

[依頼講演] 光通信網におけるベイズ型アトラクター 選択モデルに基づく仮想ネットワーク再構成手法

大場斗士彦[†] 荒川 伸一[†] 村田 正幸[†]

[†] 大阪大学 大学院情報科学研究科 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

E-mail: †{t-ohba,arakawa,murata}@ist.osaka-u.ac.jp

あらまし 光通信網上に仮想ネットワーク (VN) を構築し、それをトラフィック量の変動に応じて動的に再構成することで輻輳を解消し、通信品質の向上を図る技術が注目されている。既存手法の多くは、VN の設計にあたり対地間トラフィックマトリクス情報の取得が必須であるが、トラフィック量が動的に変動する状況下では、その情報を早く正確に取得し最適な VN を構成するのは困難である。トラフィック変動に追従して動的に光通信網を制御するためのパラダイムとして、ネットワークの状況を認知し適切な制御を行うコグニティブ光ネットワークに関する研究が近年盛んに行われている。私たちはこれまで、脳の認知・意思決定の機構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 再構成手法を検討してきた。本手法は、対地間トラフィックマトリクス情報を用いず、より容易に取得可能なエッジルーターにおけるトラフィック流出入量のみを観測することで現在のトラフィック状況を認知し、トラフィック変動に追従して適切な VN を構成する。本稿では、本手法の特徴・利点について述べ、今後の課題について議論する。
キーワード 仮想ネットワーク再構成、コグニティブ光ネットワーク、ベイジアンアトラクターモデル、線形回帰

[Invited Lecture] Virtual Network Reconfiguration Based on Bayesian Attractor Selection Model for Optical Networks

Toshihiko OHBA[†], Shin'ichi ARAKAWA[†], and Masayuki MURATA[†]

[†] Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871. Japan

E-mail: †{t-ohba,arakawa,murata}@ist.osaka-u.ac.jp

Abstract One of approaches to accommodating traffic demand on an optical network is to configure a virtual network (VN), and reconfigure the VN in response to traffic changes and thereby resolve traffic congestion. A prevalent approach for VN reconfiguration designs an optimal VN with a knowledge of the end-to-end traffic demand matrix. However, it is difficult to configure the optimal VN using the traffic demand matrix in a changing environment. A promising solution to tackle the challenge is to develop cognitive optical networks, which are optical networks that can perceive network conditions and act on those conditions, and learn from these adaptations and use them for future decisions. We have previously proposed a VN reconfiguration framework based on the Bayesian Attractor Model (BAM), which represents human perceptual decision making. Our VN reconfiguration framework perceives current traffic situation by observing the amount of incoming and outgoing traffic at edge routers, which can be easily obtained than the traffic demand matrix, and configures a suitable VN following traffic changes. In this paper, we introduce the characteristics and the advantages of our VN reconfiguration framework, and future directions for the BAM-based VN reconfiguration approach.

Key words Virtual Network Reconfiguration, Cognitive Optical Networking, Bayesian Attractor Model, Linear Regression

1. はじめに

様々な通信サービスやデバイスの発展により、インターネット上のトラフィック量が増大する傾向は今後も継続すると予想されている [1]。増大するトラフィック量を収容するため、大容量通信が可能なインフラ網として光通信網の研究開発がなされてきている [2] が、新たな通信サービスの発展がトラフィック変動幅の増大を引き起こしており、光通信網により提供される帯域幅と、ユーザーが実際に利用する帯域幅との間にギャップが発生している。したがって、光通信網にはトラフィック変動に応じて動的に波長資源を割り当てる柔軟性が求められる。トラフィックを柔軟に収容するアプローチの一つは、トラフィック需要に応じて波長資源を割り当てることで仮想ネットワーク (VN) を構成することである。VN は光パス (光通信チャネル) とクライアントノード (IP ルーターなど) から構成され、トラフィックは VN 上をマルチホップで転送される (図 1 参照)。トラフィック変動により輻輳が発生したとき、それに追従して VN を適切に再構成する (光パスを切り替える) ことで輻輳を解消することができる。

既存の VN 再構成アプローチの多くは、対地間トラフィックマトリクスを所与として最適化問題を解くことで最適な VN を構成する [3, 4]。しかし、対地間トラフィックマトリクスを直接取得するには多大なオーバーヘッドを要する [5]。トラフィック変動に追従して動的に VN を再構成するためには、情報取得のためのオーバーヘッドが問題となる。そこで、分オーダーで取得可能なリンク利用率の情報や過去のトラフィック量をもとに対地間トラフィックマトリクスを推定し、これを利用して VN を構成する手法の検討もなされている [6, 7]。しかし、推定誤差の発生は避けられず、構成される VN の性能が保証されない。したがって、対地間トラフィックマトリクスを利用するアプローチは、トラフィック変動に追従して適切な VN を構成することが困難である。

トラフィック変動に追従して動的に光通信網を制御するためのパラダイムとして、コグニティブ光ネットワーク [8, 9] が注目されている。コグニティブ光ネットワークは、1) 現在のネットワークの状況を認知し、2) それに基づいて意思決定 (ネットワークの設定変更などの制御) を実行することで状況変化に適応し、3) 過去の制御履歴を学習・活用するものである。Cognitive Heterogeneous Reconfigurable Optical Network (CHRON) プロジェクト [10] をはじめ、光通信網にこのような“知性”を与えるアーキテクチャや通信プロトコルに関する研究開発は盛んに行われている。

私たちはこれまで、脳の認知・意思決定の機構をモデル化したベイジアンアトラクターモデル (BAM) [11] を応用した、光通信網におけるベイズ型アトラクター選択モデルに基づく VN 再構成手法について検討してきた [12, 13]。ベイズ型アトラクター選択モデルに基づく VN 再構成手法は、対地間トラフィックマトリクスを利用せず、BAM を応用して動的に VN を再構成する。本手法は、特定のトラフィック状況 (ここでは、分オーダーで取得可能なエッジルーターにおけるトラフィック流出入

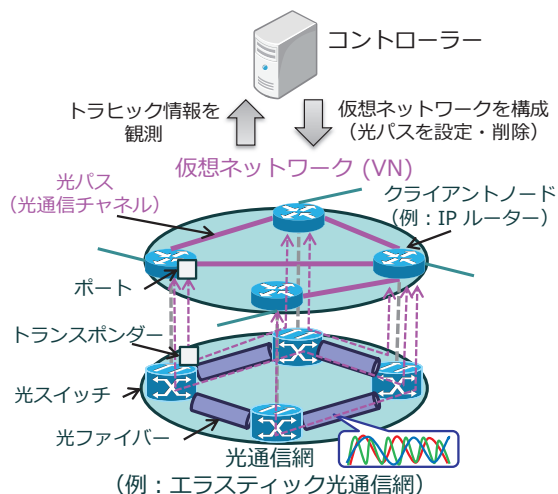


図 1 光通信網における仮想ネットワーク再構成アプローチ

量) とそれに適した VN をあらかじめ複数保持する。運用時は、エッジトラフィック量を観測する度に、現在のトラフィック状況が特定のトラフィック状況に合致する確信度を更新し、確信度が一定以上となったとき、現在のトラフィック状況を同定し、同定したトラフィック状況に適した VN を選択・構成する。現在のトラフィック状況の同定に失敗した場合は、線形回帰により現在のトラフィック状況をあらかじめ保持しているトラフィック状況の線形和にフィッティングし、得られた回帰係数を利用して VN を算出・構成する。これにより、1) ネットワークの状況 (ここでは、エッジルーターにおけるトラフィック流出入パターン) を認知し、2) それに基づいて適切な VN を構成することが期待できる。ただし、3) 過去の制御履歴の学習・活用については、これまで十分な検討をしていない。本稿では、文献 [12, 13] で提案した、光通信網におけるベイズ型アトラクター選択モデルに基づく VN 再構成手法を紹介し、その特徴・利点と今後の課題について議論する。

本稿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、光通信網におけるベイズ型アトラクター選択モデルに基づく VN 再構成手法について説明し、4. 章でその性質・利点について説明する。最後に、5. 章でまとめと今後の課題について議論する。

2. ベイジアンアトラクターモデル (BAM)

本章では、文献 [11] で提案されている、脳の認知・意思決定の機構をモデル化したベイジアンアトラクターモデル (BAM) について説明する。

2.1 BAM の概要

BAM は、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・意思決定する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} をもち、 \mathbf{z} はエビデンスが蓄積されるにつれて状態 ϕ_i ($i = 1, \dots, D$) に収束するアトラクターダイナミクスにしたがって値が変化する。また、BAM は観測値の平均的なパ

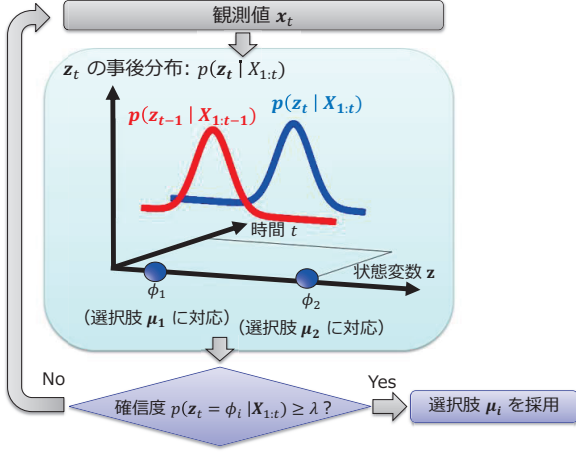


図2 ベイジアンアトラクターモデル (BAM)

ターンである選択肢 μ_i ($i = 1, \dots, D$) を有しており、各選択肢 μ_i はそれぞれ状態 ϕ_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) [14] 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 までに得られた観測値とする。推定後、 $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t}) \geq \lambda$ が成り立てば選択肢 μ_i を正しい選択肢として採用し、そうで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 ϕ_i に対する事後ベリーフ、すなわち選択肢 μ_i に対する意思決定の確信度 (confidence) を表す。

2.2 BAMの推論機構

BAMの推論機構について詳細に説明する。

2.2.1 BAMの生成モデル

BAMの生成モデルは、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(出力)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。

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

ここで、 \mathbf{z}_t は時間 t における状態変数、 $f(\mathbf{z})$ はアトラクターダイナミクス [15]、 \mathbf{w}_t は正規分布 $N(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$ にしたがうノイズとする。 $\mathbf{Q} = (q^2/\Delta t) \cdot \mathbf{I}$ 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。

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

ここで、 $\mathbf{M} = [\boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_D]$ は、意思決定の選択肢となる観測

表1 ベイジアンアトラクターモデルのパラメーター

パラメーター	説明
s (noise level)	実際の観測値のノイズの大きさ
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

値の平均的なパターン(列ベクトル)を並べて構成した行列である。 $\sigma(\cdot)$ はシングモイド関数であり、また状態変数 \mathbf{z} の値はアトラクターダイナミクスにしたがって変化するため、 $\sigma(z_i)$ ($i = 1, \dots, D$) のうち一つの値は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 ϕ_i に収束するとき、観測値(の予測値)は μ_i に近い値をとる。また、 \mathbf{v} は正規分布 $N(\mathbf{0}, \mathbf{R})$ にしたがうノイズとする。 $\mathbf{R} = r^2 \cdot \mathbf{I}$ 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。BAMにおけるパラメーターを表1にまとめて示す。

2.2.2 UKFによる推定

UKFを用いることで、時間 t までの観測値 $\mathbf{X}_{1:t}$ をもとに状態変数の確率分布 $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{X}_{1:t})$ を推定し、正規分布 $N(\bar{\mathbf{z}}_t, \bar{\mathbf{P}}_t)$ に近似する方法について説明する。

まず、時間 $t-1$ における状態変数の確率分布 $N(\bar{\mathbf{z}}_{t-1}, \bar{\mathbf{P}}_{t-1})$ をもとに、式(1)を用いて時間 t の状態変数の確率分布を予測し、正規分布 $N(\hat{\mathbf{z}}_t, \hat{\mathbf{P}}_t)$ に近似する。次に、式(2)を用いて時間 t の観測値の確率分布を予測し、正規分布 $N(\hat{\mathbf{x}}_t, \hat{\Sigma}_t)$ に近似する。最後に、式(3)にしたがって観測値の予測値 $\hat{\mathbf{x}}_t$ と実際の観測値 \mathbf{x}_t の残差 $\boldsymbol{\epsilon}_t$ を算出し、式(4)と式(5)にしたがって状態変数の予測結果を更新することで、状態変数の確率分布(事後分布) $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{X}_{1:t})$ を正規分布 $N(\bar{\mathbf{z}}_t, \bar{\mathbf{P}}_t)$ に近似する。

$$\boldsymbol{\epsilon}_t = \mathbf{x}_t - \hat{\mathbf{x}}_t = \mathbf{x}_t - \sum_{i=1}^D w'_i \cdot \boldsymbol{\mu}_i \quad (3)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_t = \hat{\mathbf{z}}_t + \mathbf{K}_t \cdot \boldsymbol{\epsilon}_t \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_t = \hat{\mathbf{P}}_t - \mathbf{K}_t \hat{\mathbf{C}}_t^T \quad (5)$$

ここで、 \mathbf{K}_t はカルマンゲインであり、式(6)にしたがって算出する。カルマンゲインは、残差を状態変数の事後分布にどの程度反映させるかを表し、 $\hat{\mathbf{C}}_t$ は状態変数の予測値 $\hat{\mathbf{z}}_t$ と観測値の予測値 $\hat{\mathbf{x}}_t$ の分散共分散行列を表す。

$$\mathbf{K}_t = \hat{\mathbf{C}}_t \hat{\Sigma}_t^{-1}, \quad (6)$$

3. 光通信網におけるベイズ型アトラクター選択モデルに基づく仮想ネットワーク再構成手法

本章では、文献 [12, 13] で提案した、光通信網におけるベイズ型アトラクター選択モデルに基づくVN再構成手法について説明する。

3.1 BAMのVN再構成手法への適用

本手法のキーアイデアは、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VNを構成することで

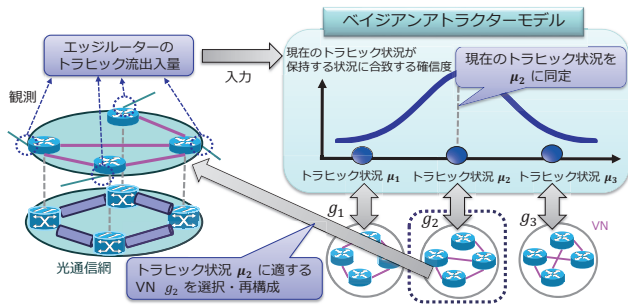


図3 BAMの仮想ネットワーク再構成手法への適用

ある。本アイデアの概略図を図3に示す。具体的には、特定のトラフィック状況（ここでは、分オーダーで取得可能なエッジルーターにおけるトラフィック流出量（以下、エッジトラフィック量）を用いる。） μ_i ($i = 1, \dots, D$) とそれに適したVN候補 g_i ($i = 1, \dots, D$) をあらかじめ複数保持しておき、運用時は、エッジトラフィック量を観測する度に、現在のトラフィック状況が特定のトラフィック状況 μ_i に合致する確信度を更新し、確信度が一定以上となったとき、現在のトラフィック状況を同定し、同定したトラフィック状況 μ_i に適したVN候補 g_i を選択・構成する。ただし、構成したVN g_i が現在のトラフィック状況に適していない場合、およびトラフィック状況の同定に失敗する場合は別途対処が必要となるため、複数の制御フェーズを用意し、状況に応じた制御を実行する。

3.2 VN再構成手法の概要

本手法は、エッジトラフィック量およびVN上の通信品質（リンク利用率）のみを観測し、トラフィック変動に追従して適切なVNを構成する。上記のトラフィック情報は、Simple Network Management Protocol (SNMP) を用いることで1分程度で取得可能であり、対地間トラフィックマトリクス取得が必要な手法で問題となるオーバーヘッドを回避できる。また、本手法はトラフィック変動に伴う輻輳を解消することを目的とし、最大リンク利用率をVNの性能指標として用いる。ただし、トラフィックはVN上の最短経路上を転送されるとする。

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。制御フェーズは以下の通りであり、運用開始時の制御フェーズはPhase 1とする。

- Phase 1：待機

- トラフィック状況の同定に成功する（確信度が大きい状態で安定する）か失敗する（確信度が小さい状態で安定する）までVNの再構成を行わず待機する。

- Phase 2-1：トラフィック状況の同定に成功したとき、同定したトラフィック状況に適したVNを構成

- 現在のトラフィック状況を μ_i に同定したとき、 μ_i に適したVN候補 g_i を構成する。ただし、トラフィック状況 μ_i ($i = 1, \dots, D$) およびそれに適したVN候補 g_i ($i = 1, \dots, D$) は運用前にあらかじめ保持しておく。

- Phase 2-2：トラフィック状況の同定に失敗したとき、線

形回帰を用いてVNを算出・構成

- 線形回帰により、現在のトラフィック状況 μ_{new} をあらかじめ保持しているトラフィック状況 μ_1, \dots, μ_D の線形和にフィッティングし、得られた回帰係数 w_1, \dots, w_D を利用してVN g_{new} を算出・構成する。

- Phase 3：アトラクター選択にもとづきVNを再構成

- Phase 2の制御を実行してもVNの性能が改善されないとき、文献[16]で提案したアトラクター選択にもとづくVN再構成手法により、適切なVNを探索する。

- Phase 0：待機

- VNの性能が改善されたとき、VNの再構成を行わず待機する。

要約すると、本手法はまずBAMを用いたトラフィック状況の同定を試み（Phase 1）、同定が成功した場合はVNをトラフィック状況に適している見込みのあるものに再構成し（Phase 2-1）、同定に失敗した場合は線形回帰を用いて新たなVNを算出・構成する（Phase 2-2）。そして、VN上の通信品質を観測し、必要に応じてVNを再構成する（Phase 3）。

3.3 制御アルゴリズム

3.3.1 事前準備

運用を開始する前に、特定のトラフィック状況とそれに適したVN候補、およびBAMによるトラフィック状況の同定に用いるパラメーターセットを用意する。

- a) 特定のトラフィック状況およびそれに適したVN候補

トラフィック状況（エッジトラフィック量） μ_i ($i = 1 \dots, D$)、およびそのトラフィック状況に対し良好な性能を示したVN候補 g_i ($i = 1 \dots, D$) を用意し、保持する。具体的な方法としては、

- 制御履歴から、エッジトラフィック量が μ_i であるときに良好な性能を示したVN g_i を保持

- 長期的な観測により得た対地間トラフィック量を用いてVNを算出

などの方法が挙げられる。

- b) トラフィック状況の同定に用いるパラメーター

BAMによりトラフィック状況 μ_1, \dots, μ_D を正しく同定できるパラメーターセット (r, q) をオフラインシミュレーションにより求める。

3.3.2 オンライン制御

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。運用開始時 ($t = 0$) の制御フェーズはPhase 1とする。以下では、時間 t における処理内容を説明する。

- a) トラフィック状況の同定の確信度の更新

観測したエッジトラフィック量をもとに、BAMにより現在のトラフィック状況が μ_i のいずれと類似しているかを推定する。

まず、推定に用いるパラメーター r, q を設定する。具体的には、観測値 $\mathbf{X}_{1:t}$ から求めた標準偏差 s_t を r とし、事前準備で求めた対となるパラメーターを q とする。観測値の標準偏差は、 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{t-1}$ の値の保持が不要なWelfordの方法[17]を応用し、逐次的に更新する。次に、BAMにより状態変数 \mathbf{z}_t の事後

分布を推定し、各状態 ϕ_i に対する事後ビリーフ $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$ ($i = 1 \dots, D$) を算出する。最後に、事後ビリーフから確信度を算出する。本稿の評価では、事後ビリーフそのものを確信度として利用する。文献 [18] では、確信度の定義として、1) 事後ビリーフそのもの、2) 事後ビリーフの対数、3) 事後ビリーフの対数の差分の三つを挙げ、これらを用いて同等の意思決定が可能であることが述べられている。

b) 制御フェーズの変更・制御の実行

算出した確信度および 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。各フェーズへの遷移条件および処理内容を以下に示す。

(Phase 1) 確信度が安定するまで待機

- 運用開始時の制御フェーズである。また、確信度が大き安定した後に減少したとき、あるいは確信度が小で安定した後に増加したとき Phase 1 に遷移する。ここで、確信度が小 (小) で安定とは、確信度が c 回連続で閾値 λ 以上 (未満) となることを指す。
- VN を再構成しない。

(Phase 2-1) 同定したトラヒック状況に適した VN を構成

- 確信度が大き安定したとき (すなわち、トラヒック状況の同定に成功したとき)、Phase 1 から Phase 2-1 へ遷移する。
- 同定したトラヒック状況 μ_i に適した VN 候補 g_i を選択・構成する。

(Phase 2-2) 線形回帰を用いて新たな VN を算出・構成

- 確信度が小で安定したとき (すなわち、トラヒック状況の同定に失敗したとき)、Phase 1 から Phase 2-2 へ遷移する。
- 線形回帰を用いて現在のトラヒック状況をフィッティングし、得られた回帰係数をもとに新たな VN を算出・構成する。

BAM は、式 (2) に示すように、観測値 \mathbf{x} を選択肢 μ_1, \dots, μ_D の線形和で表現している。これを応用し、トラヒック状況の同定に失敗したとき、線形回帰により現在のトラヒック状況を特定のトラヒック状況の線形和で表現する。具体的には、観測値 \mathbf{x} (以降では μ_{new} と表記する) を式 (7) に示すように特定のトラヒック状況 μ_1, \dots, μ_D の線形和にフィッティングし、観測残差 ϵ を最小化する回帰係数 w_1, \dots, w_D を決定する。ここで、 \mathbf{v} は誤差項である。

$$\mu_{new} = w_1 \mu_1 + \dots + w_D \mu_D + \mathbf{v} = \sum_{i=1}^D w_i \mu_i + \mathbf{v} \quad (7)$$

正確には、最小二乗法により式 (8) で定義される残差平方和 $RSS(\mathbf{w})$ を最小にする回帰係数 w_1, \dots, w_D を求める。

$$\begin{aligned} RSS(\mathbf{w}) &= \epsilon^T \epsilon = (\mu_{new} - \hat{\mu}_{new})^T (\mu_{new} - \hat{\mu}_{new}) \quad (8) \\ &= \left(\mu_{new} - \sum_{i=1}^D w_i \mu_i \right)^T \left(\mu_{new} - \sum_{i=1}^D w_i \mu_i \right) \end{aligned}$$

次に、得られた回帰係数 w_i ($i = 1, \dots, D$) を利用して VN g_{new} を算出・構成する。本稿では、エッジトラヒック量と、それに対応する対地間トラヒックマトリクスの要素がおおむね比例関係にあることを利用し、回帰係数 w_i ($i = 1, \dots, D$) を用いて対地間トラヒックマトリクスを表現し、これを入力として VN を算出する。具体的には、現在のトラヒック状況を特

定のトラヒック状況の線形和にフィッティングしているため、式 (9) に示すように、このときの対地間トラヒック量 \mathbf{T}_{new} を各トラヒック状況 μ_1, \dots, μ_D に対応する対地間トラヒック量 $\mathbf{T}_1, \dots, \mathbf{T}_D$ の線形和で表現する。そして、 \mathbf{T}_{new} をヒューリスティックアルゴリズム [19, 20] の入力として VN g_{new} を算出・構成する。

$$\mathbf{T}_{new} = w_1 \mathbf{T}_1 + \dots + w_D \mathbf{T}_D = \sum_{i=1}^D w_i \mathbf{T}_i \quad (9)$$

(Phase 3) 文献 [16] の手法により VN を再構成

- 確信度が小または小で安定し、かつ VN の性能が低下しているとき、Phase 2-1 または Phase 2-2 から Phase 3 へ遷移する。

- アトラクター選択に基づく VN 再構成手法 [16] により、良好な性能を示す VN を探索する。

(Phase 0) 待機 (VN の性能が改善)

- VN の性能が改善したとき、Phase 0 へ遷移する。
- VN を再構成しない。

4. 評価

本章では、3. 章で説明した VN 再構成手法の特徴・利点を計測シミュレーションにより示す。具体的には、BAM で保持しているトラヒック状況が発生する場合 (シナリオ 1) と、保持していないトラヒック状況が発生する場合 (シナリオ 2) において、手法の振る舞いを示し、トラヒック状況の同定に成功するか否か、および適切な VN を構成できるか否かを評価する。

4.1 評価環境

4.1.1 物理トポロジー

本評価では 24 ノードの USNET トポロジーをもつエラスティック光ネットワークを対象とし、各ノード (BV WXC および IP ルーター) のポート (トランスポンダー) 数は等しく 10 とする。各ポートの帯域幅は 100Gbps であるとする。また、全ノードが外部とのトラヒック流入が発生するエッジルーターであるとする。

4.1.2 周波数スロット割り当て

各光ファイバーの周波数域は 4.75THz、1 スロットあたりの周波数域は 12.5GHz とする。すなわち、各光ファイバーの周波数スロット数は 380 とする。また、1 スロットあたりの帯域幅は 10Gbps とする。周波数スロットはヒューリスティックアルゴリズム [19, 20] を用いて割り当てる。

4.1.3 制御目標

トラヒック変動に伴う輻輳を解消するため、VN の最大リンク利用率を 0.5 以下とすることを制御目標とする。

4.1.4 事前準備

VN 再構成手法の運用を開始する前に、対地間トラヒック量とそれに対応するトラヒック状況 (エッジトラヒック量)、および適した VN 候補 $(\mathbf{T}_i, \mu_i, g_i)$ ($i = 1, \dots, 5$) を用意する。ここで、対地間トラヒック量 \mathbf{T}_i は対数正規分布にしたがう乱数であり、対地間トラヒック量が \mathbf{T}_i であるときのエッジトラヒック量を μ_i と表記する。また、対地間トラヒック量 \mathbf{T}_i を収容

可能なVN候補 g_i をヒューリスティックアルゴリズム [19,20] を用いて算出する。

4.1.5 トラヒック状況の同定に関するパラメーター

BAMにおいて、特定のトラヒック状況 μ_1, \dots, μ_5 に対応する状態をそれぞれ $(\phi_1, \dots, \phi_5)^T = 10 \cdot \mathbf{I}$ とする。確信度が $c = 3$ 回連続で閾値 $\lambda = 2.0 \times 10^{-10}$ を上回った(下回った)とき、確信度が大きい(小さい)状態で安定したと見做す。

4.1.6 評価で用いる対地間トラヒック量

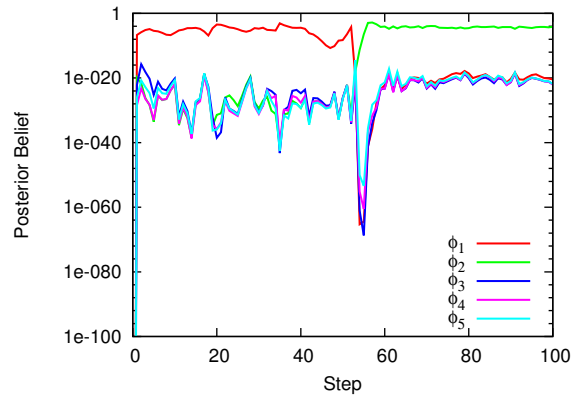
時間(以降、Step) = 0~50 では正規分布 $N(\mathbf{T}_1, \Sigma)$ にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。ここで、 $\mathbf{T}_i = (T_{i,11}, \dots, T_{i,sd}, \dots, T_{i,NN})$ (N はノード数)、 $\Sigma = CV^2 \text{diag}(T_{i,11}^2, \dots, T_{i,NN}^2)$ であり、 $CV = 0.5$ とする。Step=51~100 では、評価シナリオによって用いる対地間トラヒック量が異なる。評価シナリオ1では、BAMで保持しているトラヒック状況を発生させることを目的とし、正規分布 $N(\mathbf{T}_2, \Sigma)$ にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。評価シナリオ2では、BAMで保持していないトラヒック状況を発生させることを目的とし、正規分布 $N(\mathbf{T}', \Sigma)$ にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。ここで、対地間トラヒック量 \mathbf{T}' は対数正規分布にしたがう乱数であり、BAMで保持する \mathbf{T}_i ($i = 1, \dots, 5$) とは異なる。

4.2 評価結果

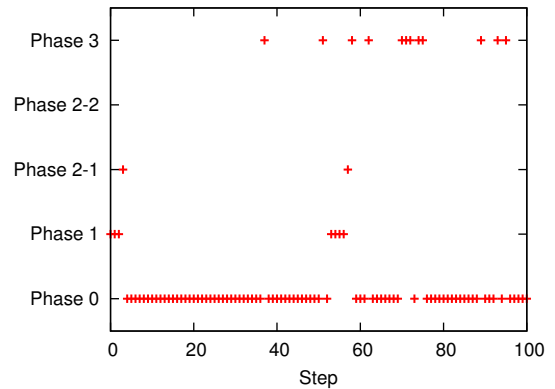
4.2.1 評価シナリオ1

評価シナリオ1における、3.章のVN再構成手法の振る舞いの例を図4に示す。図4(a)はBAMの各状態 ϕ_i ($i = 1, \dots, 5$) に対する事後ベリーフ $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$ 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ベリーフを示している。図4(a)を見ると、まず状態 ϕ_1 に対する事後ベリーフが上昇し、Step=51以降では状態 ϕ_1 に対する事後ベリーフが低下し、代わりに状態 ϕ_2 に対する事後ベリーフが上昇することがわかる。これは、Step=50まではトラヒック状況を μ_1 に同定し、Step=51以降では μ_2 に同定することを示している。Step=50までは $N(\mathbf{T}_1, \Sigma)$ 、Step=51以降では $N(\mathbf{T}_2, \Sigma)$ にしたがってトラヒックが変動しているため、BAMによりトラヒック状況の変化を正しく認知できているといえる。特筆すべき点は、本手法は対地間トラヒックマトリクスよりも容易に取得可能なエッジトラヒック量を用いてトラヒック状況を同定できていることである。図4(b)はVN再構成手法の制御フェーズの推移を示しており、横軸は制御ステップ、縦軸はその時点の制御フェーズを示している。Step=50までの振る舞いとStep=51以降の振る舞いは同様であり、まずトラヒック状況を同定するまで待機し(Phase 1)、同定に成功すると対応するVN候補を構成する(Phase 2-1)。その後、制御目標を達成し待機する(Phase 0)。トラヒック変動によりVNの性能が低下し、Phase 3に遷移する場合もみられるが、迅速にPhase 0に遷移していることがわかる。その理由は、Phase 2-1でVNは同定されたトラヒック状況に適したものに再構成されているため、Phase 3における良好なVNの探索が必要最小限で済むためである。

図5は、対地間トラヒック量を生成するためのシードを変更



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



(b) 制御フェーズの推移

図4 VN再構成手法の振る舞いの例(評価シナリオ1)

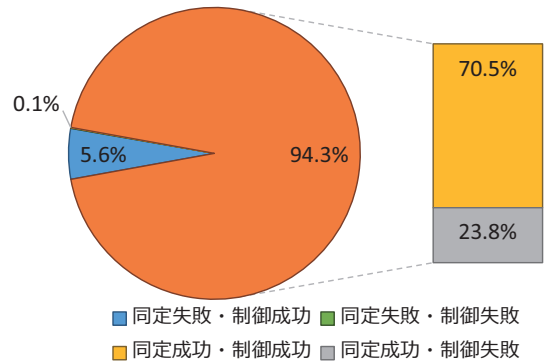
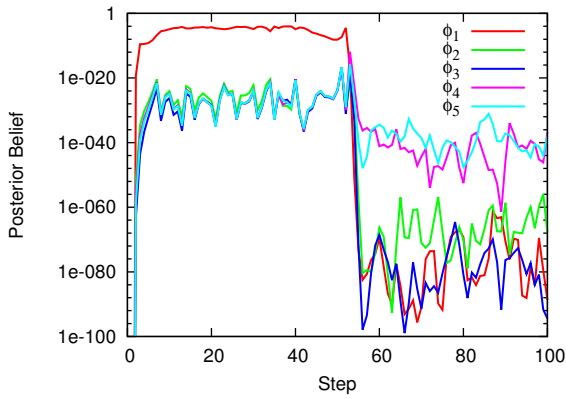
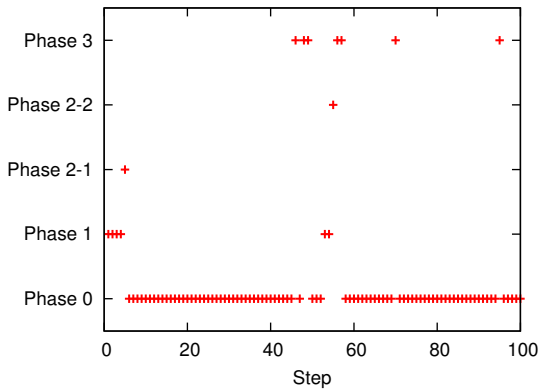


図5 シミュレーション結果の内訳(評価シナリオ1)

し、上記の試行を1000回行ったとき、トラヒック状況の変化後(Step=51以降)に同定に成功したか否か、またPhase 2で構成したVNが制御目標を達成したか否かの内訳を示している。図5を見ると、94.3%の試行でトラヒック状況の同定に成功し、70.5%の試行でPhase 2-1により適切なVNを構成できていることがわかる。同定に成功するが構成したVNが適したものでなかった場合(23.8%)はPhase 3の制御が必要となるが、文献[16]の手法を単体で利用する場合と比較し、少ない再



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



(b) 制御フェーズの推移

図 6 VN 再構成手法の振る舞いの例 (評価シナリオ 2)

構成回数で適切な VN を構成できることをこれまでの研究で示している [12]。

4.2.2 評価シナリオ 2

評価シナリオ 2 における、3. 章の VN 再構成手法の振る舞いの例を図 6 に示す。図の見方は図 4 と同様である。図 6(a) は BAM の各状態 ϕ_i ($i = 1, \dots, 5$) に対する事後ベリーフ $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$ の推移を示している。図 6(a) を見ると、Step=51 以降ではどの状態に対する事後ベリーフも低下することがわかる。これは、Step=51 以降ではトラフィック状況の同定に失敗することを示している。その理由は、Step=51 以降では BAM で保持していない \mathbf{T}' を中心にトラフィックが変動しているためである。図 6(b) は VN 再構成手法の制御フェーズの推移を示している。Step=51 以降の振る舞いに着目すると、まずトラフィック状況を同定するまで待機するが (Phase 1)、同定に失敗するため新たな VN を算出・構成する (Phase 2-2)。その後は、トラフィック変動により VN の性能が低下し、Phase 3 に遷移する場合もみられるが、迅速に Phase 0 に遷移していることがわかる。したがって、Phase 2-2 ではある程度適切な VN を算出・構成できているといえる。

図 7 は、対地間トラフィック量 \mathbf{T}' を生成するためのシードを

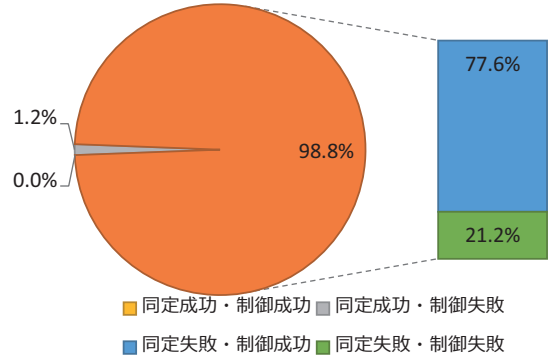


図 7 シミュレーション結果の内訳 (評価シナリオ 2)

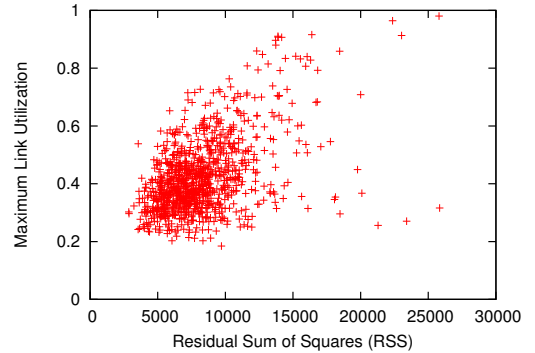


図 8 残差平方和と最大リンク利用率の散布図

変更し、上記の試行を 1000 回行ったとき、トラフィック状況の変化後 (Step=51 以降) に同定に成功したか否か、また Phase 2 で構成した VN が制御目標を達成したか否かの内訳を示している。図 7 を見ると、98.8% の試行でトラフィック状況の同定に失敗するが、77.6% の試行で Phase 2-2 により適切な VN を構成できていることがわかる。

最後に、式 (8) で定義される残差平方和と、Phase 2-2 で算出・構成した VN が示す最大リンク利用率の関係を表す散布図を図 8 に示す。図 8 を見ると、残差平方和が大きいほど最大リンク利用率のばらつきが大きいことがわかる。すなわち、残差平方和が小さいほど最大リンク利用率が小さくなる傾向があることがわかる。このことから、残差平方和が小さく、線形回帰により現在のトラフィック状況を式 (7) によくフィッティングできているほど、式 (9) を用いて表現した対地間トラフィック量が実際の対地間トラフィック量と近いものとなり、良好な性能を示す VN が算出・構成できるといえる。

5. まとめと今後の課題

本稿では、文献 [12,13] で提案した、光通信網におけるバイズ型アトラクター選択モデルに基づく VN 再構成手法を紹介し、その特徴・利点を示した。

これまで検討した VN 再構成手法により、1) ネットワークの状況 (ここでは、エッジルーターにおけるトラフィック流入パターン) を認知し、2) それに基づいて適切な VN を再構成することが期待できる。ただし、3) 過去の制御履歴の学習・活用については、これまで十分な検討をしていない。過去の制御履

歴を学習し、それを活用する方法としては、VN 再構成よりも長い制御周期で BAM の選択肢（トラヒック状況およびそれに適した VN 候補）を更新することが考えられる。具体的には、BAM を応用した Phase 2 の制御で適切な VN を構成できない場合ができるだけ発生しないよう、長期的な観測により取得した対地間トラヒック量をもとに VN 候補を算出し、それを保持することが考えられる。ただし、BAM で保持する選択肢（トラヒック状況およびそれに適した VN 候補）の数が増加すると、トラヒック状況の同定に要する時間が増大することがこれまでの研究でわかっているため、長期的にどの選択肢を削除し、どの選択肢を追加するかの指針を検討する必要がある。その指針の一つとしては、様々なトラヒック状況に対して Phase 2-2 で計算する残差が小さくなる、すなわち保持するトラヒック状況の表現能力が高くなるように選択肢の集合を更新することが考えられる。もちろん、トラヒック変動には昼夜変動や平日休日変動のように周期性がみられる [21] ことを踏まえ、運用上は曜日や時間帯によって選択肢の集合を交換することは有効であると考えている。しかし、それだけではイレギュラーなトラヒック変動への対処が困難であるため、いかに過去の制御履歴を活用し、VN 再構成手法のトラヒック変動への適応性を向上するかが今後の課題となる。

謝辞

本研究開発は総務省「次世代人工知能技術の研究開発」の委託を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] Cisco, Visual Network Index, “Forecast and Methodology, 2016-2021,” June 2017.
- [2] M. Jinno, H. Takara, B. Kozicki, Y. Tsukishima, Y. Sone, and S. Matsuoka, “Spectrum-efficient and scalable elastic optical path network: architecture, benefits, and enabling technologies,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 47, pp. 66–73, Nov. 2009.
- [3] V. Gkamas, K. Christodoulopoulos, 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.
- [4] 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.
- [5] K. Papagiannaki, N. Taft, and A. Lakhina, “A distributed approach to measure IP traffic matrices,” in *Proceedings of ACM SIGCOMM conference on Internet measurement*, pp. 161–174, ACM, Oct. 2004.
- [6] N. Fernández, 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.
- [7] F. Morales, M. Ruiz, L. Gifre, L. M. Contreras, V. López, 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.
- [8] I. Tomkos, M. Angelou, R. J. D. Barroso, I. de Miguel,

- R. M. L. Toledo, D. Siracusa, E. Salvadori, A. Tymecki, Y. Ye, and I. T. Monroy, “Next generation flexible and cognitive heterogeneous optical networks,” in *The Future Internet Assembly*, pp. 225–236, Springer, 2012.
- [9] I. de Miguel, R. J. Durán, T. Jiménez, N. Fernández, J. C. Aguado, R. M. Lorenzo, A. Caballero, I. T. Monroy, Y. Ye, A. Tymecki, *et al.*, “Cognitive dynamic optical networks,” *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 5, no. 10, pp. A107–A118, 2013.
- [10] A. Caballero, R. Borkowski, I. de Miguel, R. J. Durán, J. C. Aguado, N. Fernández, T. Jiménez, I. Rodriguez, D. Sánchez, R. M. Lorenzo, *et al.*, “Cognitive, heterogeneous and reconfigurable optical networks: the CHRON project,” *IEEE/OSA Journal of Lightwave Technology*, vol. 32, pp. 2308–2323, July 2014.
- [11] 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.
- [12] Toshihiko Ohba, Shin’ichi Arakawa, and Masayuki Murata, “A bayesian-based approach for virtual network reconfiguration in elastic optical path networks,” in *Proceedings of Optical Fiber Communication Conference*, pp. Th1J–7, Mar. 2017.
- [13] Toshihiko Ohba, Shin’ichi Arakawa, and Masayuki Murata, “Virtual network reconfiguration based on bayesian attractor model with linear regression,” *Technical Report of IEICE(PN2017-37)*, vol. 117, pp. 57–63, Nov. 2017.
- [14] S. S. Haykin *et al.*, *Kalman filtering and neural networks*. Wiley Online Library, 2001.
- [15] J. J. Hopfield, “Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons,” *Proceedings of the national academy of sciences*, vol. 81, pp. 3088–3092, May 1984.
- [16] T. Ohba, S. Arakawa, and M. Murata, “Virtual network reconfiguration in elastic optical path networks for future bandwidth allocation,” *IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 8, pp. 633–644, Sept. 2016.
- [17] D. Knuth, *The art of computer programming, Volume 2, Seminumerical Algorithms*. Addison-Wesley, 1969.
- [18] S. Bitzer, H. Park, F. Blankenburg, and S. J. Kiebel, “Perceptual decision making: drift-diffusion model is equivalent to a bayesian model,” *Frontiers in human neuroscience*, vol. 8, p. 102, Feb. 2014.
- [19] K. Christodoulopoulos, I. Tomkos, and E. Varvarigos, “Elastic bandwidth allocation in flexible OFDM-based optical networks,” *Journal of Lightwave Technology*, vol. 29, pp. 1354–1366, Mar. 2011.
- [20] R. Wang and B. Mukherjee, “Spectrum management in heterogeneous bandwidth networks,” in *Proceedings of IEEE GLOBECOM*, pp. 2907–2911, Dec. 2012.
- [21] K. Papagiannaki, N. Taft, Z.-L. Zhang, and C. Diot, “Long-term forecasting of internet backbone traffic,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 16, pp. 1110–1124, Sept. 2005.