であることを示した。

今後の研究として、集団的な行動選択の仕組みを応用したネットワーク制御について、実用性、実現性も踏まえて議論を行っていくため、ネットワークシステムの性能についても、評価、議論を行っていきたい。

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] X.-S. Yang, Z. Cui, R. Xiao, A. H. Gandomi, and M. Karanoglu, *Swarm intelligence and bio-inspired computation: theory and applications*. Newnes, May 2013.
- [2] C.-M. Pinteá, *Advances in bio-inspired computing for combinatorial optimization problems*. Springer, Jan. 2014.
- [3] L. Conradt, "Models in animal collective decision-making: information uncertainty and conflicting preferences," *Interface Focus*, pp. 1–5, Dec. 2011.
- [4] L. Conradt, "Collective animal decisions: preference conflict and decision accuracy," *Interface focus*, vol. 3, pp. 1–12, Oct. 2013.

- [5] 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.
- [6] L. Conradt, 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] D. Kominami, M. Sugano, M. Murata, and T. Hatachi, “Controlled and self-organized routing for large-scale wireless sensor networks,” *ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN)*, vol. 10, p. 13, Nov. 2013.
- [10] 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.
- [11] 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.