

# ベイズ型アトラクター選択モデルと線形回帰を用いた 仮想ネットワーク再構成手法の提案と評価

大場斗士彦<sup>†</sup> 荒川 伸一<sup>†</sup> 村田 正幸<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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** 光基盤ネットワーク上に仮想ネットワーク (VN) を構築し、それをトラヒック量の変動に応じて動的に再構成することで、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ヒックマトリクス情報の取得が必須であるが、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。私たちはこれまで、対地間トラヒックマトリクス情報を用いない、ベイズ推定にもとづく VN 再構成手法を検討してきた。本手法は、特定のトラヒック状況 (エッジルーターにおけるトラヒック流入パターン) 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。しかし、本手法にはトラヒック状況の同定に失敗すると良好な VN の構成が困難となる課題があった。そこで本稿では、トラヒック状況の同定に失敗する場合に対処する VN 再構成手法を提案する。提案手法は、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にフィッティングし、得られた回帰係数を利用して表現した対地間トラヒックマトリクスを用いて新たな VN を設計・投入する。計算機シミュレーションによる評価により、提案手法はトラヒック状況の同定に失敗したとき、おおむね現在のトラヒックを収容可能な VN を設計できることがわかった。また、保持する特定のトラヒック状況の選択・更新方法について議論し、保持するトラヒック状況の集合が一次独立性を持つことが有効であることがわかった。

**キーワード** 仮想ネットワーク再構成、ベイズ型アトラクターモデル、線形回帰

## Virtual Network Reconfiguration Based on Bayesian Attractor Model with Linear Regression

Toshihiko OHBA<sup>†</sup>, Shin'ichi ARAKAWA<sup>†</sup>, and Masayuki MURATA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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** A typical approach for configuring a virtual network (VN) over an optical network is to design 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. We have previously proposed a bayesian-approach for VN reconfiguration without using the traffic demand matrix. The approach memorizes a set of “good” VNs, each of which works well for a certain traffic situation, and identify the current traffic situation using Bayesian inference, and then retrieve one of the VNs suitable for the current traffic situation. We use the amounts of outgoing/incoming traffic at edge routers as the traffic situation. However, this approach has difficulty in dealing with the case when the identification of the traffic situation fails. In this paper, we develop a VN reconfiguration method to deal with this case. In our method, the current traffic situation is fitted by linear regression, and then our method designs a VN using the obtained regression coefficients. Evaluation results show that our method can design a VN suitable for the current traffic demand when the identification of the traffic situation fails. We also discuss how to select and update the set of pre-specified traffic situations, and found that it is effective to select a set of traffic situations to have linear independence.

**Key words** Virtual Network Reconfiguration, 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・変動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光基盤ネットワークの研究開発がなされてきている [2] が、様々なユーザーの要求に対し柔軟なネットワーク基盤を実現するネットワーク仮想化技術 [3] により、トラフィック量の変動に応じて動的に波長資源（エラスティック光ネットワークにおける周波数スロット）を割り当てることで仮想ネットワーク（VN）を提供し、またそれを再構成するアプローチが必須である。

既存の VN 設計・再構成手法には、対地間トラフィ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多い [4,5]。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、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フィック量をカウントする必要がある。これには長期的な観測と膨大な処理能力を要するため、トラフィック変動に追従して最適な VN を再構成するのが困難である。そこで、対地間トラフィ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や過去のトラフィック量のデータ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がなされてきている [6,7]。しかし、これらの手法は対地間トラフィック量が特定のトラフィックモデルや過去のデータに従うことを想定しているため、予期せぬトラフィ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、誤った対地間トラフィックマトリクスの情報をもとに VN を構成することになるため、最適な VN を提供することができない。

私たちはこれまで、対地間トラフィ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 (BAttM) [8] を応用した VN 再構成手法 [9] を検討してきた。本手法は、特定のトラフィック状況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フィック状況を同定し、適した VN を構成する。トラフィック状況を表す情報としては、対地間トラフィ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フィ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フィック状況が与えられた上で、トラフィックを観測する度に現在のトラフィ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フィック状況を同定する。したがって、突発的なトラフィック変動が発生し、現在のトラフィック状況がいずれのトラフィック状況にも合致しない場合、本手法はトラフィック状況の同定に失敗し、良好な VN の構成が困難となる課題がある。トラフィック状況の同定に失敗した場合、文献 [9] の手法と同様に対地間トラフィックマトリクスの情報を用いず、VN の通信品質（リンク利用率）の観測のみにもとづく VN 再構成手法 [10] を用いることで、良好な VN を構成することは可能ではある。しかし、文

献 [10] の手法はノイズを用いて良好な VN を探索するため、光パス（仮想リンク）の切り替えが多数発生し、VN 上に収容されるサービスが中断されやすいという課題が残る。

そこで本稿では、突発的なトラフィック変動によりトラフィック状況の同定に失敗する場合に対処する VN 再構成手法を提案する。提案手法を実現する上での課題は、文献 [9] の手法を運用する上で利用可能な情報（あらかじめ保持する特定のトラフィック状況、短周期で取得可能なリンク利用率やエッジルーターにおけるトラフィック流出入量）を用いてどのように VN を設計するかである。本稿では、トラフィ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する。さらに、得られた回帰係数を利用して表現した対地間トラフィックマトリクスを入力とし、既存のヒューリスティックアルゴリズムを用いて新たな VN を設計・投入する。これにより、文献 [9] の手法で利用している情報のみを用いて突発的なトラフィック変動に対処可能となることが期待できる。また、本稿では将来にわたり制御成功率を向上することを目指し、保持するトラフィック状況を選択・更新するアプローチについても議論する。

本稿の構成は以下の通りである。まず 2. 章では、BAttM を応用した VN 再構成手法について述べる。3. 章では突発的なトラフィック変動に対処するための BAttM と線形回帰を用いた VN 再構成手法を提案し、4. 章で提案手法の有用性を評価する。5. 章で保持するトラフィック状況の選択・更新方法について議論し、6. 章で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

## 2. ベイジアンアトラクターモデルを応用した仮想ネットワーク再構成手法

本章では、文献 [9] で提案したベイジアンアトラクターモデル (BAttM) を応用した VN 再構成手法について簡単に述べる。

### 2.1 概要

文献 [9] の手法は、対地間トラフィックマトリクスよりも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を観測し、時間  $t$  までの観測値  $\mathbf{X}_{1:t} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t)$  のもとで、ベイズ推定により現在のトラフィック状況を特定のトラフィック状況  $\mu_i$  に同定したとき、VN  $G_i$  を選択・構成する。ここで、トラフィック状況を表す情報としては、対地間トラフィ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フィック流出入パターンを用い、VN  $G_i$  はトラフィック状況  $\mu_i$  に適するようヒューリスティックアルゴリズム [11, 12] を利用してあらかじめ設計したものである。ベイズ推定によるトラフィック状況の同定の方法については後述する。本手法の概略図を図 1 に示す。

ただし、トラフィック状況の同定に成功した場合でも、VN  $G_i$  がトラフィックを収容できない場合が考えられる（例：エッジルーターにおけるトラフィック流出入パターンが  $\mu_i$  と同一でも対地間トラフィックマトリクスが異なる場合）。そこで、文献 [9] ではその場合に備え、通信品質（VN 上のリンク利用率）のみを観測し、良好な VN を探索する文献 [10] の手法を制御フレームワークに組み込んでいる。文献 [9] では、ベイズ推定によりトラフィック状況を同定し、それに適した VN を構成することで、

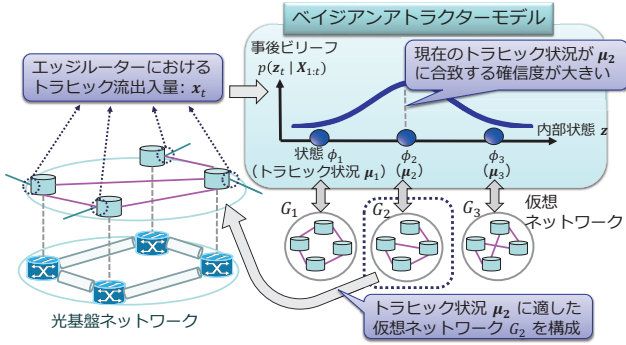


図1 ベイジアンアトラクターモデルを応用した仮想ネットワーク再構成手法の概略図

文献 [10] の手法を単独で利用した場合と比較して、VN の再構成回数が削減可能であることを示している。

## 2.2 ベイズ推定によるトラフィック状況の同定

### 2.2.1 概要

文献 [9] では、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 (BAttM) [8] を応用し、トラフィック状況の同定を行っている。

BAttM は、観測値  $\mathbf{x}_t$  (ここではエッジルーターにおけるトラフィック流出量) が得られる度に、意思決定 (ここではトラフィック状況の同定) のための内部状態  $\mathbf{z}_t$  に対して定義される確率分布  $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{X}_{1:t})$  を逐次的にベイズ推定する。文献 [9] では、式 (1) で定義される、現在のトラフィック状況が  $\mu_i$  に合致する確信度 (confidence) が閾値  $\lambda$  以上となったとき、現在のトラフィック状況を  $\mu_i$  に同定する。

$$\log_{10} \frac{p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})}{p(\mathbf{z}_t = \phi_j | \mathbf{X}_{1:t})} \quad (1)$$

より正確には、 $c$  単位時間連続で確信度が閾値  $\lambda$  以上となったとき同定に成功したとし、反対に  $c$  単位時間連続で確信度が閾値  $\lambda$  未満となったとき同定に失敗したとする。ここで、 $p(\mathbf{z}_t = \phi_i | \mathbf{X}_{1:t})$  はトラフィック状況  $\mu_i$  に対応する内部状態  $\phi_i$  に対する事後ベリーフを表し、状態  $\phi_i$  に対する事後ベリーフが最も大きく、定点  $\phi_j$  に対する事後ベリーフが 2 番目に大きいものとする ( $i, j = 1, \dots, D$ )。

### 2.2.2 BAttM の生成モデル

BAttM は、人間の認知・意思決定の振る舞いを状態空間モデルによりモデル化している。

意思決定のための内部状態は、複数ある選択肢 (ここでは保持する特定のトラフィック状況) から一つの選択肢を採用するためにアトラクターダイナミクス [13] にしたがって変化する。状態方程式は式 (2) のように定義される。

$$\mathbf{z}_t - \mathbf{z}_{t-\Delta t} = \Delta t \cdot f(\mathbf{z}_{t-\Delta t}) + \sqrt{\Delta t} \cdot \mathbf{w}_t \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{z}_t$  は時間  $t$  における内部状態、 $f(\mathbf{z})$  はアトラクターダイナミクス、 $\mathbf{w}_t$  は正規ノイズである。 $\mathbf{z}_t$  は  $D$  次元ベクトルであり ( $D$  は選択肢の数)、アトラクターダイナミクスにしたがって定点  $\phi_1 = (g, 0, \dots, 0), \phi_2 = (0, g, 0, \dots, 0), \dots, \phi_D = (0, \dots, 0, g)$  のいずれかに収束する。

また BAttM は、観測方程式である式 (3) を用い、内部状態  $\mathbf{z}$  から観測値  $\mathbf{x}$  を予測する。

$$\mathbf{x} = \mathbf{M} \cdot \sigma(\mathbf{z}) + \mathbf{v} \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{M} = [\boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_D]$  はあらかじめ特定した各トラフィック状況 (エッジルーターにおけるトラフィック流出量の平均的なパターン) を列ベクトルとする行列を表す。 $\sigma(\cdot)$  はシグモイド関数であり、 $\sigma(\mathbf{z})$  が状態  $\phi_i$  をベクトル  $\sigma(\phi_i)$  にマッピングし、 $\mathbf{M} \cdot \sigma(\mathbf{z})$  が状態  $\phi_i$  とトラフィック状況  $\boldsymbol{\mu}_i$  を関連付ける。また、 $\mathbf{v}$  は正規ノイズである。

式 (3) を展開すると、観測値  $\mathbf{x}$  は特定のトラフィック状況  $\boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_D$  の線形和で表現されることがわかる。

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{M} \cdot \sigma(\mathbf{z}) + \mathbf{v} \\ &= [\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \dots, \boldsymbol{\mu}_D] \cdot (\sigma(z_1), \sigma(z_2), \dots, \sigma(z_D))^T + \mathbf{v} \\ &= \sigma(z_1) \cdot \boldsymbol{\mu}_1 + \sigma(z_2) \cdot \boldsymbol{\mu}_2 + \dots + \sigma(z_D) \cdot \boldsymbol{\mu}_D + \mathbf{v} \\ &= w'_1 \cdot \boldsymbol{\mu}_1 + w'_2 \cdot \boldsymbol{\mu}_2 + \dots + w'_D \cdot \boldsymbol{\mu}_D + \mathbf{v} \\ &= \sum_{i=1}^D w'_i \cdot \boldsymbol{\mu}_i + \mathbf{v} \end{aligned} \quad (4)$$

現在のトラフィック状況が特定のトラフィック状況  $\boldsymbol{\mu}_i$  に同定されているとき、内部状態  $\mathbf{z}$  は状態  $\phi_i$  に収束し、 $w'_i = \sigma(z_i) \approx 1$ 、 $z_i$  以外の  $z_j \in \mathbf{z}$  については  $w'_j = \sigma(z_j) \approx 0$  となり、予測値は  $\hat{\mathbf{x}} \approx \boldsymbol{\mu}_i$  となる。

このとき、時間  $t$  における観測残差は式 (5) で定義される。

$$\epsilon_t = \mathbf{x}_t - \hat{\mathbf{x}}_t = \mathbf{x}_t - \sum_{i=1}^D w'_i \cdot \boldsymbol{\mu}_i \quad (5)$$

現在のトラフィック状況が特定のトラフィック状況  $\boldsymbol{\mu}_i$  に同定されているとき、観測残差は 0 に近い値を取る。一方で、突発的なトラフィック変動によりトラフィック状況の同定に失敗、すなわち現在のトラフィック状況が  $\boldsymbol{\mu}_i$  のいずれにも合致しないときは観測残差 (の絶対値) は大きな値を取る。

## 3. ベイジアンアトラクターモデルと線形回帰を用いた仮想ネットワーク再構成手法

### 3.1 概要

本手法は、突発的なトラフィック変動により文献 [9] の手法を用いたトラフィック状況の同定に失敗したとき、以下の手順で新たな VN を設計し、投入する。

**Step 1** 線形回帰により、現在のトラフィック状況を特定のトラフィック状況の線形和にフィッティングする。

**Step 2** 得られた回帰係数を利用して表現した対地間トラフィックマトリクスの情報を入力とし、VN を設計・投入する。

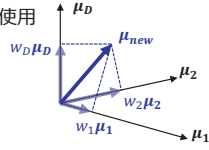
本手法は、短周期で取得可能なエッジルーターにおけるトラフィック流出量、および文献 [9] の手法であらかじめ特定し保持しておくトラフィック状況  $\boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_D$  の情報のみを用い、突発的なトラフィック変動に対処する。さらに、保持するトラフィック状況の情報を動的に更新し、将来にわたり制御成功率を向上することを目指す。保持するトラフィック状況の選択・更新方法

### 突発的なトラフィック変動への対処

- 現在のトラフィック状況  $\mu_{new}$  を線形回帰によりフィッティング  

$$\mu_{new} = w_1\mu_1 + w_2\mu_2 + \dots + w_D\mu_D$$
- 回帰係数  $w_i$  を用いて現在の対地間トラフィック量  $T_{new}$  を表現  

$$T_{new} = w_1T_1 + w_2T_2 + \dots + w_DT_D$$
- $T_{new}$  を入力として仮想ネットワーク  $G_{new}$  を設計・投入  
  - ヒューリスティックアルゴリズムを使用
- 保持する情報を更新  
  - $G_{new}$  がトラフィックを収容できない場合のみ、情報を更新



### ベイズ推定にもとづく VN 再構成手法で保持する情報

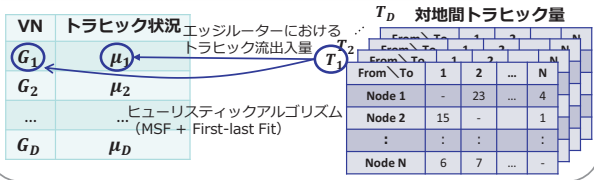


図 2 提案する VN 再構成フレームワークの概略図

については 5. 章で議論する。本手法の概要を図 2 に示す。

以下では、本手法の VN 設計アルゴリズムを詳細に説明する。

## 3.2 VN 設計アルゴリズム

### 3.2.1 線形回帰によるトラフィック状況のフィッティング

BAttM を応用した仮想ネットワーク再構成手法 [9] では、式 (4) で示したように、観測値  $\mathbf{x}$  をあらかじめ保持しておく特定のトラフィック状況  $\mu_1, \dots, \mu_D$  の線形和で表現している。これを応用し、突発的なトラフィック変動によってトラフィ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フィック状況を特定のトラフィック状況の線形和で表現する。すなわち、トラフィック状況の同定に失敗したときの観測値  $\mathbf{x}$  (以降では  $\mu_{new}$  と表記する) を式 (6) に示すように特定のトラフィック状況  $\mu_1, \dots, \mu_D$  の線形和にフィッティングし、観測残差  $\epsilon$  を最小化する回帰係数  $w_i$  を決定する。ここで、 $\mathbf{v}$  は誤差項である。

$$\mu_{new} = w_1\mu_1 + \dots + w_D\mu_D + \mathbf{v} = \sum_{i=1}^D w_i\mu_i + \mathbf{v} \quad (6)$$

正確には、最小二乗法により式 (7) で定義される残差平方和  $RSS(w_i)$  を最小にする回帰係数  $w_1, \dots, w_D$  を求める。

$$RSS(w_i) = \epsilon^T \epsilon = (\mu_{new} - \hat{\mu}_{new})^T (\mu_{new} - \hat{\mu}_{new}) \quad (7)$$

$$= \left( \mu_{new} - \sum_{i=1}^D w_i \mu_i \right)^T \left( \mu_{new} - \sum_{i=1}^D w_i \mu_i \right)$$

BAttM では  $0 \leq w'_i \leq 1$  となるように観測方程式が定義されているが、本稿で現在のトラフィック状況を特定のトラフィック状況の線形和にフィッティングする際には、係数  $w_i$  に制約はない ( $w_i \in \mathbb{R}$ )。  $w_i > 1$  になるほどトラフィック量が増大した場合でも、トラフィックパターン (各エッジルーターにおけるトラフィック流出量の大小関係) としては変化していないと見做せるため、VN を設計する上では問題にならないと考えている。(設備投資による対処が必須となる長期的なトラフィック量の増大は本稿の対象外としている。)

### 3.2.2 VN の設計

得られた回帰係数  $w_i$  を利用し、突発的なトラフィック変動に対処するための新たな VN  $G_{new}$  を設計・投入する。本稿では、各エッジルーターにおけるトラフィック流出量と、それに対応する対地間トラフィ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  $w_i$  を用いて対地間トラフィックマトリクスを表現し、これを入力として VN を設計する。具体的には、現在のトラフィック状況を特定のトラフィック状況の線形和にフィッティングしているため、式 (8) に示すように、このときの対地間トラフィック量  $T_{new}$  を各トラフィック状況  $\mu_1, \dots, \mu_D$  に対応する対地間トラフィック量  $T_1, \dots, T_D$  の線形和で表現する。そして、 $T_{new}$  をヒューリスティックアルゴリズム [11, 12] の入力として VN  $G_{new}$  を設計・投入する。

$$T_{new} = w_1T_1 + \dots + w_DT_D = \sum_{i=1}^D w_iT_i \quad (8)$$

しかし、上記の方法では正確な対地間トラフィックマトリクスを得られる保証はないため、投入した VN がトラフィックを収容しない場合が発生しうる。その際は、文献 [10] の手法を適用する。ただし、線形回帰によりフィッティングしたトラフィック量の情報を用いて VN  $G_{new}$  を設計・投入しているため、文献 [9, 10] の手法を単独で利用する場合より VN の過剰な再構成が抑制されることが期待できる。

## 4. 性能評価

本章では、文献 [9] の手法を用いたトラフィック状況の同定に失敗したとき、3. 章で提案した手法で VN を設計・投入することの有効性を評価する。

### 4.1 評価環境

#### 4.1.1 物理トポロジー

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) のトランスポンダー (BVT) およびポート数は 10、各トランスポンダーおよびポートの帯域幅は 100Gbps であるとする。また、全ノードが外部とのトラフィック流出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。周波数スロットの割り当てアルゴリズムは文献 [9] と同様のものを用いる。

#### 4.1.3 制御目標

制御目標は、VN の最大リンク利用率を閾値  $u_{maxth} = 0.5$  以下とすることとする。

#### 4.1.4 文献 [9] の手法で保持する情報

対地間トラフィック量  $T_1, \dots, T_5$  は対数正規分布にしたがう乱数とし、対地間トラフィック量が  $T_i$  であるときのエッジルーターにおけるトラフィック流出量をトラフィック状況  $\mu_i$  とし、これらを保持する ( $D = 5$ )。  $T_i$  を収容する VN  $G_i$  は MSF(Most

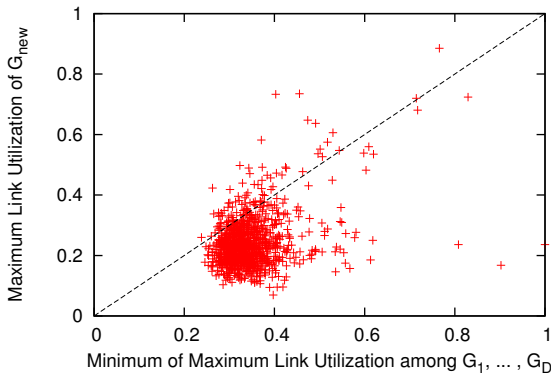


図3 最大リンク利用率の散布図

Subcarriers First) アルゴリズム [11] (仮想トポロジーの決定) および First-last Fit アルゴリズム [12] (周波数スロットの割り当て) を用いて設計する。

評価時は、 $c = 3$  単位時間連続で確信度が閾値  $\lambda = 15$  以上となったときトラヒック状況の同定に成功したとし、反対に  $c = 3$  単位時間連続で確信度が閾値  $\lambda = 15$  未満となったときトラヒック状況の同定に失敗したとする。

#### 4.1.5 評価に用いるトラヒック量

突発的なトラヒック変動を想定し、異なるシードを用いて生成した対地間トラヒックマトリクス  $\mathbf{T}'$  を 1000 パターンを使用する。これらの対地間トラヒック量は、上記の  $\mathbf{T}_1, \dots, \mathbf{T}_5$  とは異なり、1000 パターンの  $\mathbf{T}'$  の総量は一定とする。

評価時は、ノイズ的なトラヒック変動を加味し、Time=50 までは正規分布  $N(\mathbf{T}_1, \Sigma)$  にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。Time=51 で突発的なトラヒック変動が発生したとし、Time=100 までは正規分布  $N(\mathbf{T}', \Sigma)$  にしたがう乱数を単位時間ごとに生成する。ここで、 $\mathbf{T}' = (T'_{11}, \dots, T'_{sd}, \dots, T'_{NN})$  ( $N$  はノード数)、 $\Sigma = CV^2 \text{diag}(T'_{11}, \dots, T'_{sd}, \dots, T'_{NN})$  である。 $CV$  は、トラヒック変動の度合いを示す変動係数 (coefficient of variation) を表し、 $CV = 0.5$  とする。

#### 4.2 評価結果

まず、予備検証として、提案手法が突発的なトラヒック変動に対して良好な VN を設計できるかを評価する。図3は、突発的なトラヒック変動後の 1000 パターンの対地間トラヒック量  $\mathbf{T}'$  に対し、設計した VN  $G_{new}$  が示した最大リンク利用率と、あらかじめ保持する VN  $G_1, \dots, G_5$  の中での最良の最大リンク利用率の散布図を示している。図中の対角線の下側にプロットされているとき、設計した VN  $G_{new}$  が示した最大リンク利用率は、保持する VN  $G_1, \dots, G_5$  が示したいずれの最大リンク利用率よりも小さいことを示す。図3を見ると、対角線の下側にプロットされる場合が多いことがわかる (1000 パターン中 908 パターン)。これは、文献 [9] の手法で保持する VN では対処が困難な突発的なトラヒック変動に対し、提案手法が良好な VN を設計できる見込みが高いことを示している。

次に、文献 [9] の手法を用いたトラヒック状況の同定に失敗するときの提案手法の有効性をシミュレーション評価する。図

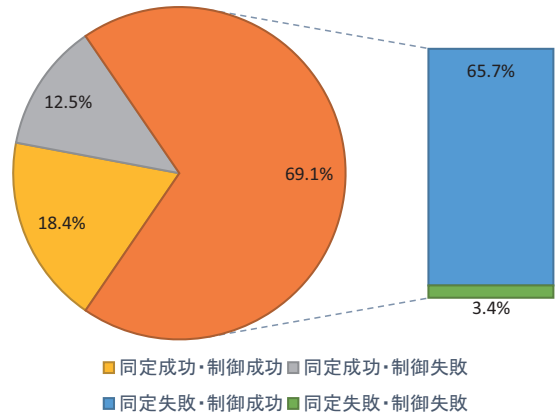


図4 シミュレーション結果の内訳

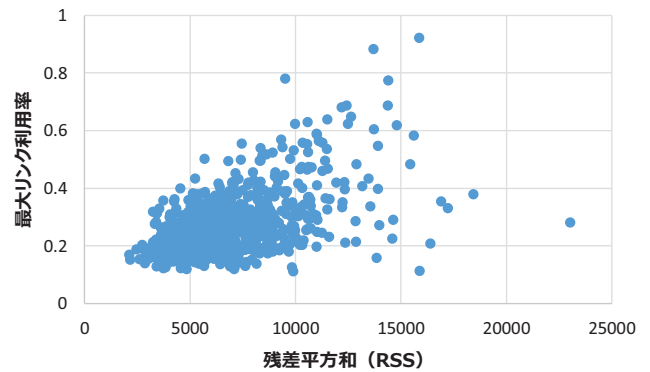


図5 残差平方和と最大リンク利用率の散布図

4は、異なる  $\mathbf{T}'$  を用いた 1000 回の試行のうち、突発的なトラヒック変動後 (Time=51 以降) にトラヒック状況の同定に成功するか否か、また VN (トラヒック状況の同定に成功した場合は  $G_i$ 、失敗した場合は  $G_{new}$ ) を投入した場合に制御目標を達成するか否かの内訳を示している。図4を見ると、69.1% の試行でトラヒック状況の同定に失敗しているが、65.7% の試行で VN  $G_{new}$  を新たに設計・投入することで制御目標を達成できていることがわかる。したがって、突発的なトラヒック変動の発生によりトラヒック状況の同定に失敗したとき、 $G_{new}$  を設計・投入することでおおむね対処できるといえる。さらに、文献 [9] の手法のみでは、トラヒック状況の同定に成功し  $G_i$  を投入した場合に制御目標を達成しない 81.6% (=100% -18.4%) の試行では文献 [10] を用いた良好な VN の探索が必要となるが、本稿の提案手法を組み込むことで、探索が必要になる状況を 15.9% (=12.5% +3.4%) まで削減できることがわかる。以上から、提案手法を用いることで、トラヒック状況の同定に失敗する突発的なトラヒック変動におおむね対処可能であるといえる。

最後に、式 (7) で定義される残差平方和と、本稿の提案手法で設計した VN を投入した場合に示す最大リンク利用率の散布図を図5に示す。図5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ヒック状況を式 (6) によくフィッティングできているほど、式 (8) を用いて表現した対地間トラヒック量が実際の対地間トラヒック量と近いものとなり、良好な性能を示す VN が設計可能となるといえる。

## 5. トラヒック状況の選択・更新方法

### 5.1 トラヒック状況の選択方法

本稿の提案手法を活用する上では、あらかじめどのようなトラヒック状況を保持するかが重要である。突発的なトラヒック変動に起因する過去に経験したことのない新たなトラヒック状況  $\mu_{new}$  を、あらかじめ保持する特定のトラヒック状況  $\mu_1, \dots, \mu_D$  の線形和でフィッティングすることを考えると、保持するトラヒック状況の集合は可能な限り多くのトラヒック状況を表現可能であることが望ましい。トラヒック状況を表す情報としてエッジルーターにおけるトラヒック流出入量を用いているため、トラヒック状況をベクトルと見做したときの要素数は  $2N$  ( $N$  はノード数) である。したがって、表現能力の観点では、 $2N$  個のトラヒック状況を保持し、各トラヒック状況を特徴ベクトルと見做したベクトル集合  $\{\mu_1, \dots, \mu_{2N}\}$  が基底を成すことが理想的である。その理由は、任意の観測値  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{2N}$  を一意に表現できるためである。ただし、保持するトラヒック状況の数が増大すると、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にわかっているため、 $2N$  個のトラヒック状況を保持するのは望ましくない。具体的には、24 ノードの USNET を対象とした評価で、理想的なトラヒック状況の数  $2N = 48$  に対し、短時間で同定が可能なのは  $D \leq 15$  程度のときであることがわかっている。また、トラヒック状況として現実的な  $2N$  個の一次独立な特徴ベクトルを用意するのは困難であると考えている。例えば、正規直交基底  $\{\mu_1 = (1, 0, 0, \dots), \dots, \mu_{2N} = (0, 0, \dots, 1)\}$  を成す各ベクトルは、ある 1 個のエッジルーターにおいてのみトラヒックが流出入するというトラヒック状況を表し、トラヒック状況として現実的でない。したがって、基底の条件のうち全域性を満たすのは困難であるといえる。そこで、 $D (< 2N)$  個のトラヒック状況のみで観測値  $\mathbf{x}$  を表現することを考えるが、どの程度よく表現できるか (すなわち、観測残差をどの程度小さくできるか) はトラヒック状況の選択方法により異なることが考えられる。トラヒック状況 (の集合) がどのような性質を持てば、表現能力を向上できるかを明らかにするのは今後の研究課題とする。ただし、基底の条件のうち、ベクトル集合  $\{\mu_1, \dots, \mu_D\}$  の一次独立性を満たすことは可能である。ベクトル集合  $\{\mu_1, \dots, \mu_D\}$  の一次独立性は、行列  $M = [\mu_1, \dots, \mu_D]$  の rank (階数) が  $D$  に一致するかを調べることで容易に判定することができる。

以下では、保持するトラヒック状況が一次独立性を持つことの有効性を評価する。評価内容は 4. 章と同様であるが、保持するトラヒック状況として以下を用いる。

- set 1: 一次独立性を持つ特徴ベクトルの集合  $\{\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \mu_5\}$
- set 2: 一次従属性を持つ特徴ベクトルの集合  $\{\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, (\mu_1 + \mu_2)/2\}$

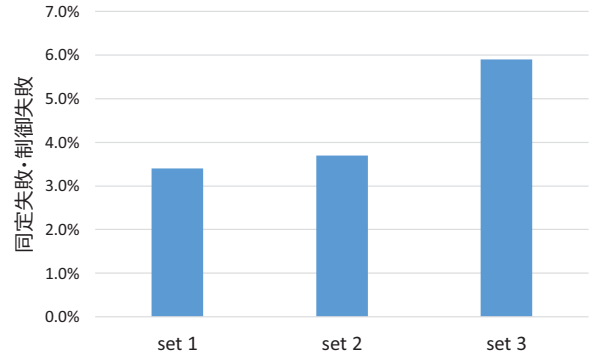


図 6 保持するトラヒック状況 (特徴ベクトル) の一次独立性の影響

- set 3: 一次従属性を持つ特徴ベクトルの集合  $\{\mu_1, \mu_2, \mu_3, (\mu_1 + \mu_2)/2, (\mu_2 + \mu_3)/2\}$   
保持するトラヒック状況の数はすべての集合で共通の  $D = 5$  個であるが、各トラヒック状況を列とする行列  $\mathbf{M}$  の rank (階数) は set 1 は 5、set 2 は 4、set 3 は 3 であり、set 1 は一次独立、set 2 および set 3 は一次従属である (set 1 は 4. 章のものと同様)。

図 6 は、保持するトラヒック状況として set 1, 2, 3 を用いたとき、1000 回の試行のうち、トラヒック状況の同定に失敗し、かつ本稿の提案手法で設計した VN が制御目標を達成しなかった (以下、提案手法で対処できなかった) 試行の割合を示している。図 6 を見ると、保持するトラヒック状況として一次独立性を持つ set 1 を用いた場合が最も提案手法で対処できない試行の割合が小さいことがわかる。また、一次従属性を持つ set 2, set 3 を用いた場合を比べると、各トラヒック状況を列とする行列  $\mathbf{M}$  の rank (階数) が大きい set 2 の方が、提案手法で対処できない試行の割合が小さいことがわかる。すなわち、行列  $\mathbf{M}$  の rank (階数) が大きいほど、提案手法で対処できるトラヒック状況の割合は増大するといえる。以上から、各トラヒック状況を列とする行列  $\mathbf{M}$  の rank (階数) を最大化する、すなわち保持するトラヒック状況の集合に一次独立性を持たせることが有効であるといえる。その理由は、保持するトラヒック状況の集合に一次独立性を持たせることで、式 (6) の表現能力が向上し、突発的なトラヒック変動発生時に VN 設計アルゴリズムに与えるトラヒック量として実際のトラヒック量に近いものを用いることができるためであると考えている。

### 5.2 トラヒック状況の更新方法

文献 [9] の手法、および本稿の提案手法を含めた制御フレームワークの制御成功率を将来にわたり向上するためには、保持するトラヒック状況を動的に更新することが有効であると考えている。トラヒック状況の同定に失敗したとき、本稿の提案手法で設計した VN  $G_{new}$  が制御目標を達成した場合は、既に保持している情報のみで対処できるので、保持する情報の更新は必要ない。一方で、VN  $G_{new}$  が制御目標を達成しない場合は、文献 [10] の手法で良好な VN を探索する。このとき、構成した良好な VN を改めて  $G_{new}$  とし、これと  $G_{new}$  構成時のトラヒック状況  $\mu_{new}$  を保持する情報に追加するのがよいと考えて

いる。

また、情報の追加を繰り返すことで保持するトラフィック状況の数が増大すると、トラフィック状況の同定に要する時間が増大することがわかっている。そのため、保持するトラフィック状況の数が多すぎるのは望ましくない。そこで、保持するトラフィック状況の数が多くなりすぎないように情報を削除する必要があるが、これは情報の追加と比較して長周期で行えば十分であると考えている。したがって、保持する情報を削除するには、長期的な観測により取得した対地間トラフィック量が利用可能である。削除の方針としては、追加されたトラフィック状況のうち、長期的な観測により取得した対地間トラフィック量に対応するトラフィック状況  $\mu'$  と、保持するトラフィック状況  $\mu_1, \dots, \mu_D$  で表現可能な（観測残差を一定値以下に抑えられる）トラフィック状況は削除することを考えている。

## 6. まとめと今後の課題

本稿では、突発的なトラフィック変動によりベイズ推定を用いたトラフィック状況の同定に失敗する場合に対処する仮想ネットワーク再構成手法を提案した。提案手法は線形回帰を用い、突発的なトラフィック変動後のトラフィック状況をあらかじめ特定し保持しておいた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表現した対地間トラフィック量を入力として仮想ネットワークを設計・投入する。評価により、提案手法はトラフィック状況の同定に失敗する突発的なトラフィック変動におおむね対処可能なVNを設計できることを示した。また、保持するトラフィック状況をどのように選択・更新すべきかの議論を通じ、保持するトラフィック状況（特徴ベクトル）の集合は一次独立性を持つようにすることが有効であることを示した。

今後の研究課題は、保持するトラフィック状況がどのような性質を持てば、提案手法で設計されるVNの性能が最適化されるかを明らかにすることである。

### 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, 2015-2020,” June 2016.
- [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] N. M. K. Chowdhury and R. Boutaba, “Network virtualization: state of the art and research challenges,” *IEEE Communications magazine*, vol. 47, pp. 20–26, July 2009.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [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] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] R. Wang and B. Mukherjee, “Spectrum management in heterogeneous bandwidth networks,” in *Proceedings of IEEE GLOBECOM*, pp. 2907–2911, Dec. 2012.
- [13] 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.