

Osaka University

## エラスティック光ネットワークにおける ベイズ推定にもとづく仮想ネットワーク再構成手法

大場 斗土彦 荒川 伸一 村田 正幸  
大阪大学 大学院情報科学研究科

2016/11/18

Osaka University

### ネットワーク仮想化技術

- インターネット上のトラフィックを収容する柔軟な基盤を提供
  - 様々なユーザーの要求に対し動的に資源を割り当てることで仮想ネットワークを提供
- 仮想ネットワークの再構成が必須
  - トラフィック量が増大・変動する傾向は今後も継続
  - トラフィック変動に伴う輻輳を解消することで通信品質を改善

動的に設定・削除することで輻輳を解消

Osaka University

### 既存の仮想ネットワーク設定・再構成アプローチ

- 最適化アプローチ：対地間トラフィックマトリクスを用いた最適な仮想トポロジーを設計・資源（帯域幅）を割り当て
  - 直接取得した対地間トラフィックマトリクスを利用
    - 対地間トラフィックの取得には長期的な観測と膨大な処理能力が必要
    - トラフィ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
  - 推定した対地間トラフィックマトリクスを利用
    - 想定トラフィックモデルへのフィッティング [5]
      - 推定誤差が不可避
    - 推定誤差が含まれた情報を用いて設計すると、適切な性能を有する仮想ネットワークの提供が不可能

↓

対地間トラフィックマトリクスの情報を用いた最適化アプローチでは、トラフィック変動に応じて適した仮想ネットワークを提供するのが困難

[5] Y. Zhang, M. Roughan, N. Duffield, and A. Greenberg, "Fast accurate computation of large-scale IP traffic matrices from link loads," ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, vol. 31, pp. 206-217, June 2003.

Osaka University

### 研究の目的・アプローチ

- 研究の目的
  - 対地間トラフィックマトリクスを用いない仮想ネットワーク再構成フレームワークの提案
- アプローチ
  - 人間の脳の認知・意思決定に学ぶアプローチ
    - 感覚情報を蓄積して認知・意思決定

感覚情報

認知・識別 (青信号 or 赤信号) → 意思決定 (進む or 止まる)

観測 → 行動

Osaka University

### 研究の目的・アプローチ

- 研究の目的
  - 対地間トラフィックマトリクスを用いない仮想ネットワーク再構成フレームワークの提案
- アプローチ
  - 人間の脳の認知・意思決定に学ぶアプローチ
    - 特定のトラフィック状況に適した仮想ネットワークを複数記憶
      - 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パターン
    - エッジルーターにおけるトラフィック流出量を観測し、トラフィック状況を同定
    - 現在の状況に適した仮想ネットワークを選択・再構成

エッジルーターにおけるトラフィック流出量 → トラフィック状況の同定 → 現在の状況に適した仮想ネットワークを選択・再構成

物理ネットワーク ↔ 仮想ネットワーク

Osaka University

### 提案フレームワークを実現する上での課題と解決方針

- 課題
  - 動的にトラフィックが変動する環境でいかにトラフィック状況を同定するか
  - 同定した状況に適した仮想ネットワークが良好な性能を示さない場合に仮想ネットワークをどのように再構成するか
- 解決方針
  - ベイズ推定を適用
    - エッジルーターにおけるトラフィック流出量を常に観測し、現在のトラフィック状況の確信度を算出
    - 具体的なベイズ推定の手法として、ベイジアンアトラクターモデルを応用
  - 文献 [8] の手法を提案フレームワークに組み込む
    - 対地間トラフィックマトリクスを用いない仮想ネットワーク再構成手法
    - 通信品質のみを観測し、ノイズにより良好な仮想ネットワークを探索

ベイズ推定を用いたフレームワークにより、トラフィック変動に伴う仮想ネットワークの再構成を抑制することを期待

[8] T. Ooba, 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.

Osaka University 7

### ベイジアンアトラクターモデル (BAttM) [9]

- 脳の認知・意思決定をベイズ推定のフレームワークでモデル化
  - 感覚情報からエビデンスを蓄積して認知・意思決定
- 動作概要
  - 観測値  $X_{1:t} = \{x_1, \dots, x_t\}$  から決定状態  $z_t$  の事後分布  $p(z_t | X_{1:t})$  を推定
  - $p(z_t = \phi_i | X_{1:t}) \geq \lambda$  を満たす選択肢  $\mu_i$  を採用

$z_t$ : 決定状態  
 ・エビデンスが蓄積されるにつれて定点点  $\phi_i$  に収束するアトラクターダイナミクスを有する  
 $\phi_i$ : 定点点  
 ・観測値の平均値に対応する選択肢  $\mu_i$  に関連付けられる  
 $p(z_t = \phi_i | X_{1:t})$ :  $\phi_i$  に対する事後確率  
 ・選択肢  $\mu_i$  に対する意思決定の確信度 (confidence)

$p(z_t = \phi_i | X_{1:t}) \geq \lambda$  を満たす選択肢  $\mu_i$  を採用

引 9) S. Bizer, J. Bruineberg, and S. J. Kiebel. "A bayesian attractor model for perceptual decision making." PLoS Computational Biology, vol. 11, p. e1004442, Aug. 2015.

Osaka University 8

### BAttM の仮想ネットワーク再構成手法への適用

- 観測値  $X_{1:t}$  のもとで現在のトラフィック状況が  $\mu_i$  に同定されたとき、仮想ネットワークを  $g_i$  に再構成

現在のトラフィック状況が  $\mu_2$  である確信度 (confidence) が大きい

観測値  $X_{1:t}$  エッジルーターにおけるトラフィック流出入量

物理ネットワーク

仮想ネットワーク  $g_2$  を選択・再構成

定点点  $\phi_1$  (選択肢  $\mu_1$ ) 定点点  $\phi_2$  (選択肢  $\mu_2$ ) 定点点  $\phi_3$  (選択肢  $\mu_3$ )

$g_1$   $g_2$   $g_3$

ただし、 $g_i$  が現在のトラフィック状況に適していない場合への対処が必要

トラフィック状況  $\mu_2$  に適する

Osaka University 9

### ベイズ推定にもとづく仮想ネットワーク再構成手法

- トラフィック状況の同定の確信度 (confidence) と仮想ネットワーク上の通信品質にもとづいて制御フェーズを切り替え

Phase 1: トラフィック状況を同定するまで待機  
 ・仮想ネットワークの再構成は実行しない

確信度が低下 ↑ ↓ 確信度が大きい状態で安定 (トラフィック状況を  $\mu_i$  に同定)

Phase 2: 同定したトラフィック状況にもとづく仮想ネットワークの再構成

- トラフィック状況  $\mu_i$  に適した仮想ネットワーク  $g_i$  を構成 (Phase 2-1)
- 文献 [8] の手法による良好な仮想ネットワークの探索 (Phase 2-2)

・トラフィック状況の同定に失敗する (確信度が小さい状態で安定する) 場合は検証の範囲外

Osaka University 10

### 制御アルゴリズム：入力パラメーター

- 特定のトラフィック状況に適した仮想ネットワーク  $g_i$ 
  - エッジルーターにおけるトラフィック流出入量が  $\mu_i$  であるときに良好な性能を示した仮想ネットワーク  $g_i$
  - 具体例
    - 制御履歴から抽出した条件を満たす仮想ネットワーク
    - 想定可能な対地間トラフィック量を用いて算出された仮想ネットワーク

Osaka University 11

### 制御アルゴリズム：オンライン制御 (Step 1)

- BAttM を応用したトラフィック状況の同定
  - BAttM の状態の更新
    - 時間  $t$  で新たに取得した観測値  $x_t$  を用いて決定状態の事後分布  $p(z_t | X_{1:t})$  を推定し、各定点点に対する事後確率  $p(z_t = \phi_i | X_{1:t})$  を算出
  - トラフィック状況の同定の確信度 (confidence) の算出

$$\text{confidence} = \log_{10} \frac{p(z_t = \phi_i | X_{1:t})}{p(z_t = \phi_j | X_{1:t})} \geq \lambda$$

- 上式が成立するとき、トラフィック状況が  $\mu_i$  である確信度が大きいとする
  - ただし、定点点  $\phi_i$  に対する事後確率が最も大きく、定点点  $\phi_j$  に対する事後確率が2番目に大きいとする

Osaka University 12

### 制御アルゴリズム：オンライン制御 (Step 2, 3)

- 制御フェーズの遷移・遷移先フェーズの制御の実行
  - トラフィック状況を同定するまで Phase 1 で待機
  - 同定したトラフィック状況に適した仮想ネットワークを Phase 2-1 で構成
  - 通信品質が低い場合は Phase 2-2 で良好な仮想ネットワークを探索

(不安定, 低)

<Phase 1> トラフィック状況を同定するまで待機 (大で安定, 低) (小, 低)

<Phase 2-1> 同定した状況に適したVNを構成 (大 or 小, 高) (大, 低)

<Phase 0> 待機 (良好な性能を示すVNを構成済) (大 or 小, 高) (大, 低)

<Phase 2-2> 文献 [8] の手法により仮想ネットワークを再構成 (小, 低) (大 or 小, 高) (大, 低)

ラベル (A, B) は遷移条件を示す: A = 確信度, B = 通信品質  
 確信度が大で安定: 確信度が  $e_{th}$  回連続で閾値  $\lambda$  以上となる

Osaka University 13

### 評価環境：物理ネットワーク・制御目標・BAttM

- 物理ネットワーク (USNET トポロジー)
  - ノード (BV WXC + IP ルーター)
    - ノード数：24, ポート数：10, 各ポートの帯域幅：100Gbps
  - リンク (光ファイバー)
    - 周波数スロット数：380, 各スロットの帯域幅：10Gbps
- 制御目標
  - 最大リンク利用率を0.5以下に抑える
- ベイジアンアトラクターモデル
  - 特定のトラフィック状況に適した仮想ネットワーク
    - 対地間トラフィック  $T_1, \dots, T_S$  を収容する仮想ネットワーク  $g_1, \dots, g_S$  を MSF (Most Subcarriers First) アルゴリズム [14] + First-last fit アルゴリズム [15] により算出
  - トラフィック状況の同定
    - 確信度が  $g_{th} = 3$  回連続で閾値  $\lambda = 10$  以上になったとき、確信度が大きて安定とする

対地間トラフィック量:  $T_i$

エッジルーターにおけるトラフィック流出パターン:  $E_i (= \mu_i)$

定点:  $\phi_i$

[14] K. Christodoulopoulos, I. Tomkos, and E. Varvarigos, "Elastic bandwidth allocation in flexible OFDM-based optical networks," Journal of Lightwave Technology, vol. 29, pp. 1364-1366, Mar. 2011.  
 [15] R. Wang and B. Mukherjee, "Spectrum management in heterogeneous bandwidth networks," in Proceedings of IEEE GLOBECOM, pp. 2907-2911, Dec. 2012.

Osaka University 14

### 評価環境：対地間トラフィック・比較手法

- 対地間トラフィック量
  - 単位時間ごとに正規分布  $N(T_i, \Sigma)$  にしたがう乱数を生成
    - 平均値  $T_i = (T_{i,11}, \dots, T_{i,1d}, \dots, T_{i,NN})$ : 対数正規分布にしたがう乱数
    - 分散共分散行列  $\Sigma = CV^2 \text{diag}(T_{i,11}, \dots, T_{i,1d}, \dots, T_{i,NN})$
    - 変動係数  $CV = \frac{\sigma_{std}}{T_{i,1d}}$  (トラフィック変動の大きさ)
- 比較手法
  - アトラクター選択にもとづく仮想ネットワーク再構成手法 [8]
    - 対地間トラフィックマトリクスの情報を用いない手法
    - 通信品質のみを観測し、ノイズにより良好な仮想ネットワークを探索

<Phase 0> 待機 (良好な性能を示す VN を構成済)

<Phase 2-2> 文献 [8] の手法により仮想ネットワークを再構成

通信品質 高 / 低

Osaka University 15

### 評価結果：制御フェーズの推移

- 提案手法の振る舞いを評価
  - 各時点における制御フェーズをプロット (CV=0.75)

提案手法: 仮想ネットワークを見込みのあるものに再構成

比較手法: Phase 2-2, Phase 0 間の遷移を繰り返す

提案手法: Phase 2-2 に遷移した場合でも迅速に Phase 0 に遷移

提案手法: トラフィック状況を同定するまで待機

エッジルーターにおけるトラフィック流出量を用いてトラフィック状況を同定し、状況に適した見込みのある仮想ネットワークを構成

Osaka University 16

### 評価結果：トラフィック状況の同定に要する時間

- 同定の確信度が大きい状態で安定するまでの時間を評価
  - トラフィック生成に用いるのシードを変更して試行を100回行って得たトラフィック状況の同定に要する時間の累積確率をプロット

変動係数 (CV) が大きいほど同定に要する時間は増大

最大でも 20 ステップ程度でトラフィック状況の同定が可能

Osaka University 17

### 評価結果：Phase 2-2 での滞在時間

- 良好な仮想ネットワークを探索した合計時間を評価
  - Time=100 までの試行をトラフィック生成に用いるのシードを変更して100回行って得た Phase 2-2 での合計滞在時間の平均値をプロット

提案手法 比較手法

トラフィック変動による性能劣化に伴う仮想ネットワークの再構成を抑制

Osaka University 18

### まとめと今後の課題

- まとめ
  - ベイジアン推定にもとづく仮想ネットワーク再構成手法を提案
  - エッジルーターにおけるトラフィック流出量を用いてトラフィック状況を同定
  - 同定した状況に適した仮想ネットワークを構成することで、トラフィック変動による性能劣化に伴う仮想ネットワークの再構成を抑制
- 今後の課題
  - 未知のトラフィック状況を BAttM に学習させるアプローチの検討
    - どのようなタイミング・観点で未知のトラフィック状況を学習すべきかを検討することで、トラフィック状況の同定に失敗する場合に対処