

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、小南大智、加嶋健司、
橋本智昭、村田正幸

研究背景

- ネットワークの大規模化、複雑化
 - 大域情報の収集、管理に要する制御オーバーヘッドが急激に増加
 - 従来の集中管理制御、あるいは大域情報を利用した分散制御の限界
 - さらなるネットワークの発展に耐えるネットワークシステムの必要性**
- 自己組織型システムに着目
 - 個々の構成要素が局所情報のみに基づいて行動を決定
 - 構成要素同士の直接的・間接的相互作用により機能が創発
 - 高い拡張性、適応性、頑健性
 - ネットワークへの応用について研究
 - 例：アリの採餌行動 → 経路制御
 - 蛍の発光同期 → センサーなどの同期制御



管理型自己組織化制御

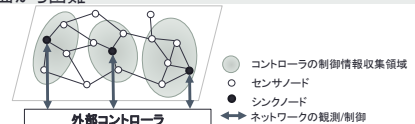
- 自己組織型システムの工学応用上の問題点
 - 全体の最適性が保障されない
 - 所望の機能の創発に時間を要する傾向がある
 - 環境変化への適応に時間を要する



- 管理型自己組織化制御**の概念を導入
 - システム外部からシステムの状態を観測・制御し、機能の創発を管理
 - 所望の機能を創発するよう誘導可能
 - 自己組織化の収束速度、環境変化への適応速度の向上については十分な検討が行われていない

研究目的

- 自己組織型システムに対して**外部コントローラ**を導入し、**環境変動への適応速度を向上させる**
 - 外部コントローラ^[1]
 - システムの状態を観測、直接観測しないノードの情報は推定
 - 観測・推定した情報に基づいて最適フィードバック制御
 - ネットワーク規模が大きくなったとき、全てノードの情報を扱うことは計算コストの面から困難

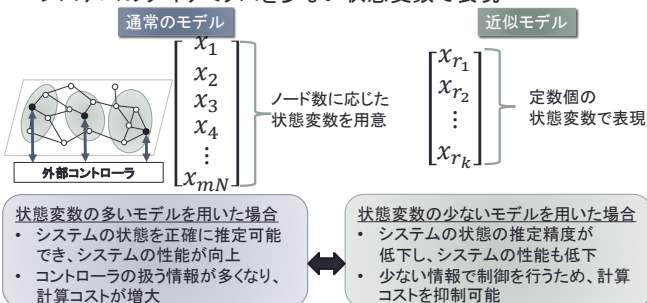


低次元近似化したモデルを用いた最適制御を導入することにより
計算量を抑えつつ、適応速度の向上を達成可能なことを示す

[1] N. Kuze, D. Korninami, 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.

低次元近似化による計算量の削減

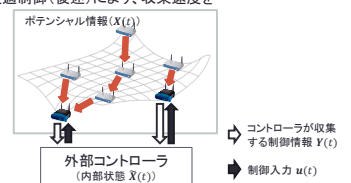
- 大規模、複雑なシステムの制御を容易にするため、**システムのダイナミクスを少ない状態変数で表現**



既存の手法^[1]に低次元化のメカニズムを導入

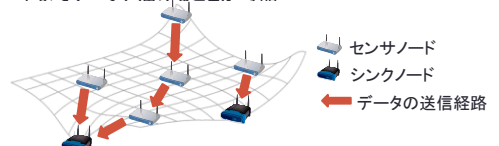
既存手法^[1]の概要

- ノード同士の局所的な情報交換により自己組織的に構築されるポテンシャル場が定常状態に到達する速度を**外部コントローラによる最適制御**の導入により向上
 - 個々のノードは局所情報に基づき自身のポテンシャルを更新
 - 外部コントローラは少数のノードを介して制御を行う:
 - シンクノードを介して一部のノードのポテンシャル情報を収集
 - 収集した情報に基づき、状態を観測していないノードを含めたネットワークのダイナミクスを推定
 - 推定したダイナミクスを用いた最適制御(後述)により、収束速度を向上させる制御入力 $u(t)$ を決定



7 ポテンシャルルーティング [2]

- 無線センサネットワークを対象とした自己組織型経路制御手法
 - 各ノードはポテンシャル(スカラー値)を保持
 - シンクノードのポテンシャルを最小
 - 局所情報に基づき、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ポテンシャルを設定
 - 自身よりポテンシャルが小さい隣接ノードにデータを送信することにより、シンクノードまでデータを届けることが可能

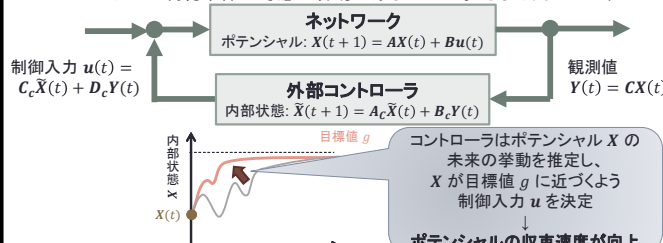


局所情報のみに基づいてポテンシャルを決定するため、ポテンシャルの収束が遅い

[2] 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, vol.10, no.1, pp.13:1-13:27, Nov. 2013.

8 最適制御 [3] を用いた制御入力の決定

- システムのダイナミクスを示すモデルを用いて未来の状態を推定し、最適フィードバック制御を行う
 - システムの制約条件の考慮が容易であるため工学的な応用がしやすい

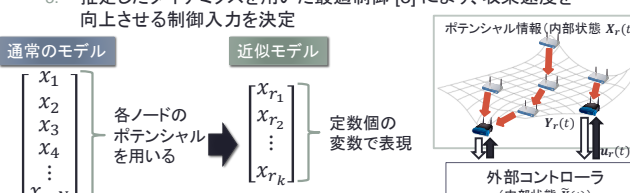


外部コントローラが全てのノードのポテンシャルを収集、あるいは推定して制御入力を決定するため、ノード数の増大に伴い、計算コストが急激に増加

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

9 提案手法の概要

- 外部コントローラが低次元近似モデルを用いた制御を行うことにより、計算量を削減しつつ、ポテンシャルの収束速度を向上
 - シンクノードを介して一部のノードのポテンシャル情報を収集
 - 収集した情報に基づき、状態を観測していないノードを含めたネットワークのダイナミクスを推定
 - ネットワーク全体のポテンシャル情報を定数個の変数で表現する近似モデルを用いて推定を行う
 - 推定したダイナミクスを用いた最適制御 [3] により、収束速度を向上させる制御入力を決定



通常モデル: 各ノードのポテンシャルを用いる $\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ \vdots \\ x_{mN} \end{bmatrix}$

近似モデル: 定数個の変数で表現 $\begin{bmatrix} x_{r1} \\ x_{r2} \\ \vdots \\ x_{rk} \end{bmatrix}$

外部コントローラ (内部状態 $\tilde{X}(t)$)

10 ポテンシャルダイナミクスの定式化

- ノード n におけるポテンシャルの更新

$$\phi_n(t+1) = (\alpha + 1)\phi_n(t) - \alpha\phi_n(t-1) + \beta\sigma \sum_{k \in Nb(n)} \{\phi_k(t) - \phi_n(t)\} + f_n(t) + \eta_n(t)$$
 - 自身のポテンシャルと隣接ノードのポテンシャルとの差により決定
 - 制御項 $\eta_n(t)$ はコントローラから受け取る制御入力 $u(t)$ により決定

$\phi_n(t)$: 時刻 t におけるノード n のポテンシャル
 $Nb(n)$: ノード n の隣接ノード集合
 α : 一時点前のポテンシャルとそれ以前のポテンシャルの重みを決定
 β : 隣接ノードのポテンシャルの重み
 $f_n(t)$: 時刻 t でのノード n における外部からの流入入フロー量

- ネットワーク全体のポテンシャルのダイナミクス
 - コントローラは次式に基づいて未来のポテンシャルを推定

$$X(t+1) = AX(t) + B_2u(t)$$

$X(t)$: 時刻 t におけるネットワーク全体のポテンシャル情報 $(= [x_1(t) \dots x_{mN}(t)]^T)$
 $x_n(t)$: 時刻 t におけるポテンシャル $\phi_n(t)$ とポテンシャルの目標値 $\phi_n(\infty)$ との差分
 $\tilde{\phi}_n(t)$: 時刻 $t, t+1$ におけるノード n のポテンシャル $(= [\phi_n(t) \phi_n(t+1)]^T)$

11 モデルの低次元近似化

- システムのダイナミクス
 - ポテンシャル $X(t)$ とコントローラが収集する制御情報 $Y(t)$ との関係
 - コントローラによる制御入力 $u(t)$ とポテンシャル $X(t)$ との関係
$$X(t+1) = AX(t) + B_2u(t)$$

$$Y(t) = CX(t)$$

$Y(t)$: コントローラの収集する制御情報

ポテンシャル $X(t)$ の $2N$ 個の要素から、観測値 $Y(t)$ と制御入力 $u(t)$ に対する影響が大きい状態値を k 個抽出

- システムの特性、性能を維持しつつ低次元近似化
 - 平衡実現近似手法を用いて近似
 - $X_r(t)$: 抽出した k 個の要素

$$X_r(t+1) = A_rX_r(t) + B_2u_r(t)$$

$$Y_r(t) = C_rX_r(t)$$

k : 近似モデルの次元数

計算量のオーダーを $O(N^3)$ から $O(k^3)$ に削減

12 制御入力の決定

- システムのダイナミクスと観測値

$$X_r(t+1) = A_rX_r(t) + B_2u_r(t)$$

$$Y_r(t) = C_rX_r(t)$$

$X_r(t)$: ポテンシャル情報
 $u_r(t)$: 制御入力
 $Y_r(t)$: 観測値
- 制御入力 $u_r(t)$ を決定

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

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

$\tilde{X}_r(t+1)$: システムの内部状態
 $A_{cr}, B_{cr}, C_{cr}, D_{cr}$: 設計パラメータ

 - 各ノードにおけるポテンシャルの目標値との差分、および制御入力が最小となるように $u_r(t)$ を決定
$$\text{minimize: } \sum_{t=0}^{\infty} (X^T(t)X(t) + r u_r(t)^T u_r(t))$$

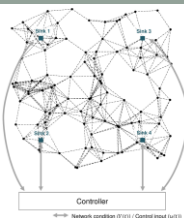
r : 制御の大きさを決定するパラメータ
 $\tilde{\phi}_n(t)$: 時刻 t におけるポテンシャルとポテンシャルの目標値 $\phi_n(\infty)$ との差分

シミュレーション評価

13

- ネットワーク
 - ノード数：104 (シンクノード数：4)
 - コントローラはシンクノードを介してシステムの状態を観測し、シンクノードに対して制御を行う
- 評価シナリオ
 - 時刻 10,000s に各センサノードのデータパケットの発生率変化
 - 各シンクノードが受け取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を再構築
 - ポテンシャル、データパケットの流れの収束速度について評価
- パラメータ設定
 - 各ノードにおけるポテンシャルの更新間隔：50s
 - コントローラによる制御間隔：50s
 - 近似モデルの次元数 k ：3、100
 - 適切な k の値はトポロジーやフローの状態に依存

パラメータ	値
α	0.4
β	0.2
γ	0.1
r	10



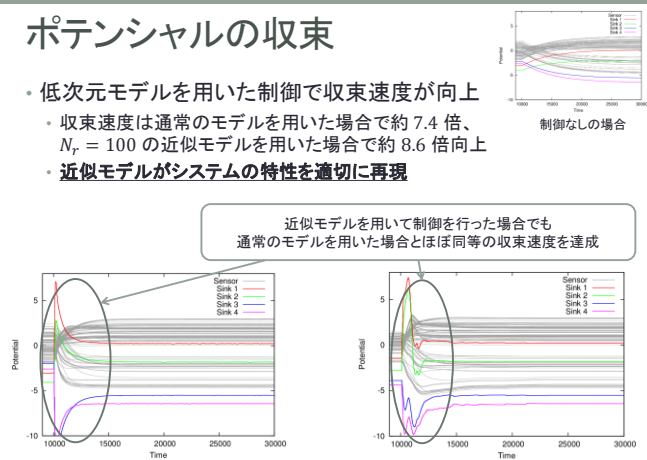
ポテンシャルの収束

14

- 低次元モデルを用いた制御で収束速度が向上
 - 収束速度は通常のモデルを用いた場合で約 7.4 倍、 $N_r = 100$ の近似モデルを用いた場合で約 8.6 倍向上
 - 近似モデルがシステムの特性を適切に再現

制御なしの場合

近似モデルを用いて制御を行った場合でも通常のモデルを用いた場合とほぼ同等の収束速度を達成

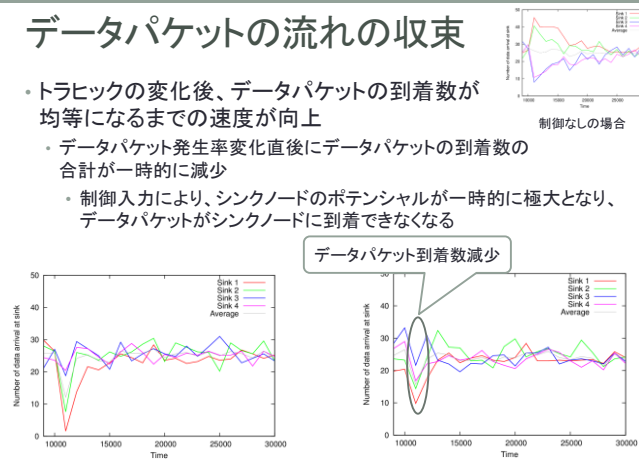


データパケットの流れの収束

15

- トラフィックの変化後、データパケットの到着数が均等になるまでの速度が向上
 - データパケット発生率変化直後にデータパケットの到着数の合計が一時的に減少
 - 制御入力により、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着できなくなる

データパケット到着数減少

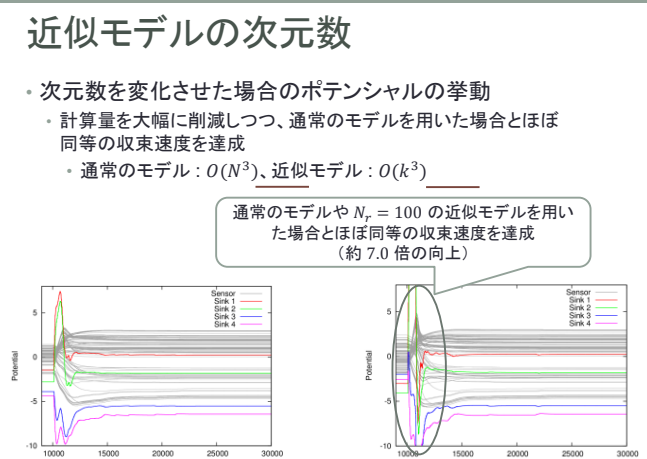


近似モデルの次元数

16

- 次元数を変化させた場合のポテンシャルの挙動
 - 計算量を大幅に削減しつつ、通常のモデルを用いた場合とほぼ同等の収束速度を達成
 - 通常モデル： $O(N^3)$ 、近似モデル： $O(k^3)$

通常モデルや $N_r = 100$ 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)



まとめと今後の課題

17

- まとめ
 - ポテンシャルレーティングへ低次元モデルを用いた最適制御を導入
 - オリジナルのモデルを用いた場合と同等の収束速度の向上を確認
 - 非常に小さい次元数のモデルへ近似した場合でも収束速度の向上が達成されており、オリジナルのモデルを用いた場合と比較して大幅に計算量を削減することが可能
- 今後の課題
 - 制御の分散化
 - 複数の外部コントローラによる分散的な制御
 - ネットワーク規模が拡大した場合に一つの外部コントローラでシステムを観測、制御を行うことは困難
 - 各コントローラの計算量の削減、および制御に必要なポテンシャル情報を集めるための情報交換頻度の軽減に期待