

## 特別研究報告

題目

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

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

西田 浩紀

2019年2月12日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

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

内容梗概

我々の研究グループでは、対地間トラヒックマトリクスの情報を用いない手法として、人間の認知・意思決定の振る舞いをモデル化したベイジアンアトラクターモデル (BAM) を応用した VN 再構成手法を研究してきた。この手法は、特定のトラヒック状況（アトラクター）およびそれに対して良好な性能を示す仮想ネットワーク (VN) を複数保持しておき、ベイズ推定により現在のトラヒック状況を同定し、適した VN を構成する。トラヒック状況を表す情報としては、対地間トラヒックマトリクスより容易に利用可能なエッジルーターにおけるトラヒック流出入量を用いる。本手法は、あらかじめ特定した複数のトラヒック状況が与えられた上で、トラヒックを観測する度に現在のトラヒック状況がそれらの状況に合致する確率（確信度）を更新し、それが閾値に達したときトラヒック状況を同定する。BAM は人間の認知・意思決定の振る舞いをモデル化したものであるが、VN の再構成に応用する観点では、我々が設計しなければならない項目がいくつか残されている。その項目として考えられるのは同定判定に用いる閾値と保持するアトラクターの設計である。VN 再構成の迅速性や正確性を得るにあたっては、閾値やそれに関連するモデルパラメータを適切に設定することと BAM のパラメータに応じて保持するアトラクターを適切に設計することが重要である。これらの設計項目は独立して設計できるものではなく、獲得したい VN 再構成の迅速性や正確性に応じて慎重に設計する必要がある。

本報告では、BAM を応用した VN 再構成手法を発展させ、VN 再構成の迅速性と正確性の双方を満たす VN 再構成手法を提案する。迅速性と正確性はトレードオフの関係にあるので、迅速性を高めるパラメータ設定による環境認知経路を持つ BAM と正確性を高めるパラメータ設定による環境認知経路を持つ BAM を用意し、これら 2 つの BAM を組み合わせ、トラヒック状況の認知を行い、また、迅速性を高めた BAM の認知結果に応じて正確性を高める BAM のアトラクターを更新することによって、迅速性と正確性の双方を満たす VN 再構成を実現する。5 ノードの物理ネットワークで VN 再構成の動作検証を行った結果、正確性を重視した認知経路のみを用いて VN を再構成する場合と比較して迅速性

が 4 倍となることがわかった。また、アトラクターの更新によって、より優れた VN に再構成されることを確認した。

#### 主な用語

ベイジアンアトラクターモデル、仮想ネットワーク再構成、ファーストパスウェイ、スローパスウェイ

## 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>6</b>
<b>2</b>	<b>ベイジアンアトラクターモデル (BAM)</b>	<b>9</b>
2.1	環境認知モデル	10
2.2	認知速度と認知精度のトレードオフ関係	10
<b>3</b>	<b>複数の環境認知経路にもとづく仮想ネットワーク制御手法</b>	<b>12</b>
3.1	環境認知経路	12
3.2	環境認知経路に適したアトラクターの設計	12
3.3	複数の環境認知経路の情報集約	13
3.4	制御アルゴリズム	13
<b>4</b>	<b>提案手法のシミュレーション評価</b>	<b>16</b>
4.1	ネットワーク環境	16
4.1.1	制御目標	16
4.1.2	トラヒック状況の同定に関するパラメータ設定	17
4.1.3	評価で用いる対地間トラヒック量	17
4.2	シミュレーション結果	19
<b>5</b>	<b>おわりに</b>	<b>22</b>
	謝辞	23
	参考文献	24

## 目 次

1	異なるパラメータを持つ BAM を用いた VN の制御 . . . . .	7
2	ベイジアンアトラクターモデル . . . . .	9
3	BAM の仮想ネットワーク再構成手法への適用 . . . . .	13
4	制御フェーズの遷移 . . . . .	15
5	5 ノードのトイモデルトポロジー . . . . .	16
6	$g_{fast_i}$ ( $i = 0, \dots, 3$ ) に対応する $g_{slow_j}^i$ ( $j = 0, 1$ ) . . . . .	18
7	事後ビリーフの推移 . . . . .	20
8	仮想リンク本数の推移 . . . . .	21

## 表 目 次

1	ベイジアンアトラクターモデルのパラメータの説明 . . . . .	11
---	-----------------------------------	----

## 1 はじめに

モバイル端末の普及やクラウドサービスの進展に伴い、通信ネットワークの新たな利用形態が台頭し、新たな通信サービスが続々と登場している。このような社会的背景のもと、情報ネットワークシステムを柔軟かつ低コストで運用管理を行うことを目的としてネットワーク仮想化技術によって仮想ネットワーク (VN) を構成し、トラヒックの状況によって柔軟に VN を再構成する技術の検討が進められている [1-6]。

仮想ネットワークを設定・再構成する手法には、対地間トラヒックマトリクスの情報をもとに混合整数線形計画問題を解く、あるいはヒューリスティックアルゴリズムを用いることで最適な仮想トポロジー設計と資源（帯域幅）割り当てを目指すものが主流となっている [7-10]。しかし、対地間トラヒックマトリクスを直接取得するには、ネットワーク上を流れるパケットを解析し各地点宛でのトラヒック量をカウントする必要がある。したがって、対地間トラヒックマトリクスを取得するには長期的な観測と膨大な処理能力を要するため、トラヒック変動に追従して仮想ネットワークを再構成するのが困難である。そこで、対地間トラヒックマトリクスより容易に取得可能なリンク利用率の情報をもとに、対地間トラヒックマトリクスを推定する手法の検討がなされてきている [11, 12]。しかし、文献 [11] の手法は対地間トラヒック量が特定のトラヒックモデルに従うことを想定しており、また文献 [12] の手法は過去の対地間トラヒック量を学習させたニューラルネットワークをもとに推定を行うため、予期せぬトラヒック変動が生じた際の推定誤差が避けられないという欠点がある。推定に失敗すると、誤った対地間トラヒックマトリクスの情報をもとに仮想ネットワークを構成することになるため、最適な仮想ネットワークを提供することができない。

我々の研究グループでは、これまで、対地間トラヒックマトリクスの情報を用いない手法として、人間の認知・意思決定の振る舞いをモデル化したベイジアンアトラクターモデル (BAM) [13] を応用した VN 再構成手法を検討してきた [14]。本手法は、特定のトラヒック状況（アトラクター）およびそれに対して良好な性能を示す VN を複数保持しておき、ベイズ推定により現在のトラヒック状況を同定し、適した VN を構成する。トラヒック状況を表す情報としては、対地間トラヒックマトリクスより容易に利用可能なエッジルーターにおけるトラヒック流出入量を用いる。本手法は、あらかじめ特定した複数のトラヒック状況が与えられた上で、トラヒックを観測する度に現在のトラヒック状況がそれらの状況に合致する確率（以降、確信度）を更新し、それが閾値に達したときトラヒック状況を同定する。

BAM は人間の認知・意思決定の振る舞いをモデル化したものであるが、VN の再構成に適用する観点では、我々が設計しなければならない項目がいくつか残されている。その項目の1つは同定判定に用いる閾値である。閾値を大きくすると、十分な確信を得るまでに要する情報の観測が多く求められ、十分な確信を得た上で VN を再構成するため良好な VN を

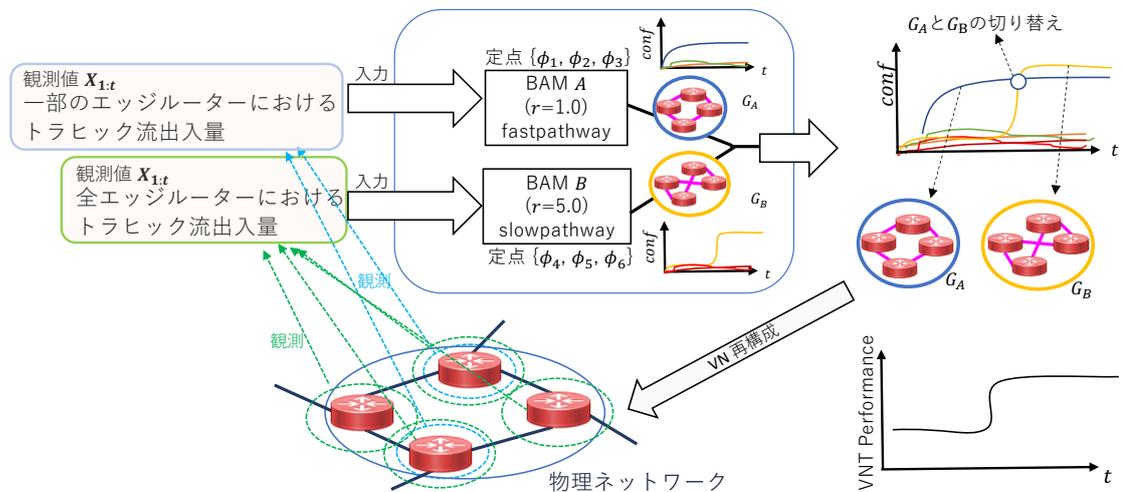


図 1: 異なるパラメータを持つ BAM を用いた VN の制御

構成することができるものの、結果としてトラフィック状況の同定に要する時間が長くなる。一方、閾値を小さくするとトラフィック状況の同定に要する時間は短くなるものの、確信度は必ずしも高くはなく良好な VN を構成できるとは限らない。従って、VN 再構成の迅速性や正確性を得るにあたっては、閾値やそれに関連するパラメータ等を設計することが重要である。もう 1 つの項目はアトラクターの設計である。BAM では観測した情報から特定のトラフィック状況を表すアトラクターへのマッピングを行う。従って、類似したトラフィック状況をアトラクターとして用意してしまっただけでは、トラフィック状況に大きな変化が生じた時にはトラフィック状況の同定に失敗し、良好な VN の構成を得ることが困難となる。

本報告では、文献 [15] による BAM を応用した VN 再構成手法を発展させ、VN 再構成の迅速性と正確性の双方を満たす VN 再構成手法の実現に向け、認知経路それぞれの役割に応じたアトラクターの設計や環境変動に応じたアトラクターの更新・入替の有効性を、提案し、計算機シミュレーションにより有効性を評価する。上に述べたように、迅速性と正確性はトレードオフ関係にあり、これらを両立する認知モデルは存在しない。しかし、人間の脳には迅速性が重視される認知の経路（ファストパスウェイ）と正確性が重視される認知の経路（スローパスウェイ）があることが知られている [16]。そこで、迅速性を重視するパラメータ設定による環境認知経路を持つ BAM と正確性を重視するパラメータ設定による環境認知経路を持つ BAM を用意し、これらの BAM を組み合わせてトラフィック状況の認知を行うことによって、迅速性と正確性の双方を満たす VN 再構成手法を実現する (図 reffig:path)。

本報告の構成は以下の通りである。まず、2 章では、脳の認知・意思決定の機構をモデル化した BAM について説明する。3 章では、人間の脳の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し、パラメータが異なる 2 つの BAM を並行に動作させた VN 再構成手法、およびファストパスウェイの認知結果に応じたスローパスウェイのアトラクター更新手法を説明し、4 章でその原理が正しく動作することをシミュレーション評価によって示す。最後に、5 章でまとめと今後の課題について議論する。

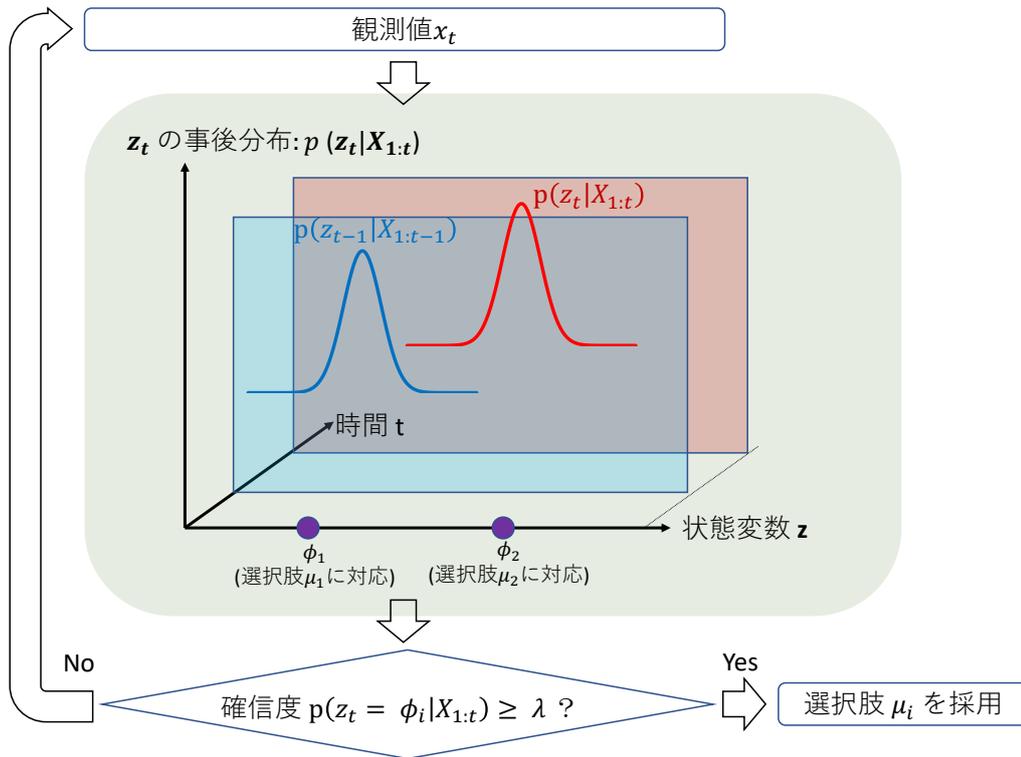


図 2: ベイジアンアトラクターモデル

## 2 ベイジアンアトラクターモデル (BAM)

ベイジアンアトラクターモデル (BAM) は、人間の脳が外界からの感覚情報から抽出したエビデンスを蓄積し、それに基づいて認知・意思決定を行う機構をモデル化したものである。図 2 に BAM の概要を示す。BAM は  $D$  次元の状態変数  $\mathbf{z}$  を持ち、 $z$  はエビデンスが蓄積されるにつれて状態  $\phi_i$  ( $i = 1, \dots, D$ ) に収束するアトラクターダイナミクスに従って値が変化する。また、BAM は観測値の平均的なパターンである選択肢  $\mu_i$  ( $i = 1, \dots, D$ ) を持っており、各選択肢  $\mu_i$  はそれぞれ状態  $\phi_i$  に対応している。時間  $t$  において、BAM は状態空間上に定義される確率分布  $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{X}_{1:t})$  を Unscented Kalman Filter (UKF) [17] を用いてベイズ推定する。ここで、 $\mathbf{X}_{1:t} = \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t$  は時間  $t$  までの各時間に得られた観測値とする。推定後、 $p(z_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t}) \geq \lambda$  が成り立てば選択肢  $\mu_i$  を正しい選択肢として採用し、 $i = 1, \dots, D$  のいずれに対しても成り立たなければ観測を続ける。ここで、 $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$  は状態  $\phi_i$  に対する事後ピリーフ、すなわち選択肢  $\mu_i$  に対する確信度 (confidence) を表す。

## 2.1 環境認知モデル

BAM の環境認知モデルは、観測値をもとに状態変数の確率分布を推定するための状態空間モデルとして表現される。以下では、BAM の状態方程式 (式 (1)) と観測方程式 (式 (2)) について説明する。

BAM は、ある時間ステップから次の時間ステップへの状態変数  $\mathbf{z}$  の変化を式 (1) のように定義する。

$$\mathbf{z}_t - \mathbf{z}_{t-\Delta t} = \Delta t \cdot \mathbf{f}(\mathbf{z}_{t-\Delta t}) + \sqrt{\Delta t} \cdot \mathbf{w}_t \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{z}_t$  は時間  $t$  における状態変数、 $\mathbf{f}(\mathbf{z})$  はアトラクターダイナミクス [18]、 $\mathbf{w}_t$  は正規分布  $N(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$  に従うノイズとする。 $\mathbf{Q} = (q^2/\Delta t) \cdot \mathbf{I}$  は決定状態のダイナミクスにおけるノイズの分散共分散行列とし、 $q$  は“ダイナミクスの不確実性 (dynamics uncertainty)”を表す。

また、状態変数  $\mathbf{z}$  が与えられたとき、観測値の確率分布を式 (2) を用いて予測する。

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{M} \cdot \delta(\mathbf{z}) + \mathbf{v} \\ &= [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_D] \cdot (\delta(z_1), \delta(z_2), \dots, \delta(z_D))^T + \mathbf{v} \\ &= \delta(\mathbf{z}_1) \cdot \mu_1 + \delta(\mathbf{z}_2) \cdot \mu_2 + \dots + \delta(\mathbf{z}_D) \cdot \mu_D + \mathbf{v} \\ &= \mathbf{w}'_1 \cdot \mu_1 + \mathbf{w}'_2 \cdot \mu_2 + \dots + \mathbf{w}'_D \cdot \mu_D + \mathbf{v} \\ &= \sum_{i=1}^D \mathbf{w}'_i \cdot \mu_i + \mathbf{v} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{M} = [\mu_1, \dots, \mu_D]$  は、意思決定の選択肢となる観測値の平均的なパターンを並べて構成した行列である。 $\delta(\cdot)$  はシグモイド関数であり、状態変数  $\mathbf{z}$  の値はアトラクターダイナミクスに従って変化するため、 $\delta(\mathbf{z}_i)$  ( $i = 1, \dots, D$ ) のうちの一つの値は 1、その他の値は 0 に漸近する。したがって、状態変数  $\mathbf{z}$  が状態  $\phi_i$  に収束するとき、観測値 (の予測値) は  $\mu_i$  に近い値をとる。また、 $\mathbf{v}$  は正規分布  $N(\mathbf{0}, \mathbf{R})$  に従うノイズである。 $\mathbf{R} = r^2 \cdot \mathbf{I}$  は観測値のノイズの分散共分散行列とし、 $r$  は意思決定者 (脳) が想定する“観測値の不確実性 (sensory uncertainty)”である。それに対し、実際の観測値のノイズの大きさ (noise level) を  $s$  とする。

## 2.2 認知速度と認知精度のトレードオフ関係

BAM で用いるパラメータを表 1 にまとめて示す。パラメータ  $q$  (dynamics uncertainty) は各選択肢に対応する定点間の遷移のしやすさなので、このパラメータを大きくするほど、BAM が選択肢を同定した後、他の選択肢に移ろいやすくなる。パラメータ  $r$  (sensory uncertainty)

表 1: ベイジアンアトラクターモデルのパラメータの説明

パラメータ	説明
$q$ (dynamics uncertainty)	定点間の遷移のしやすさ
$r$ (sensory uncertainty)	想定される観測値のノイズの大きさ
$s$ (noise level)	実際の観測値のノイズの大きさ

は想定される観測値のノイズの大きさなので、このパラメータを大きくするほど、観測値にはノイズが大きいと認識し時間をかけて正確に同定する。パラメータ  $s$  (noise level) は実際の観測値のノイズの大きさなので、このパラメータを大きくするほど、観測値にノイズが加わる。

これらのパラメータをどのように設定するかによって選択肢の同定判定に用いる閾値が変わる。本報告では、想定される観測値のノイズの大きさを表すパラメータ  $r$  を変化させることで同定判定に用いる閾値を変化させます。 $r$  は想定される観測値のノイズの大きさを表すパラメータなので、 $r$  が大きいほど観測値にノイズが大きく加わっている想定で認知を行うので、同定判定に用いる閾値の値が大きくなります。閾値を大きくすると、十分な確信を得るまでに要する情報の観測が多く求められ、十分な確信を得た上で選択肢を採用することができるので正確性は向上するものの、結果として同定に要する時間が長くなる。一方、閾値を小さくすると選択肢を採用するまでの時間は短くなるものの、確信度は必ずしも高くはなく最良の選択肢を採用できているとは限らない。そのため、認知速度と認知精度はトレードオフの関係にある。

### 3 複数の環境認知経路にもとづく仮想ネットワーク制御手法

本報告では、BAM を応用してネットワークの状況を認知し、認知した状況に適した仮想ネットワーク (VN) を構成することを考える。この概略図を図 3 に示す。分オーダーで取得可能なエッジトラヒックルーターにおけるトラヒック流出入量 (以下、エッジトラヒック量) を観測することで得られるトラヒック状況のうち、特定のパターン  $\mu_i$  ( $i = 1, \dots, D$ ) とそのトラヒック状況  $\mu_i$  に適した VN 候補  $g_i$  ( $i = 1, \dots, D$ ) をあらかじめ複数保持しておく。エッジトラヒック量を観測する度に、現在のトラヒック状況が特定のトラヒック状況  $\mu_i$  に合致する確信度を更新し、確信度が一定以上になったときに現在のトラヒック状況を同定し、同定したトラヒック状況  $\mu_i$  に適した VN 候補  $g_i$  を選択・構成する。

#### 3.1 環境認知経路

BAM を応用して VN 制御を行うためには、パラメータをどのように設定するかが重要であるが、BAM のパラメータのすべての組み合わせ数は膨大となり、また、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 VN 再構成手法が得られる見通しが立たない。しかし、人間の脳には迅速性が重視される認知の経路 (ファストパスウェイ) と正確性が重視される認知の経路 (スローパスウェイ) があることが知られている [16]。そこで、人間の脳に内包されるファストパスウェイとスローパスウェイに着目して迅速性と正確性の双方を満たす VN 再構成手法の確立に取り組む。

認知精度より認知速度を重視する認知経路 (ファストパスウェイ) の BAM と認知速度より認知精度を重視する認知経路 (スローパスウェイ) の BAM を並行して動作させる。トラヒックの変動が起こった際には、まずファストパスウェイの BAM (以下、BAM-Fast) によって同定されたトラヒック状況に対応した VN を再構成した後に、スローパスウェイの BAM (以下、BAM-Slow) がより確信度の高いトラヒック状況を同定しそれに対応した VN を再構成する。これによって制御速度と制御精度の双方において良い性能を示す仮想ネットワークの制御を実現する。

#### 3.2 環境認知経路に適したアトラクターの設計

BAM-Slow に関しては環境変動に応じて保持しているアトラクターの入れ替えを行う。BAM-Fast によって大まかにトラヒック状況を同定し、そのトラヒック状況に適した仮想ネットワークを構成する際、BAM-Slow が保持しているアトラクターを同定したトラヒック状況に応じて更新する。

環境認知経路に適したアトラクターを設計するために以下の指針を立てた。

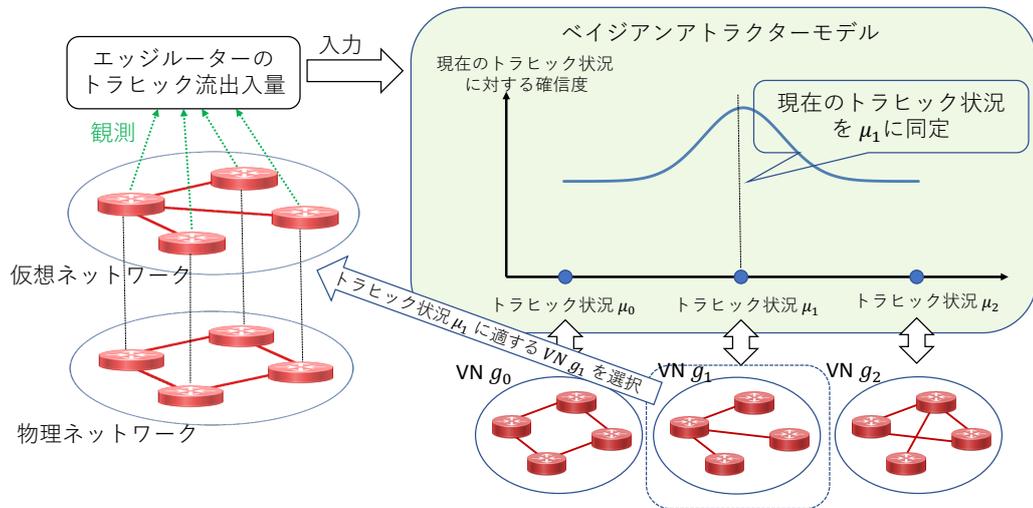


図 3: BAM の仮想ネットワーク再構成手法への適用

- BAM-Fast はより迅速性を重要視するため、BAM-Slow に比べて観測する情報量を削減し、より迅速にトラフィック状況を同定できるよう汎用的な VN を保持する。
- BAM-Slow は VN を運用するにあたって発生する消費電力を削減するため、BAM-Fast によって構成された VN に近いが、ノード間の仮想リンクがより少ない VN を保持する。

### 3.3 複数の環境認知経路の情報集約

本手法では、エッジトラフィック量を観測する度に、トラフィック状況の同定の確信度を更新し、確信度と VN の性能をもとに制御フェーズを変更し、制御を実行する。本手法は、トラフィック変動の際に発生する輻輳を解消することを目的とし、VN の性能指標として最大リンク利用率を用いている。BAM-Fast と BAM-Slow の双方から得られた情報の集約方法は、まず BAM-Fast を用いたトラフィック状況の同定を試み、同定に成功したとき VN をトラフィック状況に適したものに再構成するとともに BAM-Slow が保持しているアトラクターを入れ替える。そして BAM-Slow を用いたトラフィック状況の同定を試み、同定に成功したとき VN をトラフィック状況に適したものに再構成する。

### 3.4 制御アルゴリズム

本手法は、エッジトラフィック量を観測する度に、トラフィック状況の同定の確信度を更新し、確信度と VN の性能（通信品質）をもとに制御フェーズを変更し、制御を実行する。（図 4）

a) トラヒック状況の確信度の更新

観測したエッジトラヒック量をもとに、BAM によって現在のトラヒック状況が  $\mu_i$  のいずれと類似しているかを推定する。BAM により状態変数  $\mathbf{z}_t$  の事後分布を推定し、各状態  $\phi_i$  に対する事後ビリーフ  $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t}) (i = 1, \dots, \mathbf{D})$  を算出し、事後ビリーフから確信度を算出する。本報告の評価では、事後ビリーフの対数の差分を確信度として利用する。事後ビリーフが最も高い選択枝の事後ビリーフを  $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$ 、事後ビリーフが二番目に高い選択枝の事後ビリーフを  $p'(\mathbf{z}_t = \phi'_1 | \mathbf{X}_{1:t})$  と表記すると、 $\log 10 \frac{p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})}{p'(\mathbf{z}_t = \phi'_1 | \mathbf{X}_{1:t})}$  が閾値  $\lambda$  を超えれば確信度が高いと判定する。

b) 制御フェーズの変更・制御の実行

各制御フェーズの処理内容及び遷移条件を以下に示す。なお、運用開始時 ( $t = 0$ ) の制御フェーズは Phase 1. とする。

(Phase 1.) BAM-Fast の観測フェーズ

- 運用開始時のフェーズであり、BAM-Fast における各選択枝の事後ビリーフを観測し確信度を算出している。
- VN を再構成しない。

(Phase 2.) BAM-Fast による VN 再構成フェーズ

- 同定したトラヒック状況  $\mu_{fast_i}$  に適した VN 候補  $g_{fast_i}$  を構成する。
- 構成した VN  $g_{fast_i}$  に合わせて BAM-Slow が保持しているトラヒック状況およびそれに適した VN 候補を更新する。

(Phase 3.) BAM-Slow の観測フェーズ

- BAM-Slow における各選択枝の事後ビリーフを観測し確信度を算出している。
- VN を再構成しない。

(Phase 4.) BAM-Slow による VN を再構成フェーズ

- 同定したトラヒック状況  $\mu_{slow_i}$  に適した VN 候補  $g_{slow_i}$  を構成する。

(Phase 0.) VN 性能の評価フェーズ

- VN の性能（通信品質）を観測する。

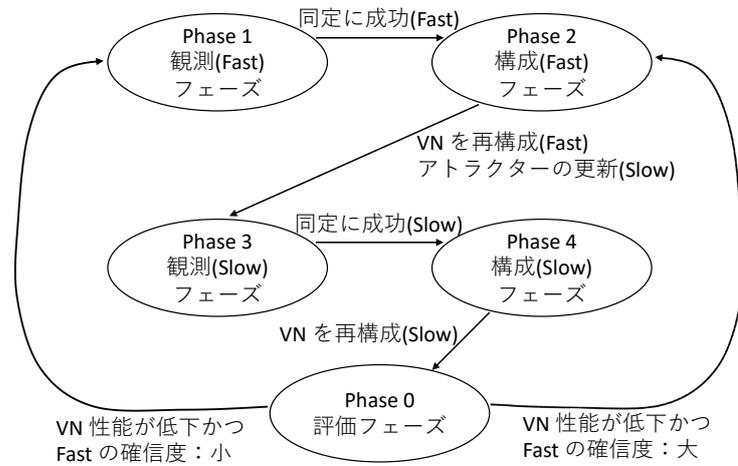


図 4: 制御フェーズの遷移

- VN を再構成しない。

#### 各フェーズの遷移条件

- Phase 1. において BAM-Fast の確信度が大きい状態で安定した ( $c$  回連続で閾値  $\lambda$  以上になった) とき、Phase 2. に遷移する。
- Phase 2. において BAM-Fast の同定結果に応じた VN を再構成・BAM-Slow のアトラクターを更新をしたとき、Phase 3. に遷移する。
- Phase 3. において BAM-Slow の確信度が大きい状態で安定した ( $c$  回連続で閾値  $\lambda$  以上になった) とき、Phase 4. に遷移する。
- Phase 4. において BAM-Slow の同定結果に応じた VN を再構成をした後、Phase 0. に遷移する。
- Phase 0. において VN の性能が閾値を下回ったとき BAM-Fast の確信度の閾値が
  - $\lambda$  を超えていれば Phase 2. に遷移する。
  - $\lambda$  を超えていなければ Phase 1. に遷移する。

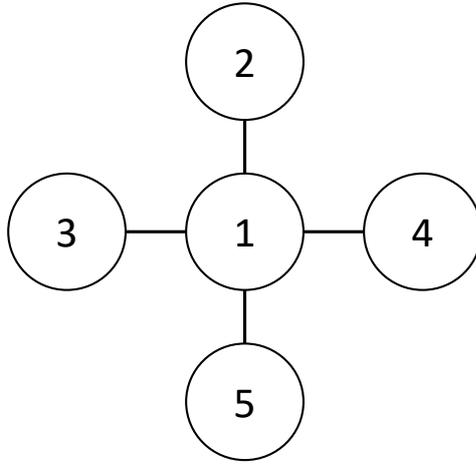


図 5: 5 ノードのトイモデルトポロジー

## 4 提案手法のシミュレーション評価

3章で述べた提案手法の有効性を、シミュレーションにより評価する。本報告では、提案手法の以下の挙動を確認する。

- トラフィック状況の情報収集を一部のノードに限定した BAM-Fast で、トラフィック状況概観を迅速に同定し、VN を再構成すること
- BAM-Slow のアトラクターを更新し、ファストパスウェイの認知により構成した VN よりも性能に優れた VN が構成されること

### 4.1 ネットワーク環境

本評価では、5つのノードからなり、図5に示す形のトイモデルトポロジーを対象にシミュレーション評価を行う。

#### 4.1.1 制御目標

トラフィック変動に伴う輻輳を解消しつつ消費電力を削減するため、VNの最大リンク利用率を0.5以下にすること、および仮想リンクの本数を10本以下にすることを制御目標とする。

#### 4.1.2 トラヒック状況の同定に関するパラメータ設定

VN 再構成手法の運用を開始する前に、BAM-Fast があらかじめ保持しておくトラヒック状況（エッジトラヒック量）とそれに適した VN 候補  $(\mu_{fast_i}, g_{fast_i})$  を用意する。

本報告は、5 ノードのトイモデルトポロジーでの実験を行うので、BAM-Fast があらかじめ保持しておく  $(\mu_{fast_i}, g_{fast_i})$  を 4 種類、BAM-Fast の各同定結果に応じて仮想リンクの数が少なくなるように BAM-Slow が保持する  $(\mu_{slow_i}, g_{slow_i})$  を 2 種類用意する。BAM-Fast が保持しておく  $(\mu_{fast_i}, g_{fast_i})$  ( $i = 0, \dots, 3$ ) と BAM-Fast のトラヒック状況の同定結果に応じて仮想リンクの数が少なくなるように BAM-Slow が保持する  $(\mu_{slow_i}, g_{slow_i})$  ( $i = 0, 1$ ) を図 6 のように設定する。

#### 4.1.3 評価で用いる対地間トラヒック量

時間（以降、step）= 0~50 では正規分布  $N(\mathbf{T}_{fast_1}, \Sigma)$  にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。ここで、 $\mathbf{T}_i = (\mathbf{T}_{i,11}, \dots, \mathbf{T}_{i,NN})$  ( $N$  はノード数)、 $\Sigma = CV^2 \text{diag}(T_{i,11}^2, \dots, T_{i,NN}^2)$  であり、 $CV = 0.5$  とする。step = 51~100 では、正規分布  $N(\mathbf{T}_{fast_1}, \Sigma)$  にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。

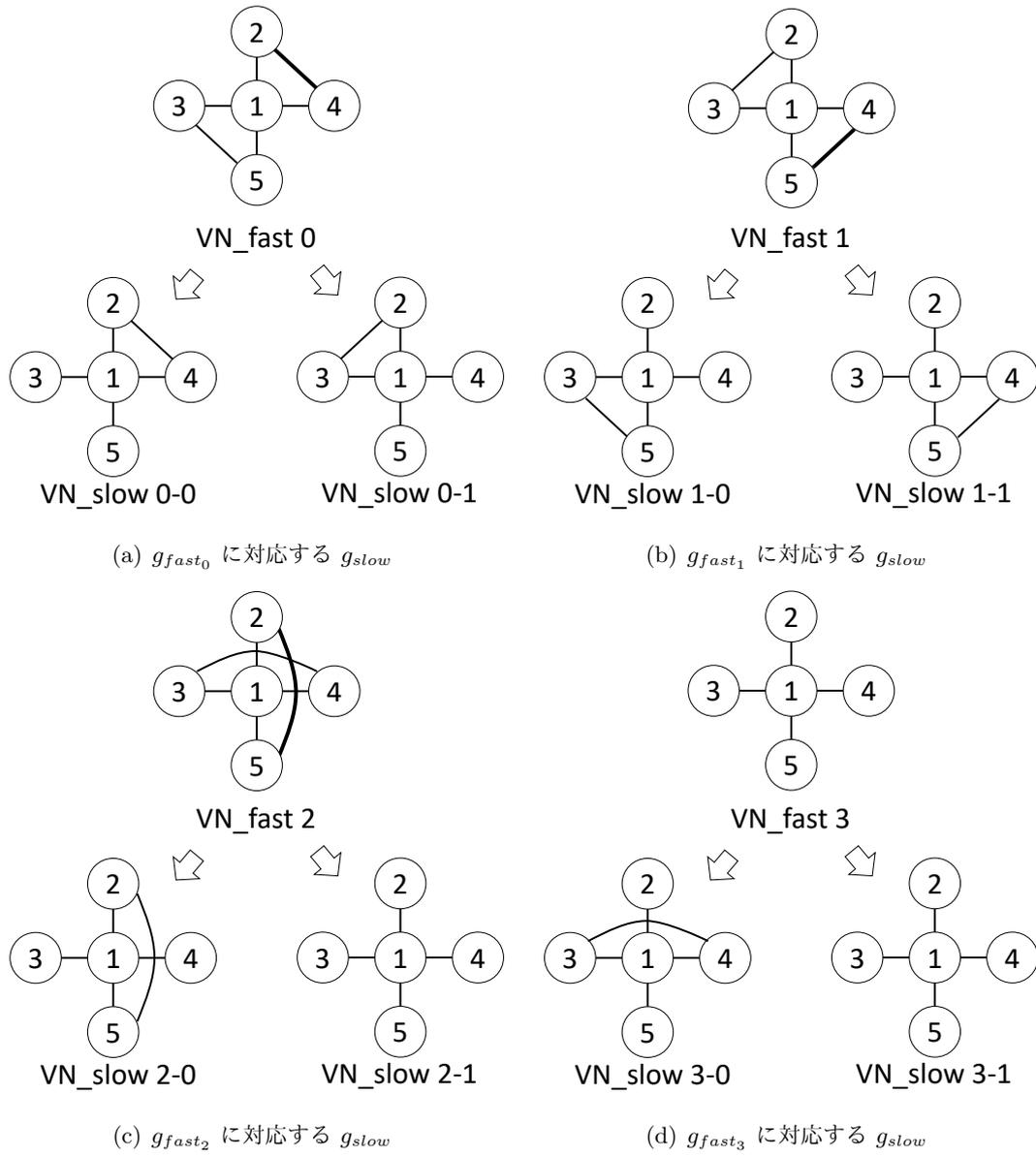
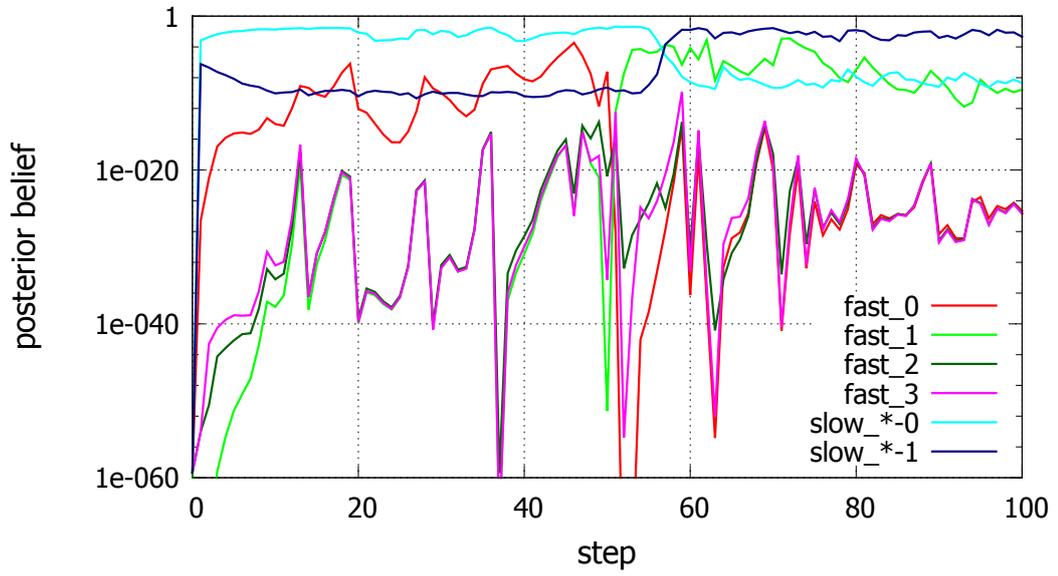


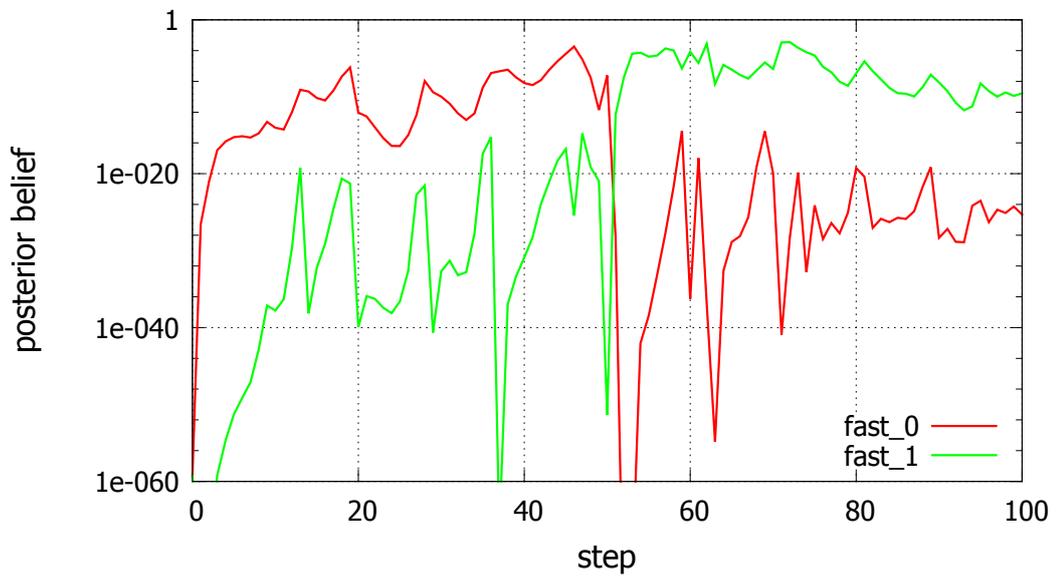
図 6:  $g_{fast_i}$  ( $i = 0, \dots, 3$ ) に対応する  $g_{slow_j}^i$  ( $j = 0, 1$ )

## 4.2 シミュレーション結果

図7(a)はBAMの各状態 $\phi_{fast_0}, \dots, \phi_{fast_3}, \phi_{slow_{*-0}}, \phi_{slow_{*-1}}$ に対する事後ビリーフ $p(\mathbf{z}_t = \phi_* | \mathbf{X}_{1:t})$ の推移を示しており、横軸は時間(制御ステップ)、縦軸はその時点の事後ビリーフを示している。まず、状態 $\phi_{fast_0}$ に対する事後ビリーフが上昇し、BAM-Slowのアトラクターが $\phi_{slow_{0-0}}, \phi_{slow_{0-1}}$ に変更され、状態 $\phi_{slow_{0-0}}$ の事後ビリーフが上昇することがわかる。step = 51以降では状態 $\phi_{fast_0}$ の事後ビリーフが低下し、代わりに状態 $\phi_{fast_1}$ に対する事後ビリーフが上昇し、BAM-Slowのアトラクターが $\phi_{slow_{1-0}}, \phi_{slow_{1-1}}$ に変更され、状態 $\phi_{slow_{0-0}}$ の事後ビリーフが低下し、状態 $\phi_{slow_{1-1}}$ の事後ビリーフが上昇することがわかる。これは、step = 50まではBAM-Fastはトラヒック状況を $\mu_{fast_0}$ に、BAM-Slowは $\mu_{slow_{0-0}}$ に同定し、step = 51以降ではBAM-Fastは $\mu_{fast_1}$ に、BAM-Slowは $\mu_{slow_{1-1}}$ に同定することを示している。step = 50までは $N(\mathbf{T}_{fast_0}, \Sigma)$ 、step = 51以降では $N(\mathbf{T}_{fast_1}, \Sigma)$ にしたがってトラヒックが変動しているため、BAM-Fastによってトラヒック状況を大まかに同定しVNを構成した際に、BAM-Fastの同定結果に応じてBAM-Slowのアトラクターを更新できていることがわかる。また、図7(b)から、BAM-Fastは迅速にトラヒック状況の同定を行えていることがわかる。



(a) 事後ベリーフ  $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$  の推移



(b) BAM-Fast の事後ベリーフ推移

図 7: 事後ベリーフの推移

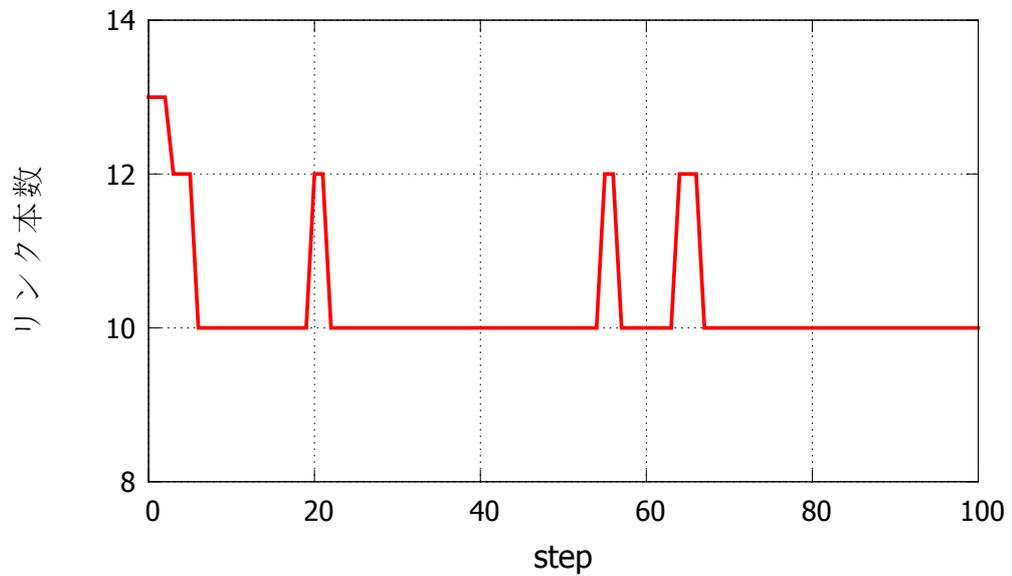


図 8: 仮想リンク本数の推移

図 8 は 構成した VN の仮想リンクの本数の推移を示しており、横軸は制御ステップ、縦軸はその時点に構成している VN の仮想リンクの本数を示している。BAM-Fast が同定に成功し VN を再構成した時には、VN の仮想リンクの本数は 12 本になっており、BAM-Slow が同定に成功し VN を再構成した時には、VN の仮想リンクの本数は 10 本になっていることがわかる。BAM-Fast によって迅速に VN を構成し、BAM-Slow によってその性能を維持しつつより仮想リンクの本数が少ない VN を構成できているといえる。

## 5 おわりに

本報告では、人間の脳に内包される制御速度を重視した認知経路であるファストパスウェイと制御精度を重視した認知経路であるスローパスウェイに着目し、異なるパラメータを持つ2つのベイズ型アトラクター選択モデルを並行に動作させるVN再構成手法、およびBAM-Fastの認知結果に応じたBAM-Slowのアトラクター更新手法の特徴・利点を示した。小規模なトイモデルにおけるシミュレーションを行い、提案手法の原理が正しく動作することを示したので、今後は大規模なネットワークを想定したシミュレーションを行いたい。大規模なネットワークを想定するにあたって、BAM-Fastが保持しておくアトラクターを適切に設定すること、そしてBAM-Slow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を確立することが求められる。

また、生物学的に未だ完全には解明されていないファストパスウェイの認知経路とスローパスウェイの認知経路の切り替える仕組みについてのモデルを考えることも今後の課題である。

## 謝辞

謝辞本報告を終えるにあたり、ご多忙の中、日頃より熱心にご指導、ご教授いただきました大阪大学大学院情報科学研究科の村田正幸教授に、心より深く感謝を申し上げます。ならびに、本報告の作成にあたって、ご多忙の中、多くの時間を割いてご指導いただき方向性を示していただいた大阪大学大学院情報科学研究科の荒川伸一准教授に厚く心よりお礼申し上げます。また、平素よりご助言をいただきました大阪大学先導的学際研究機構の山下裕一准教授、大阪大学大学院経済学研究科の小南大智助教に感謝を申し上げます。最後に日頃より様々な面でご助言、ご協力いただきました井上昂輝氏、金田純一氏、高木詩織氏をはじめとする研究室の皆様にご感謝いたします。

## 参考文献

- [1] N. McKeown, T. Anderson, H. Balakrishnan, G. Parulkar, L. Peterson, J. Rexford, S. Shenker, and J. Turner, “Openflow: Enabling innovation in campus networks,” *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, vol. 38, pp. 69–74, Mar. 2008.
- [2] S. Sezer, S. Scott-Hayward, P. Chouhan, B. Fraser, D. Lake, J. Finnegan, N. Viljoen, M. Miller, and N. Rao, “Are we ready for SDN? Implementation challenges for software-defined networks,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 51, pp. 36–43, July 2013.
- [3] A. Hakiri, A. Gokhale, P. Berthou, D. C. Schmidt, and T. Gayraud, “Software-defined networking: Challenges and research opportunities for future Internet,” *Computer Networks*, vol. 75, Part A, pp. 453–471, Dec. 2014.
- [4] G. Kandiraju, H. Franke, M. D. Williams, M. Steinder, and S. M. Black, “Software defined infrastructures,” *IBM Journal of Research and Development*, vol. 58, pp. 2:1–2:13, Mar. 2014.
- [5] P. Bhaumik, S. Zhang, P. Chowdhury, S. S. Lee, J. Lee, and B. Mukherjee, “Software-defined optical networks (SDONs): A survey,” *Photonic Network Communications*, vol. 28, pp. 4–18, June 2014.
- [6] Y. Jararweh, M. Al-Ayyoub, A. Darabseh, E. Benkhelifa, M. Vouk, and A. Rindos, “Software defined cloud: Survey, system and evaluation,” *Future Generation Computer Systems*, vol. 58, pp. 56–74, May 2016.
- [7] V. Gkamas, K. Christodouloupolous, and E. Varvarigos, “A joint multi-layer planning algorithm for ip over flexible optical networks,” *IEEE/OSA Journal of Lightwave Technology*, vol. 33, pp. 2965–2977, July 2015.
- [8] Assis, KDR and Peng, S and Almeida, RC and Waldman, H and Hammad, A and Santos, AF and Simeonidou, D, “Network virtualization over elastic optical networks with different protection schemes,” *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 8, pp. 272–281, Apr. 2016.

- [9] A. Gencata and B. Mukherjee, “Virtual-topology adaptation for WDM mesh networks under dynamic traffic,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 11, pp. 236–247, Apr. 2003.
- [10] F. Ricciato, S. Salsano, A. Belmonte, and M. Listanti, “Off-line configuration of a MPLS over WDM network under time-varying offered traffic,” in *Proceedings of IEEE INFOCOM*, vol. 1, pp. 57–65, June 2002.
- [11] N. Fernandez, R. J. D. Barroso, D. Siracusa, A. Francescon, I. de Miguel, E. Salvadori, J. C. Aguado, and R. M. Lorenzo, “Virtual topology reconfiguration in optical networks by means of cognition: evaluation and experimental validation [invited],” *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 7, pp. A162–A173, Jan. 2015.
- [12] F. Morales, M. Ruiz, L. Gifre, L. M. Contreras, V. L. Lopez, and L. Velasco, “Virtual network topology adaptability based on data analytics for traffic prediction,” *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 9, pp. A35–A45, Jan. 2017.
- [13] S. Bitzer, J. Bruineberg, and S. J. Kiebel, “A bayesian attractor model for perceptual decision making,” *PLoS Computational Biology*, vol. 11, p. e1004442, Aug. 2015.
- [14] T. Ohba, S. Arakawa, and M. Murata, “A bayesian-based approach for virtual network reconfiguration in elastic optical path networks,” in *Proceedings of Optical Fiber Communication Conference*, vol. 11, pp. Th1J–7, Mar. 2017.
- [15] 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.
- [16] I. Fujita and T. Doi, “Seeing the world in three dimensions, fast-but-rough and slow-but-accurate,” *Atlas of Science*, Jan. 2017.
- [17] S. S. Haykin *et al.*, “Kalman filtering and neural networks,” *Wiley Online Library*, 2001.
- [18] J. J. Hopfield, “Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons,” in *Proceedings of the national academy of sciences*, vol. 81, pp. 3088–3092, May 1984.