

管理型自己組織化制御に基づくネットワークを目指した モデル予測制御を用いたポテンシャルルーティングの提案

小南 大智[†] 加嶋 健司^{††} 橋本 智昭^{†††} 村田 正幸^{††††}

[†] 大阪大学 大学院経済学研究科 〒 560-0043 豊中市待兼山町 1-7

^{††††} 大阪大学 大学院情報科学研究科 〒 565-0871 吹田市山田丘 1-5

^{†††} 大阪大学 大学院基礎工学研究科 〒 560-8531 豊中市待兼山町 1-3

^{††} 京都大学 大学院情報学研究科 〒 606-8501 京都市左京区吉田本町 36-1

E-mail: [†]d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp, ^{††}kashima@bode.amp.i.kyoto-u.ac.jp,

^{††††}thashi@sys.es.osaka-u.ac.jp, ^{††††}murata@ist.osaka-u.ac.jp

あらまし 大規模なネットワークにおいて、局所情報による局所決定がシステム全体の機能を創発する、自己組織化制御の有効性がこれまでに示されている。しかしながら、自己組織化制御の実現のためには、特にネットワークの規模が大きくなったときに、ネットワークの機能創発を制御できない、大域的な最適性が保証できない、変動後のシステム状態の収束に長時間を要する、など工学的応用上の重大な問題を解決する必要がある。管理型自己組織化制御は、前述の問題を解決するための一つの方法であるが、解決のための具体的な管理方法については個々のケースに留まっている。本稿では自己組織化制御に対してモデル予測制御を加えた新たな管理制御フレームワークを考案し、自己組織化制御を用いたシステムの例として、ポテンシャル型経路制御を行うセンサーネットワークを対象として、その有効性を示す。

キーワード 大規模センサーネットワーク、管理型自己組織化制御、モデル予測制御、最適制御

Potential-based Routing with Model Predictive Control for Controlled Self-organizing Networks

Daichi KOMINAMI[†], Kenji KASHIMA^{††}, Tomoaki HASHIMOTO^{†††}, and Masayuki MURATA^{††††}

[†] Graduate School of Economics, Osaka University

^{††††} Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

^{†††} Graduate School of Engineering Science, Osaka University

^{††} Graduate School of Informatics, Kyoto University

E-mail: [†]d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp, ^{††}kashima@bode.amp.i.kyoto-u.ac.jp,

^{††††}thashi@sys.es.osaka-u.ac.jp, ^{††††}murata@ist.osaka-u.ac.jp

Abstract Self-organization protocols emerged by local determination with local information shows high scalability and robustness. However, for practical applications in much larger networks, self-organization protocols have some disadvantages such as difficulty of controlling functional emergence and slow convergence speed for environmental changes. In this report, we propose a new control framework for self-organization protocols to resolve these problems. In a large-scale sensor network scenario, we apply model predictive control to a potential-based routing protocol, which is one of the self-organization based routing protocols, and achieve the desired behavior and fast convergence of the system.

Key words Large-scale sensor network, controlled self-organization, model predictive control, linear-quadratic-gaussian control.

1. まえがき

今後ますます大規模化、複雑化が考えられる通信ネットワークにおいて、その適切な制御および管理は、非常に重要なが困難な課題となる。ネットワークを構成する端末の種類や数が膨大な数となり、その利用形態や利用環境も様々に変化すると考えられる中で、高い拡張性、適応性、頑強性を有する通信技術として、自己組織化制御に関する研究が注目されている [1]。自己組織化制御では、自身あるいは近接した端末から得られる局所的な情報に基づいて、個々の端末が局所的に行動決定を行う。この個々の相互作用が組み合わさることで組織化し、システム全体として望ましい機能を発現する。しかしながら、完全に局所情報のみから行動決定を行う自己組織化制御では、そのボトムアップによる設計からネットワーク全体の管理の困難さ、最適な動作保証の困難さ、大域的な環境変化への適応速度の遅さ、などの問題が生じることが指摘されている [2]。自己組織化制御を工学分野に応用するためには、制御によって創発される複雑な機能を管理できることが望ましい。この目的のために、文献 [3] において、Observer/Controller Architecture を用いた管理型自己組織化制御が提案されている。Observer は自己組織化制御に基づくシステムの状態やダイナミクスを観測し、観測した情報を適切な形式に変換して Controller に渡す。Controller は Observer から受け取った情報に基づき、自己組織的に動作しているシステムの動作を制御する。動作の制御はシステムに対する所要要件を達成するために行われ、例えば、一部の端末の動作に関わるパラメータの更新や、動作アルゴリズムの変更である。

我々はこれまでに、自己組織化制御に対して外部からゆるやかな制御を与えることで、自己組織化制御に基づくネットワークが望ましい機能を発現する手法を提案してきた。特に無線センサーネットワークを対象として、管理ノードの導入により機能創発をコントロールし、さらに局所的な最適化と管理制御に基づく大域的な最適化を組み合わせることで、システム全体を最適な状態に近づける制御を実現した [4]。しかしながら、環境変動に対する収束の遅さは依然として残る課題であり、これまでに得られた結果を損なうこと無く、この課題を解決することは、自己組織化制御に基づく新たなネットワークアーキテクチャの実現において重要な役割を果たす。

自己組織化制御の環境変動に対する収束速度の遅さの理由の一つは、局所的フィードバックの結合に基づく機構にある。この局所性には、局所的な変動に対するシステムの局所的な対応がシステム全体に影響を与えにくいという利点があるが、一方で、広範囲に生じた変動への対応がシステム全体へ波及するまでに非常に大きな時間を要する原因になっている。これまで自己組織化制御を応用した様々な研究がなされているが、そのほとんどは局所的な問題に対する解決を対象としている [5]。広域の変動への対応が遅いということは、自己組織型のシステムに対して何らかの制御を行う場合、システム全体の動作が収束するまでに非常に大きな時間を要することを示しており、管理型自己組織化制御を適用する上で大きな問題となっている。

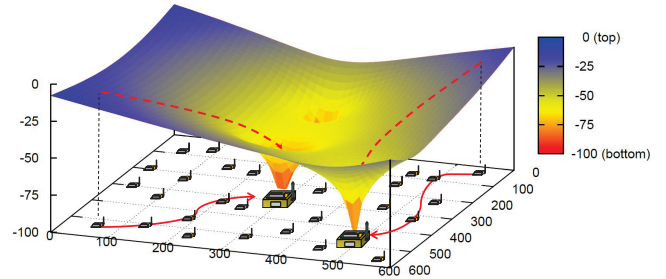


図 1 ポテンシャルルーティング

フィードバック機構はシステムに安定性を与えるために必要不可欠であるが、それ故に収束速度の遅さを招いている。そこで本稿では予測機構を自己組織化制御システムに組み込むことで、収束速度の問題を解決する。そのために、2000 年代初頭からシステム制御分野で実用性が注目されているモデル予測制御に基づいた機構を採用する。モデル予測制御の本質は、有限区間の最適制御の繰り返しである。システムへの入力値によってシステムからどのような出力値が得られるかをモデル化することで、現在の入力に対するシステムの将来の出力を予測する。次時点の入力は、“あらかじめ定めた望ましい出力値”が得られるように決定する。モデル予測制御のこのような機構における望ましい出力値の設定は、管理型自己組織化制御において目的としていたシステムを望ましい方向に誘導することに他ならない。すなわち、自己組織化制御において問題であった創発を制御できないという問題を解決し、システム全体の最適化を目指した制御を実現できることになる。さらに、予測を用いた制御により、解への収束時間についてさらなる向上も期待できる。本稿は、これらの満たすべき性質を備えた管理型自己組織化制御の実現を目指すものであるが、そのためにまず、我々がこれまでに考案してきた、無線センサーネットワークにおける自己組織型経路制御手法であるポテンシャルルーティング [4] に対してモデル予測機構を導入する。

2. ポテンシャルルーティングの概要

ポテンシャルルーティングの概要を図 1 に示す。ここでは無線センサーネットワークを想定したポテンシャルルーティングの概要を表しており、センサーノードと呼ばれる無線端末が、観測したデータを宛先となるシンクノードにマルチホップで届ける様子を表している（実線矢印）。各センサーノードおよびシンクノードはポテンシャルと呼ばれるスカラー値を所持しており、図では便宜上、各センサーノードの持つポテンシャルの大きさを z 軸にとった上で、センサーノードの存在しない箇所については補完を行った擬似的なスカラーポテンシャル場を示している。このとき、無線通信が可能な範囲内に存在するノードとのポテンシャル差をグラディエントと考え、グラディエントの大きさに従って中継先を選択するのがポテンシャルルーティングと呼ばれる経路制御手法である。本稿では図 1 に示すように、グラディエントが負となる方向にデータが流れることとし（破線矢印）、シンクノードが極小の値を持つようにポテンシャル場を作ることで、ノードはデータをいずれかのシンクノード

に到達させることができる。実際の中継では、各ノードは中継先として通信範囲内のノードの中から、グラディエントが負となるいずれかのノードを選択する。このときフロー量がグラディエントの絶対値に比例するように、選択候補となるノードから次ホップが決定されることとする。

2.1 ベースとなるポテンシャル更新則

本稿では、文献 [6] で用いられている更新則 (式 (1)) をベースに用いることとする。文献 [6] では、電信方程式を離散化して利用したのみ述べられているが、この更新則の本質は、過去二時点の情報を利用した予測である。式 (1) では、次時点の計算のために現時点および一時点前の情報を利用しており、現時点の情報のみを利用する手法 (文献 [4] など) と比較して収束速度を高速化している。二時点前、三時点前と過去の情報を増やすことで、収束速度の向上を図ることができる。また、過去の情報を重視する重みを変えることで、今回検討している予測制御とは別に、環境変化への適応性あるいはロバスト性を与えることができるが、ここでは対象外とする。

$$u_i^{t+1} = (\alpha + 1)u_i^t - \alpha u_i^{t-1} + \beta \sigma_i \left(\sum_{j \in nb(i)} \{u_j^t - u_i^t\} - f_i \right) \quad (1)$$

式 (1) において、 u_i^t はノード i の時刻 t でのポテンシャルを表す。 α 、 β はパラメータであり、 α はポテンシャルの更新時に現時点の情報に加えて前時点の情報をどの程度含めるか、 β は現時点で結合している (通信範囲内にある) ノードからどの程度の影響を受けるかを表す。ここで、文献 [6] においては $\sigma_i = \sigma/|nb(i)|$ と定義されているが、ある条件下では個々のノードのポテンシャルが発散してしまう (後述の U^∞ が解を持たない)。そのため本稿では $\sigma_i = 1/M$ としている (M は適度に大きな数)。また、各ノードの流入出フローレートを f_i で表し、観測データを元にデータパケットを発生する場合は正の値、データを収集するシンクノードの場合は負の値を設定する。

このようにフローレートを更新則に含めることで、ポテンシャル場のグラディエントの大きさに従ったフロー量配分により、シンクノードに届くフローがあらかじめ与えた流出レートに従うことになる。そのためには、各ノードのデータ発生率を知る必要があるが、一定期間の観測によってこれは可能であるものと仮定する。

3. アプローチ

本稿の目標は、自己組織型の経路制御手法である、ポテンシャル型経路制御に対してモデル予測制御を適用し、自己組織型制御における創発を制御しつつ、環境変動に対するシステム状態の収束時間および安定性を大幅に改善することの可能な管理型自己組織化制御を実現することである。ポテンシャル型経路制御においては、個々のノードが局所的な情報から計算するポテンシャルがホップバイホップの経路選択に利用される。このポテンシャルの計算は非常にシンプルな線形形式で表現されており (式 (1))、そのまま更新則自体をモデルとして利用する

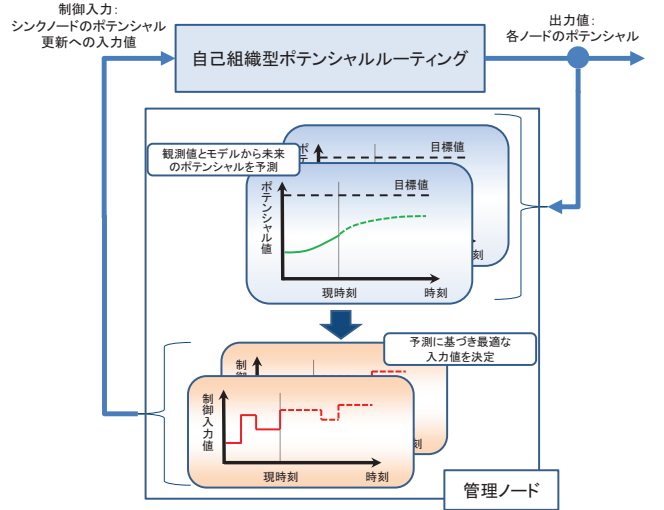


図 2 システムモデル

ことができる。さらに、各ノードのポテンシャルの収束値を求めることも容易であり、この収束値に各ノードのポテンシャルを近づけるような制御を行う。そのため、正確には最適制御と呼ばれる枠組みに含まれる制御になるが、ここでは広義のモデル予測制御であると捉えている。

以降では、システムの大域的な状態をモデル化し、大域的な最適化を実現する機構を導入する。これによって、システムの収束性や安定性を向上させながら、自己組織化制御における創発の制御、すなわち、全体システムを望ましい状態に誘導する制御を実現できていることを示す。

3.1 システムモデル

本稿で想定するネットワークシステムについて説明する。ここではマルチシンク型のセンサーネットワークを対象とし、予測制御はシステム外部に存在する管理ノードによって行われる。管理ノードはシンクノードを介して、制御に必要なネットワークの情報を収集する (図 2)。以降の節で説明する制御においては、各時点におけるネットワークの隣接行列、各ノードのポテンシャル、各ノードのフロー発生レートが必要となる。これらの情報の収集における時間遅れや誤差などを考慮に含めた制御も可能であるが、本稿では予測制御による収束性向上の上限を求めるために、これらの情報は常に既知であることとしている。

3.2 ネットワークダイナミクス

式 (1) は、個々のノードのポテンシャルを記述したものであり、三時点分の情報が含まれている。まずは式を変形することで、二時点の情報のみを用いてネットワーク全体のダイナミクスを表現する。ベクトル u_i^t を以下のように定義する。

$$u_i^t = \begin{bmatrix} u_i^t \\ u_i^{t-1} \end{bmatrix} \quad (2)$$

すでに述べたように、 u_i^t はノード i の時刻 t でのポテンシャルである。このように定義した u_i^t を用いることで、式 (1) は以下の式 (3) で表すことができる。

$$u_i^{t+1} = Au_i^t + A_0 \sum_{j \in nb(i)} (u_j^t - u_i^t) + Bf_i \quad (3)$$

このとき A , A_0 , B はそれぞれ以下で表される。

$$A = \begin{bmatrix} 1 + \alpha & -\alpha \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, A_0 = \begin{bmatrix} \beta\sigma_i & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -\beta\sigma_i \\ 0 \end{bmatrix}$$

式 (3) は、単に展開すれば、式 (1) と等価であることが分かる。ここでネットワーク中のノード数を N とし、 $u_1^t \sim u_N^t$ を並べた行列 $U^t = [u_1^t \ u_2^t \ \dots \ u_N^t]^T$ を用いると、式 (3) に基づくネットワークダイナミクスは式 (4) で表すことができる。

$$U^{t+1} = (I_{N \times N} \otimes A - \Gamma \otimes A_0)U^t + (I_{N \times N} \otimes B)F^t \quad (4)$$

このとき、 $I_{N \times N}$ はサイズ N の単位行列、 Γ はグラフラプリアン、 F^t は $[f_1^t \ f_2^t \ \dots \ f_N^t]^T$ をそれぞれ表している。また、 \otimes はクロネッカー積を表す。本稿では、各ノード i の時刻 t における流入出フローレート f_i^t は、時刻によらず一定かつ既知と仮定する。

3.3 管理ノードによる最適制御入力

式 (4) に対して、ポテンシャルへの制御を表す項 $(E \otimes [1 \ 0]^T)\eta^t$ を追加した、式 (5) を考える。

$$U^{t+1} = (I_{N \times N} \otimes A - \Gamma \otimes A_0)U^t + (I_{N \times N} \otimes B)F^t + (E \otimes C)\eta^t \quad (5)$$

ここで、 E は制御可能なノード（ここでは m 個とする）を表す $N \times m$ の行列であり、 E の各列において制御可能なノードに対応する行では 1、それ以外では 0 となっている。 η^t は実際の制御入力を表す $m \times 1$ の行列である。また、 $C = [1 \ 0]^T$ としている。以降では、このような η^t として、最適な値を求める方法について説明する。

管理ノードでは、ネットワークの全情報を利用可能と仮定しているため、全てのノードのポテンシャルの収束値を求めることが可能である。そのようなポテンシャルの収束値を $t = \infty$ の場合と考えて、 U^∞ と表記する。ここで、 U^∞ は、式 (4) において、 $U^{t+1} \leftarrow U^\infty$ 、 $U^t \leftarrow U^\infty$ と代入することで、 Γ 、 F が既知であれば、式 (6) のように求められる。

$$U^\infty = (\Gamma \otimes A_0)^{-1} (I_{N \times N} \otimes B)F^t \quad (6)$$

このとき、行列 $\tilde{U}^t = U^t - U^\infty$ とおくと、 \tilde{U}^t の更新則は、式 (5) へ $U^t = \tilde{U}^t + U^\infty$ を代入することによって得られ、式 (7) が得られる。

$$\tilde{U}^{t+1} = (I_{N \times N} \otimes A - \Gamma \otimes A_0)\tilde{U}^t + (E \otimes C)\eta^t \quad (7)$$

ここで、最適な η とは、 \tilde{U}^t の大きさを最小化するような値であるが、そのような η を入力として与えると、急激なポテンシャルの変化が生じることになる。そこで、 η^t の導出に際して、コスト関数 J を式 (8) のように定める。 r は制御パラメータであり、制御入力 η の大きさを抑える効果を持つ。すなわち、 r を 0 に近づけるほどポテンシャル場の収束を重視し、大きく設定するほど制御によるポテンシャル場の変動抑制を重視する。

$$J = \sum_{t=0}^{\infty} (\|\tilde{U}^t\|^2 + r\|\eta^t\|^2) \quad (8)$$

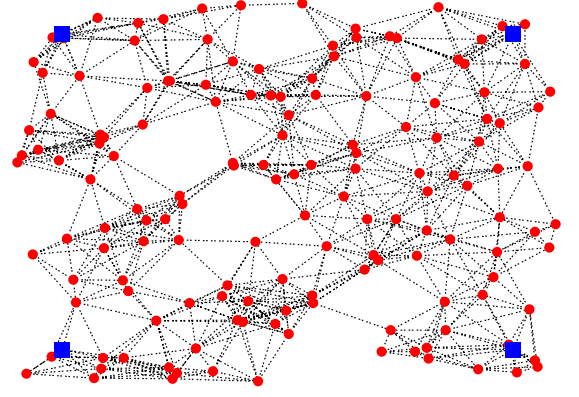


図3 ネットワークモデル；丸がセンサーノードを、四角がシンクノードを、点線がノード間のリンクをそれぞれ表している。管理ノードによる制御対象は、全シンクノード（4台）である。

コスト J を最小化することで、最適な η が得られる。コスト J の最小化は、将来にわたっての全ての状態量および入力が小さくなるように制御を行うことを意味し、ここで、式 (7) のようなダイナミクスで表現されるシステムでは、 $\eta^t = K\tilde{U}^t$ という形式で η^t が与えられることが知られている。最適なフィードバックゲインを与える行列である K については、式 (4) で表されるシステムが安定であれば求められることが知られている。本稿においては、例えば Γ の結合が強い場合に不安定化が生じる可能性があり、これを防ぐために、 σ_i を十分小さく、すなわち M を十分大きい値に設定する必要がある。

4. シミュレーション評価

モデル予測制御によるポテンシャル場の収束速度の向上、および、収束速度の向上が実際のトラフィックにもたらす効果を評価するために計算機シミュレーションを行った。シミュレーションには、Visual C++ で作成したイベントドリブンモデルのパケットレベルシミュレーターを用いている。ネットワークモデルとして図 3 に示すトポロジーを想定し、4 台のシンクノードに対してシンクノード以外の 150 個のセンサーノードが時刻 1,000 s 以降、それぞれ同じレート（平均 0.003 個/s）でデータを発生させて、いずれかのシンクノードにマルチホップでデータを送る。

ポテンシャルの収束速度の向上の効果を調べるために、シミュレーションにおける時刻 5,000 s に、フローの流入出行列である F を変更することで、ポテンシャル場の変更および再構成を行い、その際の 250 s ごとのパケット到達数およびポテンシャルの変化を調べる。具体的には、シミュレーション開始から時刻 5,000 s までは、各シンクノードに流入するトラフィックの割合を均等とし ($F^t = [1, 1, 1, \dots, 1, -37.5, -37.5, -37.5, -37.5]^T$, $1000 \leq t \leq 5000$)、時刻 5,000 s 以降は図の上側 2 台のノードを下側 2 つの 4 倍になるように切り替える ($F^t = [1, 1, 1, \dots, 1, -15, -15, -60, -60]^T$, $t \geq 5000$)。ここで、行列 F^t の最後から 4 つの要素が、それぞれシンクノードを表している。

シミュレーションにおけるパラメータは表 1 に示すとおり

表 1 シミュレーションにおけるパラメーター

Parameter	Value
T_i	50 s
T_c	50 s
TTL	25
T_{relay}	5.0 s
α	0.4
M	10
β	0.2
r	1.0

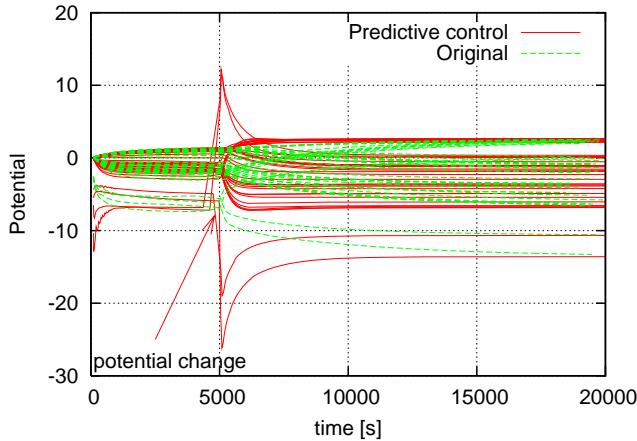


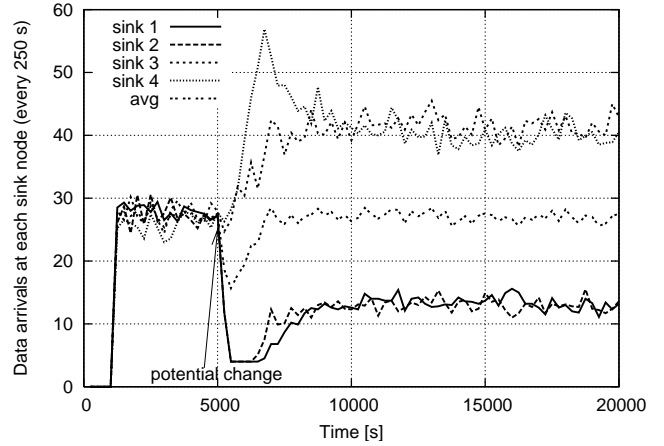
図 4 予測の有無に対するポテンシャル収束速度の変化

である。中継の最大回数 (TTL) はいずれも 25 に設定し、周囲に自身よりもポテンシャルの低いノードが存在しない場合にデータを破棄するまでのタイマー (T_{relay}) を 5.0 s に設定する。管理ノードによるポテンシャル制御周期である T_c およびポテンシャルの更新周期 T_i はいずれも 50 s である。各ノードのポテンシャルの更新は非同期に行われ、50 s 毎に一度、周囲のノードから現在のポテンシャルを取得し、その値を元に自身のポテンシャルを計算して更新する。この際、周囲のノードからのポテンシャル情報の取得の失敗が 250 s 間続くと (すなわち 5 回連続で失敗すると)、そのノードについて以前記憶していた情報をすべて破棄することとしている。また、管理ノードによる予測制御と、上記のポテンシャル更新についても非同期である。最適フィードバックゲイン行列 K については、シミュレーション開始時および F の切り替え後のそれぞれのタイミングで、MATLAB の `dlqr` 関数呼び出すことで管理ノードが求める。管理ノードは K および \tilde{U}^t から、それぞれのシンクノードに対して入力を与える。

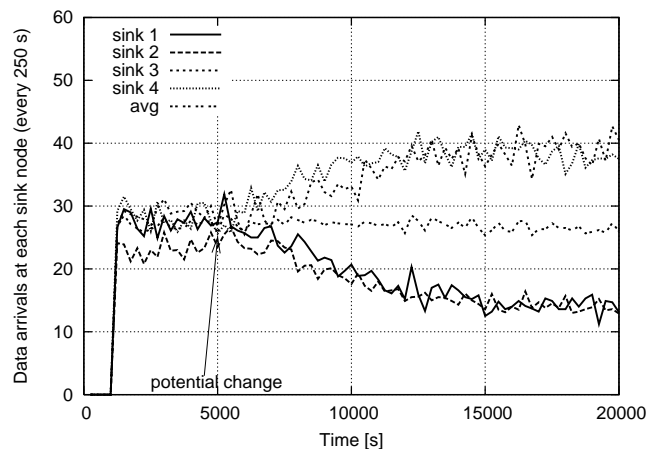
4.1 シミュレーション結果

図 3 に示したネットワークポロジにおいて、各シンクノードにおける 250 s ごとのデータパケット到達数、および一部のノードでのポテンシャルの変化を評価した。

図 4 は、各時刻におけるノードのポテンシャルを示している。ただし、図の見やすさのために、同じような値のポテンシャルを持つノードを省き、一部のノードのポテンシャルのみを表示している。実線で示した結果が予測を用いた制御であり、点線で示した予測を行わない場合との差は、シミュレーション開始



(a) 予測あり



(b) 予測なし

図 5 250 s ごとの各シンクノードへのデータパケット到達数

直後および流入出フローレートが切り替わる時刻 5,000 s に強くみられる。いずれの場合も、最適なポテンシャルの値にネットワーク全体が近づくように、シンクノードのポテンシャルに対して大きな制御入力を与えられている。

特に、時刻 5,000 s 以降に着目すると、予測を行う場合には時刻 7,000 s 付近でほぼポテンシャルが収束しているが、予測を行わない場合には時刻 20,000 s でも収束していない。しかしながら、時刻 5,000 s における変化はシミュレーション開始直後と比べて非常に大きく、この変化がトラフィックに与える影響について、十分な調査を行う必要がある。

図 5 には、予測を用いる場合と、用いない場合の各シンクノードにおける 250 s ごとのデータパケット到達数および、シンクノードに到達した平均パケット数を示している。図 5(a) と図 5(b) を比較すると、ポテンシャルの収束速度の差がトラフィックに大きく影響を与えていることが分かる。シミュレーション開始直後から 5,000 s までの区間では、予測を行うことで各シンクノードへの到達トラフィック数をほぼ均等化することができている。一方予測なしの場合は、ポテンシャル場の収束が遅いことから、sink 2 に到達するパケット数が他のシンクノードに比べて少ないままである。時刻 5,000 s 以降においても、予測を行うことで各シンクノードに到達するパケット数が

即座に変化を始めているが、予測なしの場合には、変化は非常に緩やかである。

しかしながら、予測ありの場合では、時刻 5,500 s において、シンクノードへの平均パケット到達数が一時的にほぼ半減している。この低下は予測なしの場合にはみられず、ポテンシャル場を急激に変化させることにより、ポテンシャル場に局所的な極小値を持つ箇所や、経路のループが発生し、中継先が存在しない、あるいは最大中継回数を超過することでデータが破棄されている。このような急激なポテンシャル場の変化については、パラメーター r を大きく設定することで回避できるが、ポテンシャルの収束速度を向上する効果を低下させることになる。パケットの到達率を維持しつつ、どの程度までポテンシャル場の収束を向上できるかを明らかにすることは今後の課題である。

5. ま と め

本稿では、大規模複雑化が進むネットワークのために、管理型自己組織化制御にモデル予測制御を組み込んだ新たなフレームワークを提案し、その有効性を検討した。センサーネットワークを対象とした、ポテンシャル場に基づく経路制御手法を一例として、即座にネットワークの全情報が取得可能な状況において、最適制御に基づく制御入力をシンクノードのみに対して与えることができる際に実現できる、ポテンシャル場の収束速度の上限を明らかにした。しかしながら、現実には情報の収集に際して、時間の経過や電力・帯域の消費などのコストが生じ、提案手法が正常に動作しないこと、あるいは著しい性能の

低下が想定される。これらの点に関しては現在検討中の課題であり、一部のノードから順次得られた情報を元に制御を行う際にも正常に動作することまで確認できている。一方で、今後の課題は様々にあげられ、特に今回のような決定的なモデルが利用できない際に、本来の意味でモデル予測制御と呼ばれる制御の有効性を明らかにしていくこと、また、個々のノードが予測を行う分散型の制御への発展を特に考えている。

文 献

- [1] F. Dressler, *Self-Organization in Sensor and Actor Networks*, Wiley, 2007.
- [2] C. Müller-Schloer, H. Schmeck, and T. Ungerer, *Organic Computing—A Paradigm Shift for Complex Systems*, Birkhäuser, 2011.
- [3] J. Branke, M. Mnif, C. Müller-Schloer, H. Prothmann, U. Richter, F. Rochner, and H. Schmeck, “Organic Computing—Addressing Complexity by Controlled Self-Organization,” *Second International Symposium on Leveraging Applications of Formal Methods, Verification and Validation (ISoLA)*, pp.185–191, 2006.
- [4] D. Kominami, M. Sugano, M. Murata, and T. Hatauchi, “Controlled and Self-Organized Routing for Large-Scale Wireless Sensor Networks,” *submitted to ACM Transactions on Sensor Networks*, vol.10, no.1, pp.1–12, Nov. 2013.
- [5] H. Zhang, J. Llorca, C.C. Davis, and S.D. Milner, “Nature-Inspired Self-Organization, Control, and Optimization in Heterogeneous Wireless Networks,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol.11, no.7, pp.1207–1222, July 2012.
- [6] A. Sheikhattar and M. Kalantari, “Fast Convergence Scheme for Potential-Based Routing in Wireless Sensor Networks,” *Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pp.1980–1985, April 2013.