

# ベイズ型アトラクター選択モデルを用いた 仮想ネットワーク制御における アトラクター更新手法の提案と評価

西田 浩紀  
村田研究室

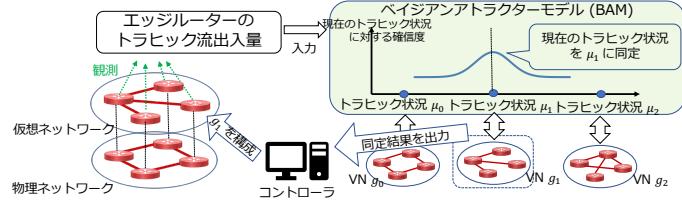
特別研究報告会

2019 / 02 / 19

## 研究背景

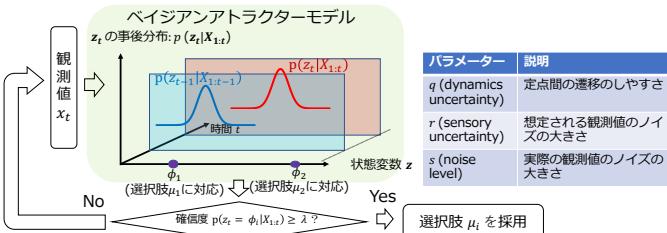
[1] T. Ohba, "Attractor-based Virtual Network Reconfiguration Under Dynamic Traffic: Towards Cognitive Optical Networking," PhD thesis, Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University, Jan. 2018.

- 情報ネットワークシステムの柔軟かつ低コストな運用管理の需要が増大 → トライック状況に応じて仮想ネットワーク (VN) を再構成
- ベイジアンアトラクターモデル (BAM) を用いた VN 再構成手法 [1]
  - BAM を応用してトライック状況を同定
  - 特定のトライック状況のパターンとそれに対する良好な性能を示す VN のパターンを保持
  - トライックを観測する度に現在のトライック状況に合致する確率 (確信度) を更新
  - 確信度が閾値に達したとき、トライック状況を同定
  - 同定結果に応じてコントローラが適切な VN を構成



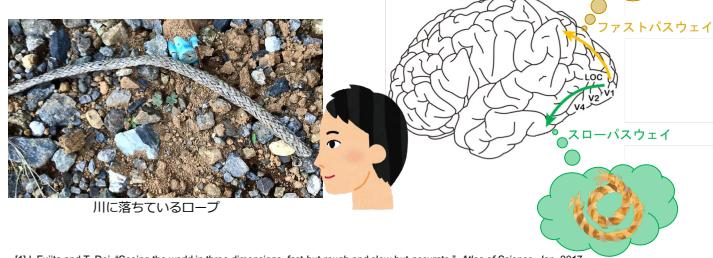
## BAM によるトライック状況の同定における課題

- BAM による認知速度と認知精度はトレードオフの関係
  - BAM によって算出した確信度が閾値に達したときトライック状況を同定
  - BAM にいくつか存在するパラメーターの設定によって選択肢の同定判定に用いる閾値が変化
    - 閾値を大きく設定すると、認知速度は低下するものの認知精度が向上
    - 閾値を小さく設定すると、認知精度は低下するものの認知速度が向上



## ファストパスウェイとスローパスウェイ [1]

- ファストパスウェイ (迅速性を重視)
    - 「バッ」と「ヘビである」と判断
  - スローパスウェイ (正確性を重視)
    - 後から精密に「ロープである」と判断
- ⇒ 認知経路の切り替わりが発生

[1] I. Fujita and T. Doi, "Seeing the world in three dimensions, fast-but-rough and slow-but-accurate," *Atlas of Science*, Jan. 2017.

## 研究の目的とアプローチ

- 課題
 

BAM を応用了した VN 再構成手法においてトライック状況の認知速度と認知精度にはトレードオフの関係があり、パラメーター設定を調整しても両立すること
- 研究の目的
 

ベイズ推定を応用了した VN 再構成手法においてトレードオフ関係にある迅速性と正確性の双方を満たす再構成手法の確立

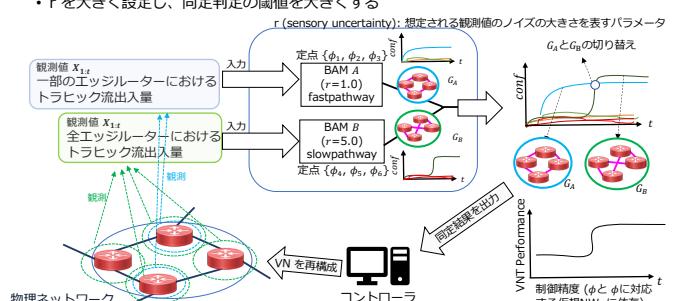
### アプローチ

- 人間の脳内包されるファストパスウェイとスローパスウェイの認知経路に着目
- ファストパスウェイの認知結果に応じてスローパスウェイが保持するアトラクターを更新

[1] I. Fujita and T. Doi, "Seeing the world in three dimensions, fast-but-rough and slow-but-accurate," *Atlas of Science*, Jan. 2017.

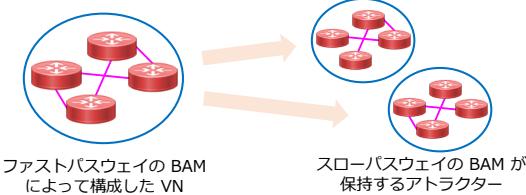
## 2つのパスウェイを用いた VN 再構成手法

- ファストパスウェイの BAM は少數のエッジルーターのトライック流出入量を観測
  - 同定判定の迅速性を重要視するため、用いる情報量の削減
  - $r$  を小さく設定し、同定判定の閾値を小さくする
- スローパスウェイの BAM は全エッジルーターのトライック流出入量を観測
  - $r$  を大きく設定し、同定判定の閾値を大きくする



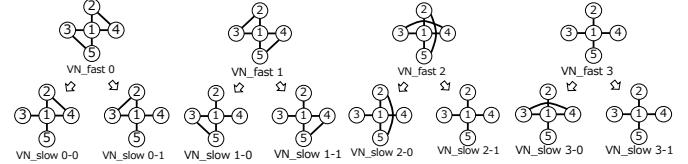
## アトラクターの更新手法

- ・ファストパスウェイの BAM が同定に成功したとき、スローパスウェイの BAM が保持しているアトラクターを更新
- ・ファストパスウェイの BAM が構成した VN より仮想リンクの数が少ない VN のパターンとそれに適したトライピック状況の組み合わせに更新



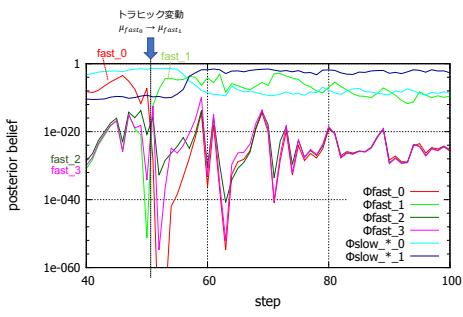
## シミュレーション評価（5 ノードのトポロジー）

- ・アトラクターの設定  $r$  (sensory uncertainty): 想定される観測値のノイズの大きさを表すパラメータ
  - ・ファストパスウェイの BAM は 4 種類のアトラクターを保持 ( $r = 1.0$ )
  - ・スローパスウェイの BAM はファストパスウェイの BAM の同定結果に応じて 2 種類のアトラクターを更新 ( $r = 5.0$ )
- ・シミュレーションで生成する対地間トライピック量
  - ・時間 (step) = 50 以前は、 $\mu_{fast_0}$  に同定されるトライピック状況を生成
    - ・このトライピック状況においてスローパスウェイの BAM は  $\mu_{slow_{0-0}}$  が最適
  - ・step. 50 以降は、 $\mu_{fast_1}$  に同定されるトライピック状況を生成
    - ・このトライピック状況においてスローパスウェイの BAM は  $\mu_{slow_{1-1}}$  が最適



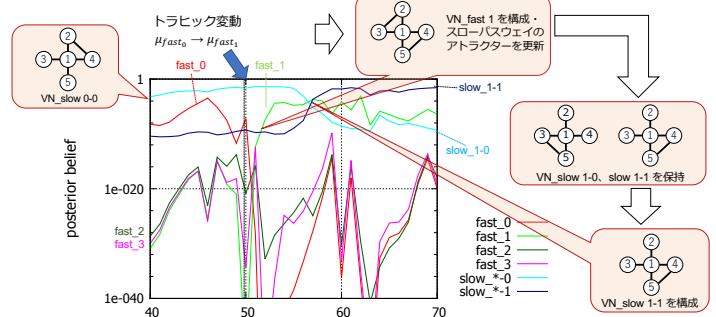
## 評価結果：確信度の推移

- ・各制御 step における確信度の推移
  - ・Step 50 でトライピック変動



## 評価結果：事後ビリーフの推移

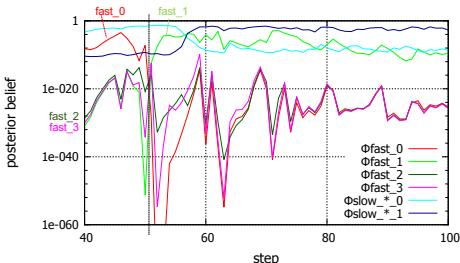
- ・各制御 step における事後ビリーフ（確信度）の推移
  - ・トライピック変動 (step.50) に追随したファストパスウェイの迅速な認知
  - ・スローパスウェイの BAM のアトラクターの更新・トライピック状況の同定に成功



## 評価結果：確信度の推移

- ・各制御 step における確信度の推移
  - ・トライピック変動 (step.50) に追随したファストパスウェイの迅速な認知
  - ・スローパスウェイの BAM のアトラクターの更新・トライピック状況の同定に成功

ファストパスウェイの BAM によって迅速に認知し、スローパスウェイの BAM のアトラクターの更新後、スローパスウェイの BAM による高精度な認知が行われていることを確認



## まとめと今後の課題

- ・本研究のまとめ
  - ・パラメーターが異なる 2 つのペイジアンアトラクターモデルを用いた仮想ネットワーク (VN) 再構成手法の提案
    - ・迅速性を重視するファストパスウェイの BAM
    - ・正確性を重視するスローパスウェイの BAM
  - ・スローパスウェイの BAM におけるアトラクター更新手法の提案
    - ・より効率の良い VN を構成するため、ファストパスウェイの BAM の同定結果に応じてより仮想リンクの本数が少ないアトラクターを保持
  - ・小規模なトイモデルにおけるシミュレーション
    - ・ファストパスウェイの BAM の同定結果に応じてスローパスウェイの BAM のアトラクターを更新し、より仮想リンクの本数の少ない VN の構成に成功

### 今後の課題

- ・大規模なネットワークを想定したシミュレーション
  - ・ファストパスウェイの BAM が保持しておくアトラクターの適切な設定
  - ・スローパスウェイの BAM において仮想リンクの本数を減らしたアトラクターの更新の指針の確立
- ・脳科学で新たに解明されつつあるファストパスウェイとスローパスウェイの切り替えの仕組みのモデルを応用した VN 再構成手法の考案