

自己組織型ネットワークシステムの 適応性向上に関する研究

大阪大学 小南大智

自己組織化原理に基づく制御

■ 自己組織化

- ◆ システム構成要素同士の局所的な相互作用が全体としての機能や構造を創発

▶ 制御への応用: システム個々の要素による局所的情報に基づく局所的行動決定が全体としての機能(性能)を創発

- ◆ 規模拡大性・適応性に優れた制御として研究されている

■ 生物の振る舞いをもとにした自己組織化制御

- 例: アリの採餌行動 ⇨ 経路制御
- ホタルの発光現象 ⇨ 時刻同期
- カエルの発声行動 ⇨ TDMA スロット割り当て



ネットワークシステムの大規模化・複雑化に伴う
制御の困難さへの解の一つとして期待

集中制御と自己組織化制御の適応性比較

集中制御	自己組織化制御
環境変動後はシステムの情報を取得し、(準)最適解に到達	環境変動後は各要素の情報収集・行動決定により局所解に到達
■ 空間適応性 <ul style="list-style-type: none"> ◆ 局所での変動: ○ ◆ 広域での変動: ○ 	■ 空間適応性 <ul style="list-style-type: none"> ◆ 局所での変動: △ ◆ 広域での変動: △-
■ 時間適応性 <ul style="list-style-type: none"> ◆ 局所での変動: x~△ ◆ 広域での変動: x~△ 	■ 時間適応性 <ul style="list-style-type: none"> ◆ 局所での変動: ○ ◆ 広域での変動: △

- 空間適応性: どの程度良い解に到達できるか
- 時間適応性: どの程度速く解に到達できるか

自己組織化制御の問題点と解決の方向性

■ 制御の分散化・個々の計算の単純化による利点と問題点

- ◆ 局所的な変化の影響をシステム全体に及ぼさない
- ◆ 制御周期を短くすることで局所的な変化に即座に追従

- ◆ システムが(準)最適解を得ることが困難である
- ◆ 広範囲の環境変化への適応に長時間を要する
- ◆ 個々の構成要素の管理が困難



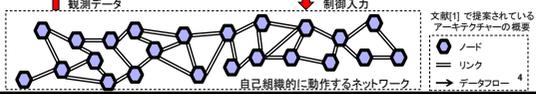
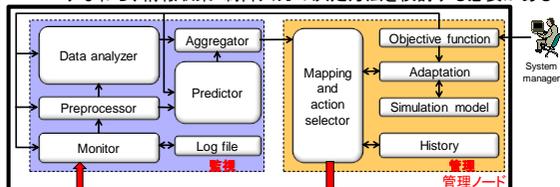
管理型自己組織化制御による解決の可能性^[1]

[1] C. Müller-Schloer, H. Schmeck, and T. Ungerer "Organic Computing—A Paradigm Shift for Complex Systems," Birkhäuser, 2011.

管理型自己組織化制御に基づくネットワークシステム

■ 管理ノードの導入による自己組織化の監視・管理^[1]

- ◆ どの程度システム全体に対する情報を用いた管理を行うのか、すなわち、情報収集・制御入力の決定方法を検討する必要がある



文献[1]で提案されている
アーキテクチャーの概要

これまでの管理ノードの動作方法

■ 性能に関連する情報を収集して性能を推定し、システムのパラメータを変化させる

- 性能の目標値を設定し、パラメータの変更による性能変化に応じてフィードバックをかける
- 性能の履歴を記憶し、過去の性能と比較しながら、パラメータの変更による性能変化に応じてフィードバックをかける
- 局所解に陥ったと判断した際にパラメータを初期化する



空間的な適応性(良い解への到達)にのみ着目しており
時間的な適応性(解への高速な到達)は未検討

研究の目的とアプローチ

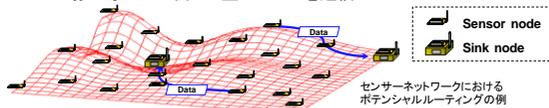
- 管理型自己組織化制御に基づくネットワークの時間的な適応性を向上させる
 - ◆ 広範囲の変動が生じた際の解への到達時間を高速化する
- 線形の自己組織型ネットワークシステムを題材として、環境変動後の、システムの高速な収束を目的とした制御入力を計算して利用
 - ◆ ポテンシャルルーティングを用いた例を示す
 - 個々のノードが局所情報をもとに、擬似的なポテンシャル場を構築して経路制御に利用する手法
 - ◆ 制御理論の知見を導入し、管理ノードが最適入力を決定
 - 収集する情報量を抑えつつ適応速度を向上したい

ポテンシャル論を応用した自己組織型経路制御^[2]

- 近隣情報に基づくポテンシャル場の構築^[3]

$$u_i^{t+1} = (\alpha + 1)u_i^t - \alpha u_i^{t-1} + \beta \left(\sum_{j \in \text{nb}(i)} \{u_j^t - u_i^t\} - f_i \right)$$
 - ◆ データの宛先ノードのフローレートを設定すると、設定したフローレートを満たすような場を構築する
 - 場の勾配 ($u_i - u_j$) = 設定値を満たす適切なフローレート
- グラディエントを利用した経路決定
 - ◆ 場の勾配に比例した量のフローを送信

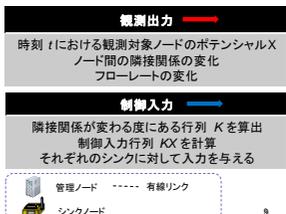
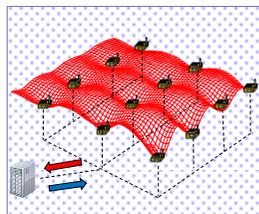
u : ポテンシャル
 t : 時間
 α, β : 定数
 i : ノード番号
 nb : 隣接ノード集合
 f : フローレート



[2] A. Sheikhattar and M. Kalantari, "Fast Convergence Scheme for Potential-Based Routing in Wireless Sensor Networks," in Proc. of IEEE WNCN2013, pp. 1980-1985, April 2013.

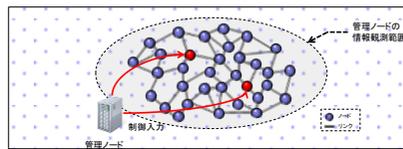
無線センサーネットワークを対象としたシステムの概要

- 管理ノードが将来を見越して最適な制御入力をネットワークに与えることで収束速度を向上
 - (今回は)シンクノードに制御入力を与える
 - センサーノードは自身・隣接ノードの情報のみを利用して自身のポテンシャルを更新

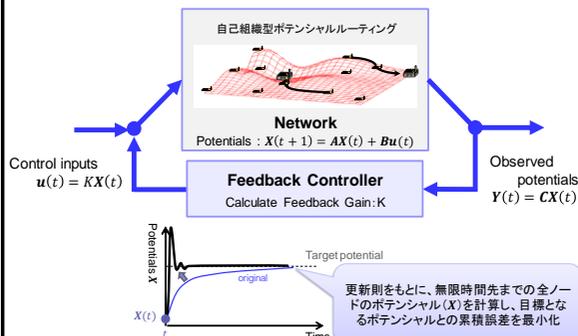


提案手法の概要

- ステップ1:
- ◆ 最適フィードバック入力による収束速度の向上
- ステップ2:
- ◆ ネットワークのモデル推定による観測情報量の削減
- ステップ3:
- ◆ 推定モデルの低次元近似によるフィードバック計算量の削減



最適フィードバック^[3]入力による収束速度の向上



[3] K. Zhou, J.C. Doyle, K. Glover, et al., Robust and optimal control, Prentice Hall New Jersey, Aug. 1995.

最適フィードバック入力の導出 ネットワークダイナミクス

1. 個々のノードの更新則からネットワークダイナミクスを導出

$$x_i^{t+1} = (\alpha + 1)x_i^t - \alpha x_i^{t-1} + \beta \left(\sum_{j \in \text{nb}(i)} \{x_j^t - x_i^t\} - f_i \right)$$

$$\mathbf{X}^{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{X}^t + \mathbf{B}\mathbf{F}$$

- ◆ 管理ノードはこのダイナミクスを元に計算を行う
- ◆ 隣接関係、ポテンシャル、フローレートを利用

2. 目標ポテンシャルの決定

- ネットワークダイナミクスから、現観測情報から推定される無限時間経過後のポテンシャルを導出して目標ポテンシャルに設定 $\mathbf{X} = (\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\mathbf{B}\mathbf{F}$
- ポテンシャルの収束まではトポロジーやフローレートに変動がなく一定であることを仮定

x : ポテンシャル
 t : 時間
 α, β : 定数
 i : ノード番号
 nb : 隣接ノード集合
 f : フローレート
 X : 全ノードの x
 F : 全ノードの f
 A : 自身と隣接ノードとのインタラクション行列
 B : 定数行列

最適フィードバック入力
最適フィードバックゲインとフィードバック入力の導出

3. 最適入力を $\Phi^* = X^* - \bar{X}$ を 0 に最も近くする入力と定義

- 制御入力 η^t を追加した Φ^t の更新を設計対象とする
- ➡ $\Phi^{t+1} = A\Phi^t + \eta^t$

4. 最適フィードバックの導出

- 以下の最適化問題の解となる η^t を導出

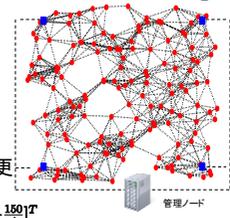
minimize : $\sum_{t=0}^{\infty} (\|\Phi^t\|^2 + r\|\eta^t\|^2)$ r: 重み付け定数

- $\eta^t = K\Phi^t$ となる K が存在することが一般に知られている
 - 代数的に導出する方法も知られている
- K は一度計算しておくことで、任意の時点の制御入力を $\Phi^t (= X^t - \bar{X})$ から算出可能
- フィードバックゲイン K は、ノードの隣接関係が一定の場合には不変

シミュレーションによる評価

■ ネットワークモデル

- ◆ センサーノード数: 150 個 (●)
- ◆ シンクノード数: 4 台 (■)
- ◆ 管理ノードはシンクノードと有線接続



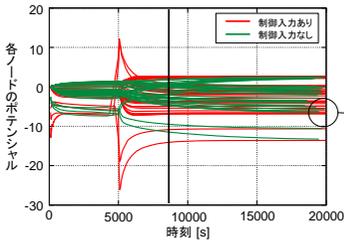
■ 環境変動: シンクのフローレート変更

- ◆ $t < 5,000$ s の時
 $F^t = [1, 1, \dots, 1, -\frac{150}{4}, -\frac{150}{4}, -\frac{150}{4}, -\frac{150}{4}]^T$
 全センサーは等しいフローレート 全シンクノードに等しいフローレートを設定
- ◆ $t \geq 5,000$ s の時
 $F^t = [1, 1, 1, \dots, 1, -15, -15, -60, -60]^T$
 2台ずつのフローレートを1:4になるように設定

■ 制御周期設定

- ◆ 各ノードのポテンシャルの更新周期 50 s (各ノードで非同期)
- ◆ 管理ノードによる制御入力周期 50 s (ネットワークと非同期)

最適フィードバックによるポテンシャルの収束速度向上



制御入力なし
99% 収束に 24,680s
→ 494 step

制御入力あり
99% 収束に 3,000 s
→ 60 step

※最も収束の遅いノードが目標ポテンシャル値に到達するまでのステップ数

➡ オーダーをおよそ一桁下げることができている

■ 制御入力によってポテンシャルの収束速度が向上

- ◆ 今回の評価ネットワークにおいて外部からのフィードバックによる最も速い収束結果が得られている(ただし $r = 1$)
- ここでは管理ノードの情報収集には、誤差や遅延を含んでいない

提案手法の概要

ステップ1:

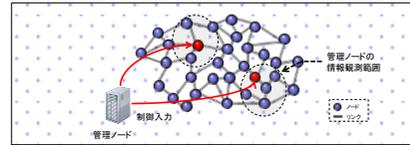
- ◆ 最適フィードバック入力による収束速度の向上

ステップ2:

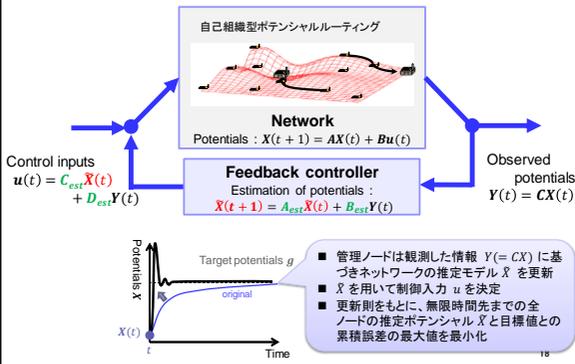
- ◆ ネットワーク規模の増大とともに観測情報量が多くなる問題の解決

ステップ3:

- ◆ 推定モデルの低次元近似によるフィードバック計算量の削減



ネットワークのモデル推定による観測情報量の削減



モデル推定のためのコントローラ設計

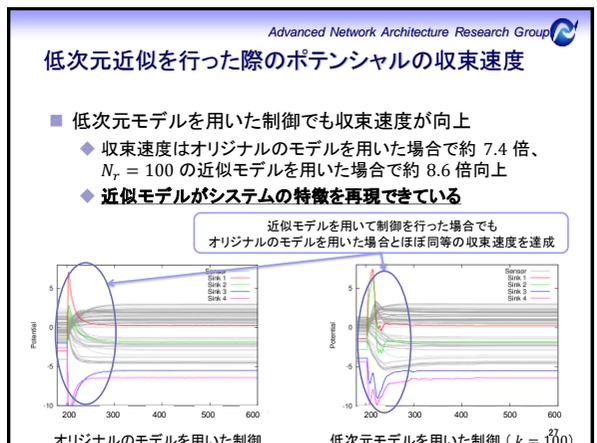
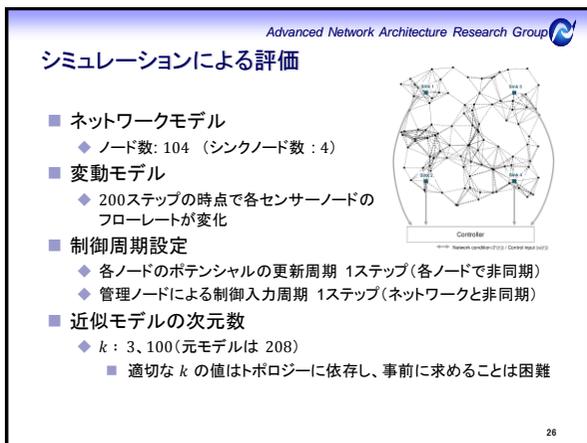
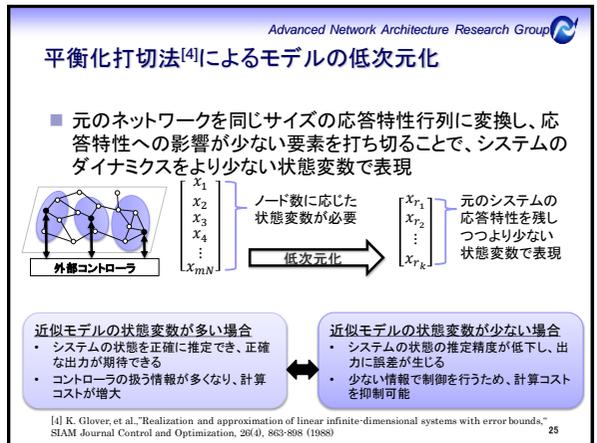
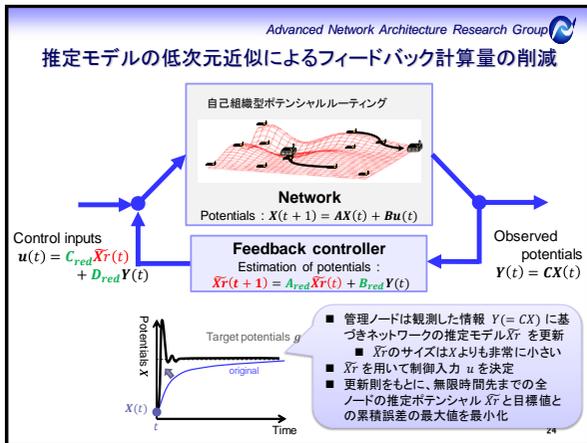
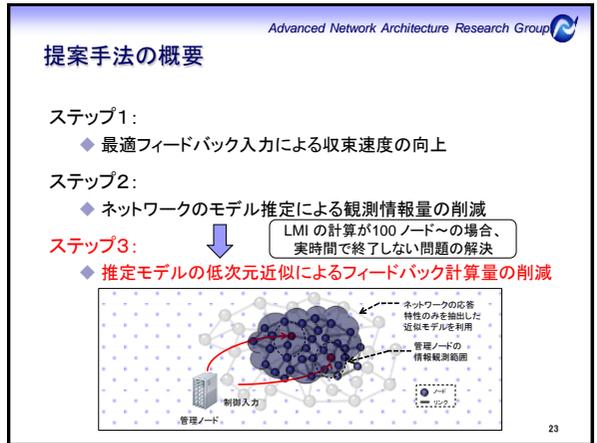
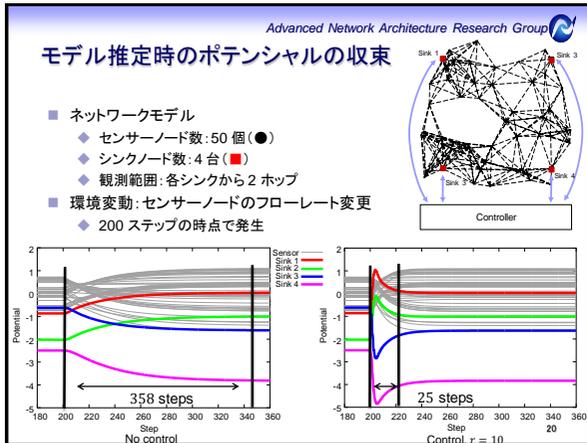
■ 基本的には最適フィードバックの場合と同様

- ◆ 目標ポテンシャルとの誤差 $\Phi^t = X^t - \bar{X}$ を安定化させるフィードバックゲイン K を求めて、 $\eta^t = K\Phi^t$ を入力とする

◆ ただし、 K の導出 $\Leftrightarrow \begin{cases} \hat{X}(t+1) = A_{est}\hat{X}(t) + B_{est}Y(t) \\ u(t) = C_{est}\hat{X}(t) + D_{est}Y(t) \end{cases}$ における $A_{est}, B_{est}, C_{est}, D_{est}$ の導出

■ このような K が存在する \Leftrightarrow Lyapunov の不等式安定条件である $P(A+BK) + (A+BK)^T P < 0, P > 0$ を満たす P が存在する

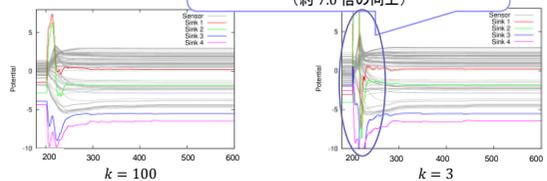
- ◆ LMI (線形行列不等式) となる
- 所望の K を求める問題は凸最適化問題に帰着



近似モデルの次元数による影響

- 次元数を変化させた場合のポテンシャルの挙動を調査
 - ◆ 計算量を大幅に削減しつつ、オリジナルのモデルを用いた場合とほぼ同等の収束速度を達成

オリジナルのモデルや $N_r = 100$ の近似モデルを用いた場合とほぼ同等の収束速度を達成 (約 7.0 倍の向上)



29

まとめと今後の課題

- まとめ
 1. 自己組織化制御の適応性
 - 空間的な適応性はそれほど高くない
 - 時間的な適応性は局所変動に対しては高いものの、広域変動に対しては低い
 - ⇒ 管理ノードによる自己組織化制御の適応性向上
 2. 制御理論の知見を用いた管理型自己組織化制御
 - 線形の自己組織化システムに対して外部から最適な制御入力を与えることでシステムの収束速度を向上
 - ◆ 観測情報量の削減・計算量の削減を達成
- 今後の課題
 - ◆ 管理ノードの分散化、階層化
 - 制御入力を与えるノードの配置、共有する情報の検討
 - ◆ 非線形モデルへの適用

30