

## 低次元近似化したモデルを用いた最適制御の ポテンシャルルーティングへの応用

久世 尚美<sup>†</sup> 小南 大智<sup>††</sup> 加嶋 健司<sup>†††</sup> 橋本 智昭<sup>††††</sup> 村田 正幸<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>††</sup> 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

<sup>†††</sup> 京都大学大学院情報科学研究科 〒 606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

<sup>††††</sup> 大阪大学大学院基礎工学研究科 〒 560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-3

E-mail: <sup>†</sup>{n-kuze,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp, <sup>†††</sup>kk@i.kyoto-u.ac.jp,  
<sup>††††</sup>thashi@sys.es.osaka-u.ac.jp

あらまし 自己組織型ネットワークは、高い規模拡張性、適応性、耐故障性を有する一方で、システム全体の最適性が保証されない、機能創発に長い時間を要するという問題も有する。我々は、これらの問題を解決するため、システム外部にコントローラを導入し、自己組織型ネットワークの観測と最適フィードバックを行う機構を提案してきた。本稿ではポテンシャルルーティングを対象とし、大規模ネットワークへの適用に向けた低次元近似モデルを用いた制御手法を提案する。最適フィードバックの計算量を抑えた上で、収束性の向上が可能であることを示す。

キーワード 自己組織化; ポテンシャルルーティング; 無線センサネットワーク; 予測; 拡張性; 収束性

## Potential-based Routing with Optimal Feedback using Reduced Order Model for Controlled Self-organizing Networks

Naomi KUZE<sup>†</sup>, Daichi KOMINAMI<sup>††</sup>, Kenji KASHIMA<sup>†††</sup>, Tomoaki HASHIMOTO<sup>††††</sup>, and Masayuki MURATA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University  
1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871, Japan

<sup>††</sup> Graduate School of Economics, Osaka University 1-7 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka 560-0043, Japan

<sup>†††</sup> Graduate School of Informatics, Kyoto University Yoshida Honmachi, Sakyo-ku, Kyoto 606-8501, Japan

<sup>††††</sup> Graduate School of Engineering Science, Osaka University  
1-3 Machikaneyama, Toyonaka, Osaka 560-0043, Japan

E-mail: <sup>†</sup>{n-kuze,murata}@ist.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp, <sup>†††</sup>kk@i.kyoto-u.ac.jp,  
<sup>††††</sup>thashi@sys.es.osaka-u.ac.jp

**Abstract** Self-organizing systems have high scalability, adaptability and robustness. However, they suffer from the possibility of getting stuck in local optima or slow adaptation under some environmental conditions. To enhance the convergence speed, we previously introduced an optimal feedback mechanism where an external controller monitored and controlled a self-organizing system. In this paper, we take potential-based routing and propose an optimal feedback mechanism using reduced order model for adapting large-scale networks.

**Key words** self-organization; potential-based routing; wireless sensor network; prediction; scalability; convergence

### 1. はじめに

情報ネットワークの大規模化、多様化に伴い、集中管理型制御や大域情報に依存した分散制御に基づく従来のネットワー

クシステムの限界が指摘されている。従来のネットワークシステムでは、ネットワーク全体から情報を収集、管理し、ネットワーク全体の最適化を行っていたが、ネットワークの規模や複雑性の増加により、情報の収集・保持、あるいは最適化のため

のコストが爆発的に増大してしまう。そのため、高い規模拡張性、適応性、耐故障性を有し、さらなる発展に対して持続的に耐えうる新たなネットワークアーキテクチャが求められており (NSF FIA [1], FP7 [2], 新世代 NW プロジェクト [3])、局所情報を利用した完全自律分散型の制御技術が注目を集めている。

特に、自然界で見られる、自律的に秩序だった挙動やパターンが形成される現象である、自己組織化に基づく様々な数理モデルがルーティングや同期制御、タスク割り当てなどのネットワーク制御技術へと応用されている [4]。自己組織化原理に基づいた自己組織型システムでは、集中制御を行うことなく、システムの個々の構成要素が局所情報に基づいて簡単な規則の下に自律分散的に動作し、さらに、構成要素が直接的または間接的に相互作用することによって、システム全体として所望の機能、動作を創発する。このようなシステムでは、従来のネットワーク制御のようにシステム全体にかかわる大域情報を収集・保持する必要がないため、ネットワーク規模拡大に伴う情報収集・保持のためのコストの増大を抑えることができる。また、局所的な障害や変動に対しては、その近傍の構成要素による局所的で即応的な適応制御によって対処されるため、ネットワーク全体に影響を与えにくく、障害や環境の変動によって性能が低下した場合にも自律的に修復、適応していくことができる。

一方で、自己組織型制御について工学応用上の問題点が存在することも明らかになってきている [5]。まず、自己組織型システムの機能は自律動作する構成要素の相互作用の結果として創発するため、大規模なシステムでは機能の創発に時間を要する場合がある。特に、局所的な適応制御のみで対処できないような環境変動が生じた場合には、その情報が遠方の構成要素に到達するまでには時間を要するため、システム全体としての適応速度は遅くなる。また、それぞれの構成要素が用いる情報が局所的なものであるため、大域情報を用いてシステム全体を制御するものと比較して、最適性に劣る傾向がある。

これらの問題の解決策として、システム外部からシステムの状態を観測し、機能の創発を管理する管理型自己組織化制御 [6], [7] の概念が着目されている。文献 [6] では、システム外部に observer/controller を導入し、observer が収集したシステムの情報に基づいて controller がシステムを望ましい方向へと誘導するようフィードバック制御を行うアーキテクチャが提案されており、それにより所望の機能を創発するよう自己組織型システムを制御可能であることが示されている。しかしながら、収束速度の向上は未だ大きな検討課題の一つである。

本稿では、自己組織型システムに外部コントローラを導入し、最適フィードバック制御を行うことにより、収束速度の向上を目指す。我々は、文献 [8] において、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、外部コントローラを導入、最適フィードバック制御を行うことで収束速度が向上することを示した。しかし、文献 [8] で用いた手法の計算量オーダーはノード数の 3 乗であり、ノード数の増加に伴い、計算量が急激に増加するという問題があった。そこで、本稿では、対象ネットワークを低次元なモデルへと近似することにより、ノード数の増加による計算量の増大を抑えつつ、収束性の向上

が達成できることを示す。

本稿の構成としては、まず 2 章において本稿で対象とするポテンシャルルーティングについて述べ、3 章で低次元近似モデルを用いた最適フィードバック制御を導入したポテンシャルルーティングを提案する。さらに、4 章においてシミュレーションにより提案手法の有効性を示し、最後に 5 章でまとめと今後の課題について述べる。

## 2. ポテンシャルルーティング

ポテンシャルルーティングは局所情報に基づく自己組織的な経路制御手法であり、本稿では無線センサネットワークへの適用を対象とする。ポテンシャルルーティングでは、各ノードが“ポテンシャル”と呼ばれるスカラー値を保持しており、自身と隣接するノードのポテンシャルを比較してデータパケットの転送先を決定する。無線センサネットワークでは、データをシンクに集める形態をとることが多いため、シンクノードのポテンシャルを極小とし、シンクノードに近いノードほどポテンシャルが低くなるように局所情報に基づいてポテンシャル場が構築され、各ノードが自身よりポテンシャルの低い隣接ノードへとデータパケットを転送するだけで、データパケットはやがてシンクノードへと到達することができる。各ノードは、局所情報のみに基づいて制御を行うためノード数に対する拡張性に優れており、また、ポテンシャル更新の際に自身、および隣接するノードの残余電力やフロー量を考慮することで、省電力性や負荷分散を重視した制御も可能である。

文献 [9] では、現時点と一時点前のポテンシャルを用いてポテンシャル更新を行う手法が提案されており、ノード  $n$  は時刻  $t$  における自身のポテンシャル  $\theta_n(t)$  を次式に基づき更新する。

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

ただし、 $N_b(n)$  はノード  $n$  の隣接ノード集合を表す。 $\alpha$  は、ポテンシャル更新時における現時点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。 $\alpha$  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。 $\beta$  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。 $\sigma_n$  は定数  $\sigma$  ( $0 < \sigma < 1$ ) で与えられ、 $f_n(t)$  は時刻  $t$  におけるノード  $n$  に対する外部からの流入出力フロー量を表す。

## 3. 提案手法

提案手法では、図 1 に示すように外部コントローラがシンクノードを介してネットワークの状態 (トポロジー、フロー、ポテンシャル) を観測、コントローラが観測できないノードについては観測した情報に基づいてそのノードの状態を推定し、収束を早めるようシンクノードのポテンシャルを制御をする。本章では、推定に用いるネットワークダイナミクスを示すモデルとコントローラの制御量の決定方法について説明する。

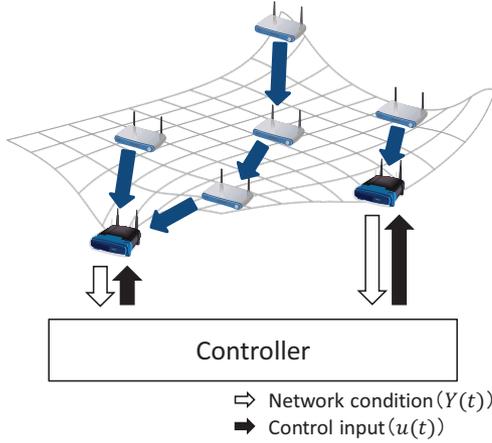


図1 コントローラによる制御を導入したポテンシャルルーティング

### 3.1 ネットワークのダイナミクス

まず、ポテンシャル更新のダイナミクスを離散モデルで与える。提案手法では、ノード  $n$  は次式に基づいてポテンシャルの更新を行う。

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

$\eta_n(t)$  はノード  $n$  が時刻  $t$  においてコントローラから受け取る制御入力、 $d_n(t)$  はノード  $n$  が時刻  $t$  において受けるノイズを示す。ノード  $n$  がコントローラから制御入力を受け取らない場合、 $\eta_n(t)$  は常に 0 の値をとる。

提案手法では、ポテンシャルの収束を早めるような制御入力を後述の  $H^\infty$  最適化問題を解くことで求めるため、式 (2) で表されるポテンシャルの更新を状態空間モデルで表現する。ノード  $n$  における二時点分のポテンシャルのベクトル  $\theta_n(t) := [\theta_n(t) \ \theta_n(t+1)]$  を用いて、ノード数  $N$  のネットワーク全体のポテンシャルを表す行列  $\Theta(t)$  を次式で定義する。

$$\Theta(t) = [\theta_1(t) \ \theta_2(t) \ \cdots \ \theta_N(t)]^T \quad (3)$$

ポテンシャルの収束値  $\Theta(\infty)$  と現時点のポテンシャル値  $\Theta(t)$  の差を  $X(t) := \Theta(\infty) - \Theta(t)$  と定義すると、ネットワーク全体のポテンシャルの更新は次式で表すことができる。

$$X(t+1) = AX(t) + B_1d(t) + B_2u(t) \quad (4)$$

ただし、 $u(t)$  は制御入力を表す行列、 $d(t)$  はノイズによる影響を表す行列であり、 $A$ 、 $B_1$ 、 $B_2$  は次式で与えられる。

$$\begin{aligned} A &= I_{N \times N} \otimes A_1 - \Gamma \otimes A_0 \\ B_1 &= I_{N \times N} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad B_2 = E \otimes \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ A_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\alpha & \alpha + 1 \end{bmatrix}, \quad A_0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \beta\sigma_i \end{bmatrix} \end{aligned}$$

ここで、 $\Gamma$  はグラフラプリアン、 $I_{N \times N}$  は  $N \times N$  の単位行列である。 $E$  はコントローラの制御対象ノードを示す  $N \times N_{ctrl}$  の行列であり、ノード  $i$  が制御入力  $u(t)$  の  $j$  成分  $\eta_j(t)$  を受け取る場合のみ  $E$  の  $(i, j)$  成分  $e_{i,j} \in \{0, 1\}$  を 1 とする。式 (2) で示したポテンシャル更新則の基では、ポテンシャル場が収束したときのポテンシャル  $\Theta(\infty)$  は  $(I_{N \times N} - A)\Theta(\infty) = [f_1(\infty) \ \cdots \ f_N(\infty)]$  を解くことで得られる。

### 3.2 低次元モデルを用いた制御入力の決定

次に、コントローラによる制御入力の決定について説明する。提案手法において、コントローラが観測可能な情報を  $N \times 1$  の行列  $Y(t)$  で表し、次式で与える。

$$Y(t) = HX(t) + D_1d(t) + D_2u(t) \quad (5)$$

ただし、 $H$  はコントローラが情報を収集するノードを示す行列であり、 $D_1$ 、 $D_2$  はシステムの挙動を示すパラメータである。

式 (4)、(5) で表されるシステムは、ノード数の多いネットワークにおいて  $X(t)$  の要素数が多くなり、計算量の増大が問題となる。そこで、提案手法では少ない要素数でシステムを表現するモデルへと近似を行う。式 (4)、(5) は  $N_r \times 1$  ( $N_r < 2N$ ) の内部状態  $X_r(t)$  を持つモデルで近似され、以下の式で表すことができる。

$$X_r(t+1) = A_rX_r(t) + B_{r1}d(t) + B_{r2}u(t), \quad (6)$$

$$Y_r(t) = C_rX_r(t) + D_r d(t), \quad (7)$$

$Y_r(t)$  は  $N_r \times 1$  の行列で、近似モデルを用いた場合にコントローラによって観測される情報、そのときのコントローラによる制御入力が  $u_r(t)$  であり、 $N_r$  は近似モデルの次元を表す定数、 $A_r$ 、 $B_{r1}$ 、 $B_{r2}$ 、 $C_r$ 、 $D_{r1}$ 、 $D_{r2}$  はシステムの挙動を示すパラメータである。制御対象となるシステムの大規模化、複雑化により、システムの応答特性、つまりシステムの入力に対する出力を適切に再現する低次元近似モデルの構築に関する様々な研究が行われている [10]。提案手法では、状態空間モデルとの適合性などの面から、近似平衡実現に基づく低次元化手法 [11] を用いて、元のモデルから低次元モデルパラメータ  $A_r$ 、 $B_{r1}$ 、 $B_{r2}$ 、 $C_r$ 、 $D_{r1}$ 、 $D_{r2}$  の決定を行っている。

このとき、制御入力  $u_r(t)$  は以下の式で求められる。

$$\tilde{X}_r(t+1) = A_{cr}\tilde{X}_r(t) + B_{cr}Y_r(t), \quad (8)$$

$$u_r(t) = C_{cr}\tilde{X}_r(t) + D_{cr}Y_r(t). \quad (9)$$

$\tilde{X}_r(t)$  はコントローラの状態を表す  $2N_r \times 1$  の行列であり、 $A_{cr}$ 、 $B_{cr}$ 、 $C_{cr}$ 、 $D_{cr}$  はコントローラ設計時に設定するパラメータである。

制御の性能を測るため、 $\phi(k)$  を以下のように定義する。

$$\phi(k) = X(k)^T X(k) + ru_r(t)^T u_r(t) \quad (10)$$

ここで、 $r$  は収束速度と制御入力の大きさとのトレードオフを決定するパラメータであり、 $r$  が小さな値をとるほど制御入力が大きな値をとり、収束速度が向上する一方で、ポテンシャル

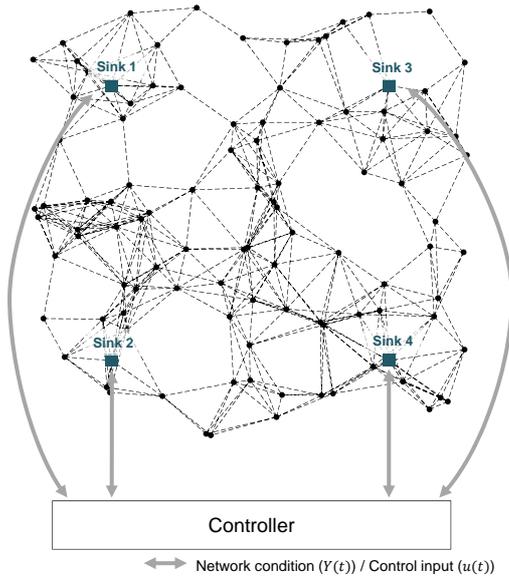


図2 ネットワークポロジ-  
表1 パラメータ設定

parameter	value
$\alpha$	0.4
$\beta$	0.2
$\sigma$	0.1
$r$	10
$T_f$	50 s
$T_p$	50 s

の変動が大きくなる。コントローラは次式で表される最悪時のエラーを最小とするように制御入力決定する。

$$\sup_d \frac{\sum_k \phi(k)}{\sum_k d(k)^T d(k)} \quad (11)$$

このような問題は  $H^\infty$  最適化問題 [12] と呼ばれている。

式 (4) に基づく推定モデルはノード数に対する拡張性が低く、設計パラメータを求める際の計算量オーダーは  $O(N^3)$ 、制御入力を求める際の計算量オーダーは  $O(N^2)$  となる。低次元化を行うことにより、設計パラメータを求める際の計算量オーダーは  $O(N_r^3)$ 、制御入力を求める際の計算量オーダーは  $O(N_r N)$  に抑えることができる。

#### 4. シミュレーション評価

この章では、コントローラによる最適フィードバック制御により収束性が向上することを示すため、シミュレーション評価を行う。比較対象として、文献 [9] で提案されている局所情報のみでポテンシャルの更新を行う手法を用いる。ノード数 104 のネットワークを対象として無線センサネットワーク環境を想定した評価を行い、モデルの低次元化により計算量を削減しつつ収束性の向上が可能を示す。評価では、Visual C++ で作成したネットワークシミュレータを用いており、モデルの低次元化、および設計パラメータの決定はそれぞれ MATLAB の *balred*、*dhinflmi* 関数によって行っている。

##### 4.1 評価シナリオ

本稿では、トラフィック変動が生じた際のポテンシャルの再収束速度について評価を行う。この評価では図 2 で示すノード

数 104 のネットワークを対象として行う。図において、四角で表されるノードをシンクノード、点で表されるノードをセンサノードとしており、コントローラはシンクノードに対してのみ制御入力を加える。コントローラは間隔  $T_f$  ごとにシンクノードに対してフィードバックを行っている。各ノードは間隔  $T_p$  ごとに自身のポテンシャルの更新を行っており、自身とその隣接ノードのポテンシャルに基づいてデータパケットの転送先の決定を行う。データパケットを受け取ったとき、各ノードは自身より低いポテンシャルを保持している隣接ノードの内一つを次ホップノードとして確率的に選択する。次ホップノードの選択はポテンシャルに基づいて行われており、時刻  $t$  においてセンサノード  $i$  がデータパケットを受信した際に隣接ノード  $n$  が次ホップノードとして選択される確率  $p_{i \rightarrow n}(t)$  は次式で与えられる。

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

ただし、 $N_i(i)$  はノード  $i$  の隣接ノードの内、ノード  $i$  よりも低いポテンシャルを保持しているノードの集合を示す。ノード  $i$  が自身より低いポテンシャルを保持した隣接ノードを持たない場合、つまり  $|N_i(i)| = 0$  の場合、データパケットはどの隣接ノードにも転送されず、破棄される。

シミュレーション開始直後、全てのノードのポテンシャルは 0 へ初期化され、その後全てのシンクノードが均等にデータパケットを受信するようポテンシャルを一旦収束させる。シミュレーション開始から 10,000 s の時点で、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、再び全てのシンクが均等にデータパケットを受信するようポテンシャル場を構築する。本稿では、トラフィックの変動後のポテンシャルの再収束速度について評価を行う。シミュレーション開始直後、図 2 に示すネットワークの左側 50 個のセンサノードにおけるパケット生成率は 0.0005 packet/s、右側 50 個のセンサノードにおけるパケット生成率は 0.0015 packet/s にそれぞれ設定されており、10,000 s 経過時点で、左側のセンサノードにおけるパケット生成率は 0.0015 packet/s、右側のセンサノードにおけるパケット生成率は 0.0005 packet/s へとそれぞれ変化する。本稿では、データ生成率 0.0010 packet/s が  $f_n(t) = 1$  に対応しており、トラフィック変動前 ( $t < 10,000$  s) のフロー流入率を表す行列  $F(t) := [f_1(t) \cdots f_N(t)]^T$  は次式で与えている。

$$F^t = [0.5 \cdots 0.5 \ 1.5 \cdots 1.5 \ -25 \cdots -25]^T$$

また、トラフィック変動後 ( $10,000 \leq t$ ) の  $F(t)$  は次式で与えている。

$$F^t = [1.5 \cdots 1.5 \ 0.5 \cdots 0.5 \ -25 \cdots -25]^T$$

各パラメータの設定は表 1 に示す。

##### 4.2 評価結果

この評価では、低次元近似モデルを用いた制御により、計算量を抑えつつ、収束性の向上が達成できることを示す。大規模

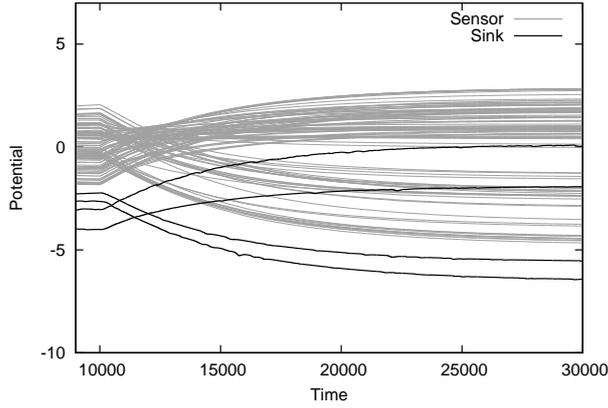


図3 ポテンシャルの収束 (制御なし)

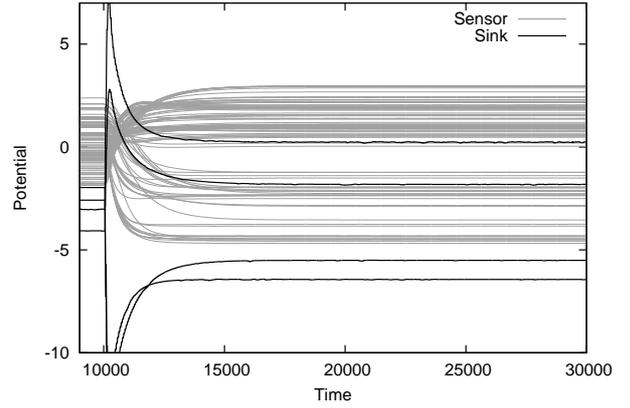


図6 ポテンシャルの収束 (オリジナルのモデルを用いた場合)

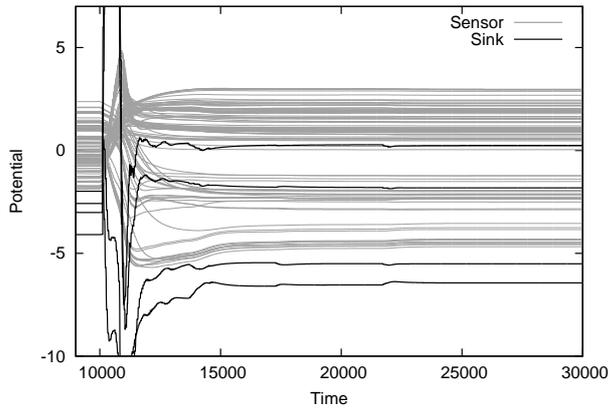


図4 ポテンシャルの収束 ( $N_r = 3$  の近似モデルを用いた場合)

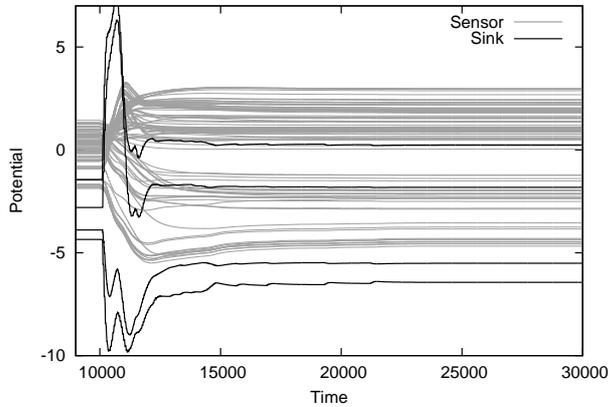


図5 ポテンシャルの収束 ( $N_r = 100$  の近似モデルを用いた場合) なネットワークにおいては、通信コストの観点からコントローラがポテンシャルの更新間隔に合わせて全てのノードの情報を収集することは困難である。そのため、コントローラは各シンクノードから  $q$  ホップ以内の情報のみを収集している。シンクノードから  $q$  ホップ以内のノードは、間隔  $T_c$  ごとに自身のポテンシャル情報をシンクに伝えるための制御パケットを生成、シンクノードに向けて送信する。この評価では、 $q$  を 2、 $T_c$  を 50 s に設定している。

図3~5に、文献[9]の手法を用いた場合、 $N_r = 3, 100$ の近似モデルを用いて制御を行った場合それぞれについてトラフィック変動後のポテンシャルの時間変化を示す。また、図6に、文献[8]で提案したオリジナルのモデルを用い、かつコントローラが全てのノードのポテンシャルを遅延なしで収集可能という

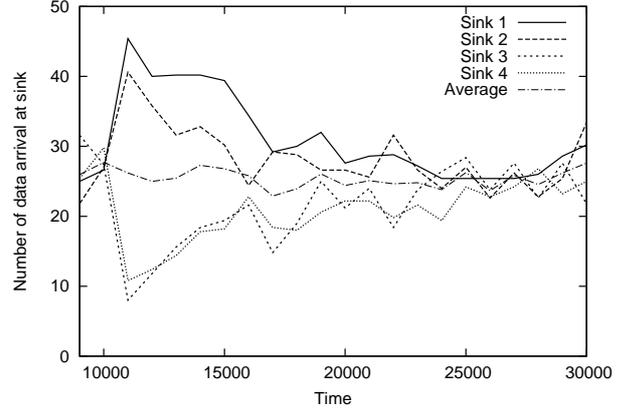


図7 各シンクノードにおけるデータパケットの到着数 (制御なし) 理想的な環境下で制御を行った場合の結果を示す。なお、本評価は、それぞれの場合について5回ずつ試行を行った平均の結果として示している。図3~6より、低次元近似モデルを用いて制御を行った場合、ポテンシャルの時間変化がオリジナルのモデルを用いた場合と近く、制御を行わない場合と比較して収束速度が向上している。トラフィック変動後、全てのノード  $n$  についてポテンシャル  $\theta_n(t)$  とその収束値  $\theta_n(\infty)$  との差が10%以内となるまでの時間は、制御を行わない場合で 97,256 s、 $N_r = 3, 100$  の低次元モデルを用いた場合でそれぞれ 13,936、11,310 s、オリジナルのモデルを用いた場合で 13,064 s となっている。一般に、近似を行う際の次元数が小さいほどオリジナルのモデルを用いた場合のシステムの応答特性が失われやすいが、 $N_r = 3, 100$  の低次元モデルを用いた場合に、それぞれ制御を行わない場合の 7.0、8.6 倍早くポテンシャルの収束しており、いずれもオリジナルのモデルと同等以上の収束速度を達成できている。先に述べたように、設計パラメータを決定する際の計算量のオーダーはオリジナルのモデルを用いた場合は  $O(N^3)$ 、近似モデルを用いた場合はその次元数  $N_r$  に対して  $O(N_r^3)$  で表されるため、特に  $N_r = 3$  の低次元モデルを用いた場合には、計算量を大幅に削減しつつ収束性の向上が可能である。

図7~10に、トラフィック変動後の各シンクノードにおける1,000 sごとのデータパケット到着数、およびその平均を示す。図より、低次元化したモデルを用いた制御により、トラフィック変動後に各シンクノードが受け取るデータパケットの数が均

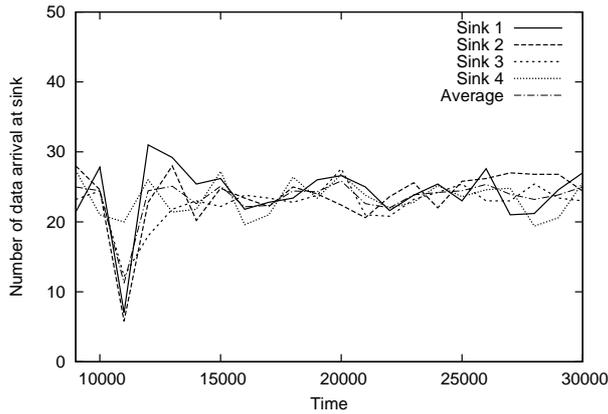


図 8 各シンクノードにおけるデータパケットの到着数 ( $N_r = 3$  の近似モデルを用いた場合)

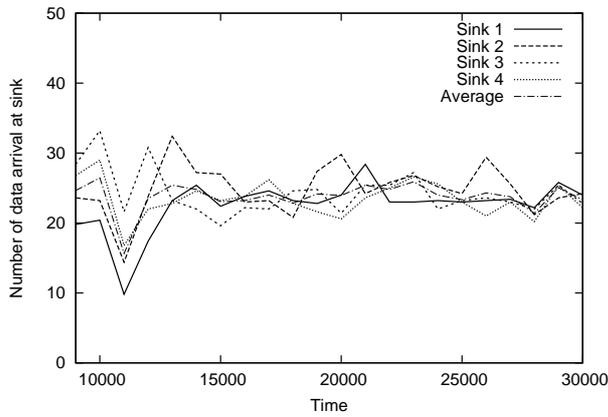


図 9 各シンクノードにおけるデータパケットの到着数 ( $N_r = 100$  の近似モデルを用いた場合)

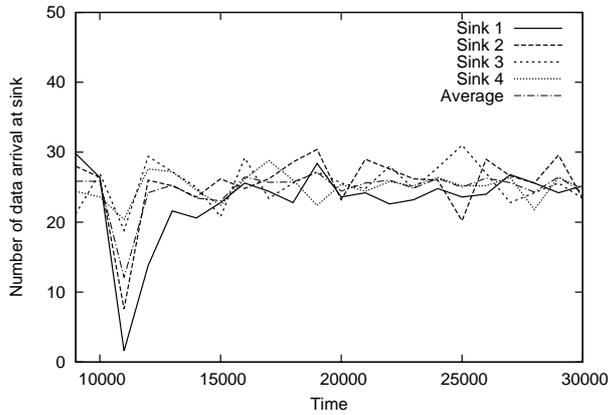


図 10 各シンクノードにおけるデータパケットの到着数 (オリジナルのモデルを用いた場合)

等になるまでの時間もまた短縮されることが示せた。トラフィック変動直後、一時的にデータパケットの到着数が減少しているが、これはトラフィック変動によりポテンシャルが急激に変化し、シンクノードのポテンシャルが一時的に極大となり、データパケットがシンクノードに到達できなくなるためである。この問題に対しては、 $r$  の値を大きく設定して制御入力の大きさを小さくすることで、ポテンシャルの急激な変動を抑え、データパケットの到着数の減少を抑えることが可能である。

以上より、低次元近似モデルを用いた制御により収束速度の向上が達成できることを明らかにした。特に、次元数  $N_r$

の低いモデルへと近似した場合であっても、オリジナルのモデルを用いた場合と比較してほとんど性能の低下が見られないことから、本稿で提案した低次元近似モデルを用いた手法により計算量を大幅に削減しつつ、収束速度を向上させることが可能である。

## 5. おわりに

自己組織型システムでは、個々の構成要素が現在の局所的な情報のみに基づいて自身の行動を決定するため、環境変動に即座に適応していくことができない。そのため、システムの振る舞いを観測・予測し、システムを望ましい方向へ誘導するように制御を加える必要がある。本稿では、ポテンシャルルーティングを題材として、低次元近似モデルを用いた最適フィードバック制御を導入した手法を提案した。シミュレーション結果より、近似モデルを用いた場合でもオリジナルのモデルを用いた場合と同程度の収束性の向上が見られることを示した。特に、次元数の小さな近似モデルを用いることにより、計算量を大幅に削減しつつ収束性の向上が達成できることを明らかにした。

今後の課題として、情報収集コストを削減するために、複数の制御ノードによる分散的な制御について検討を行っていきたいと考えている。

## 文 献

- [1] National Science Foundation (NSF), “NSF future internet architecture project,” <http://www.nets-fia.net/> [retrieved: June, 2014], 2010.
- [2] European Commission, “Seventh Framework Programme (FP7),” <http://cordis.europa.eu/fp7/home.en.html> [retrieved: June, 2014], 2006.
- [3] National Institute of Information and Communications Technology (NICT), “New-generation network (NWGN) project,” <http://www.nict.go.jp/en/nrh/nwgn/> [retrieved: June, 2014], 2008.
- [4] M. Meisel, V. Pappas, and L. Zhang, “A taxonomy of biologically inspired research in computer networking,” *Computer Networks*, vol.54, no.6, pp.901–916, Apr. 2010.
- [5] F. Dressler, *Self-organization in sensor and actor networks*, Wiley, Jan. 2008.
- [6] C. Müller-Schloer, H. Schmeck, and T. Ungerer, *Organic computing—a paradigm shift for complex systems*, Birkhauser Verlag AG, May 2011.
- [7] M. Prokopenko, “Guided self-organization,” *HFSP Journal*, vol.3, pp.287–289, Oct. 2009.
- [8] N. Kuze, D. Kominami, K. Kashima, T. Hashimoto, and M. Murata, “Enhancing convergence with optimal feedback for controlled self-organizing networks,” to be presented at IEEE 80th Vehicular Technology Conference, Sep. 2014.
- [9] A. Sheikhattar and M. Kalantari, “Fast convergence scheme for potential-based routing in wireless sensor networks,” *Proceedings of Wireless Communications and Networking Conference (WCNC) IEEE*, pp.1980–1985 Apr. 2013.
- [10] A. Antoulas, D. Sorensen, and S. Gugercin, “A survey of model reduction methods for large-scale systems,” *Contemporary mathematics*, vol.280, pp.193–219, Oct. 2006.
- [11] B. Moore, “Principal component analysis in linear systems: Controllability, observability, and model reduction,” *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol.26, no.1, pp.17–32, Feb. 1981.
- [12] K. Zhou, J.C. Doyle, K. Glover, et al., *Robust and optimal control*, vol.272, Prentice Hall New Jersey, Oct. 1995.