

Osaka University

人の脳情報処理プロセスに着想を得た 実世界情報協調予測型トラフィックエンジニアリング手法

大阪大学 大学院情報科学研究科
情報ネットワーク学専攻 村田研究室
佐竹 幸大

2018 / 3 / 1

Osaka University

背景

- インターネットを流れるトラフィックの時間変動は顕著化
 - 接続機器や、インターネットを介したサービスの多様化
- トラフィックエンジニアリング (TE)
 - ネットワーク内のトラフィック量を予測し、予測されたトラフィック量に基づき、動的にネットワークを制御することで、流通トラフィックによる輻輳を回避

トラフィック量
高
低
各エリアのトラフィック発生量
観測・予測
制御方針の決定
モバイルネットワークにおける動的資源割当

Osaka University

予測における実世界情報の必要性

- トラフィック量の時系列統計分析のみでは予測精度が不十分
 - 過去のトラフィックの時系列変化には予兆がないトラフィック変動が発生するため
- トラフィック生成は、ネットワーク外の実世界の事象を反映
 - 例:あるエリアに向かう人が多い場合、当該エリアのトラフィック量が増大

高精度な予測型 TE 実現のために
実世界情報を用いることが有用と考えられる

- 実世界情報を用いるための課題:
実世界情報と将来のトラフィック量との関係が明確ではない

Osaka University

目的とアプローチ

- 目的: 実世界観測情報を用いた高精度な予測型 TE を実現
- アプローチ:
 - 事前に得られた観測情報から、典型的な状態と将来のトラフィック量との関係を対応付けて記憶しておき、現在どの状態であるかを判断することで予測・制御
 - 現在どの状態であるかを、得られた観測値から判断するために、**脳の認知モデル**を応用

典型的な状態
将来のトラフィック量
観測
予測
制御
いずれの状態か判断

Osaka University

観測値と将来のトラフィック量の対応付けの概要

- 事前に得られた観測情報をもとに、類似の観測情報をもつ事象をあつめたクラスタに分割し、各クラスタと将来のトラフィック量との対応を記憶
 - 対応付けられたトラフィック量を収容可能な資源量に関しても対応付けておく

クラスタ	時刻 t での観測値	時刻 $t+s$ でのトラフィック量
○	○	○
○	○	○
○	○	○
○	○	○
○	○	○

予測された将来のトラフィック量を収容可能な資源量
 X Gbps
将来のトラフィック量の予測

Osaka University

観測値と将来のトラフィック量の対応付けの手順

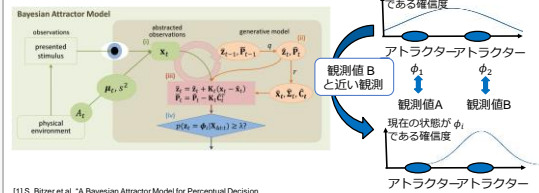
- 事前に得られた観測情報を、その種類ごとにオートスケール
 - 平均が 0, 標準偏差が 1 となるように、スケールリング
- 事前に得られた観測情報を、クラスタリング
 - クラスタリング方法: k -means法
- 各クラスタと将来のトラフィック量、およびそれを収容可能な資源量の対応付け
 - 各クラスタに属する過去の各状態について p タイムスロット先のトラフィック量を調べ、その最大値を予測値とすることで、 p タイムスロット先の輻輳を防ぐために必要な資源量を取得

クラスタ	時刻 t での観測値	時刻 $t+p$ でのトラフィック量
○	○	○
○	○	○
○	○	○
○	○	○
○	○	○

予測された将来のトラフィック量を収容可能な資源量
 X Gbps
将来のトラフィック量の予測

ベイジアンアトラクターモデル^[1] (BAM)

- **脳が不確かな観測情報に基づき意思決定を行う過程のモデル**
 - 事前に観測値と対応付けられた、典型的な認知の状態 (アトラクター) を複数持ち、現在の状態がいずれかを判断
 - 現在の認知の状態を、新たに得られた観測値に基づき、ベイズ的に更新することで、各アトラクターに対する事後確率 (確信度) が得られる



[1] S. Bittzer et al., "A Bayesian Attractor Model for Perceptual Decision Making," *PLoS Comput Biol*, vol. 11, no. 8, p. e1004442, 2015.

観測値からBAMに基づきトラヒック量を予測する手順

- **多次元の観測値を特徴量ベクトルに変換**
 - 事前に定義された k 個のクラスター C_1, \dots, C_k のいずれの状態に属するかを判断するため、各 C_i ($1 \leq i \leq k$) に対する類似度を用いて特徴量ベクトルを算出
- **特徴量ベクトルを用いて、BAMに基づく認知器が状態判断**
 - 事前定義された k 種類の状態認知を行うため、BAMに基づく認知器を k 個用意
 - 各認知器において、当該認知器が対応する状態であるのかを判断
 - 現在の状態が C_i ($1 \leq i \leq k$) か否かを判断する認知器に与える特徴量ベクトル

$$w_i = \sigma \left(\frac{a}{a+b} \frac{b}{a+b} \right)$$

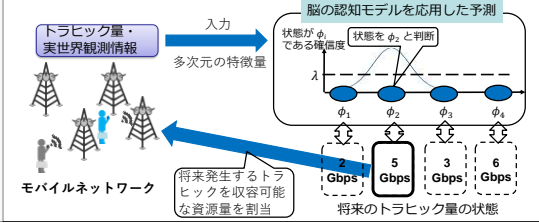
$a = D(X, M_i)$

$b = \min(D(X, M_1), D(X, M_{i-1}), \dots, D(X, M_{i+1}), D(X, M_k))$

x_i : 現在の認知の状態がクラスター C_i に含まれるべき状態か否かを判断する認知器に与える入力
 X : 得られた観測値
 $D(y_1, y_2)$: ベクトル y_1, y_2 間のユークリッド距離
 σ : シグモイド関数
 M_i : 過去に得られた観測値のうち、 i 番目のクラスター C_i に属するものの平均

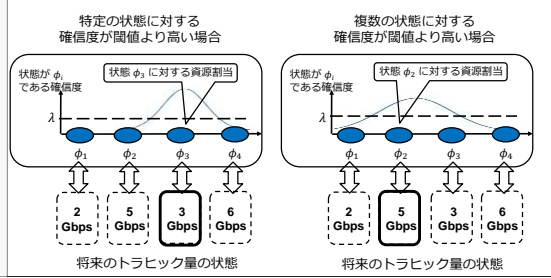
脳の認知モデルを応用した予測型 TE

- 特定の状況に応じた、将来の予測トラヒック量・割当資源量を予め複数記憶
 - 状況: トラヒック変動や、ネットワーク外の実世界における人の移動のパターン
- 観測値を基に、脳の認知モデルを応用して将来のトラヒック量を判断・予測
 - 各状態に対する確信度が得られる
- 判断の結果得られた確信度に基づき、適した資源割当制御を選択



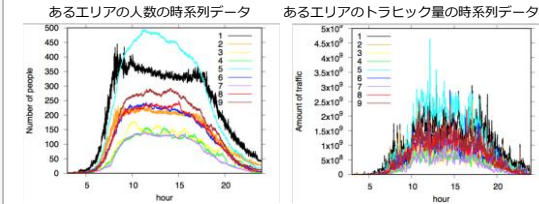
確信度に基づく資源割当量の決定

- 確信度が閾値 λ を超える全状態のうち、最も必要資源量が高いものを選択



評価環境

- **トラヒックデータ・人流データ**
 - 実データをもとに擬似生成された人の移動軌跡^[2] と、各人が発生させるトラヒックの時系列データ^[3] を組み合わせて移動ユーザと発生トラヒックを再現



[2] T. Kashiyama, Y. Pang, and Y. Sekimoto, "Open pflow: Creation and evaluation of an open dataset for typical peo- ple mass movement in urban areas," *Transportation Res- search Part C: Emerging Technologies*, vol. 85, pp. 249–267, 2017.
 [3] E. M. R. Oliveira, A. C. Viana, K. P. Naveen, and C. Sar- rante, "Measurement-driven mobile data traffic modeling in a large metropolitan area," in *Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, 2015 IEEE International Conference on, pp. 230–235, IEEE, 2015.

評価環境

- **予測・制御の対象**
 - 東京都千代田区周辺を緯度経度ともに 0.0036 (約 350m) 四方のエリアに区分した際のあるエリアの必要資源量を制御
 - 40分後のトラヒック量を予測し、40分後の制御を決定
- **状態の分割数**
 - 事前に得られた観測情報に基づき分割するクラスターの数は200 (k -means法の $k = 200$)
- **用いる観測情報**
 - 分割された各エリアにおける、トラヒック量・ユーザ数
 - 予測対象地点から 2 エリア分以内の位置にある各エリアの情報を使用
 - トラヒック量・ユーザ数の値に加えて40分前との差分も特徴量として与える

[2] T. Kashiyama, Y. Pang, and Y. Sekimoto, "Open pflow: Creation and evaluation of an open dataset for typical peo- ple mass movement in urban areas," *Transportation Res- search Part C: Emerging Technologies*, vol. 85, pp. 249–267, 2017.
 [3] E. M. R. Oliveira, A. C. Viana, K. P. Naveen, and C. Sar- rante, "Measurement-driven mobile data traffic modeling in a large metropolitan area," in *Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, 2015 IEEE International Conference on, pp. 230–235, IEEE, 2015.

評価指標・比較手法

評価指標

- 輻輳発生時間を一定以下に抑えるために必要な資源割当量

比較手法

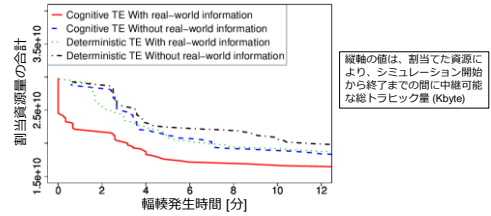
手法名	用いる観測情報	制御の判断
Cognitive TE with real-world information (提案手法)	トラヒック量・人流データ	BAM を応用
Cognitive TE without real-world information	トラヒック量のみ	BAM を応用
Deterministic TE With real-world information	トラヒック量・人流データ	観測値の所属クラスタ
Deterministic TE With-out real-world information	トラヒック量のみ	観測値の所属クラスタ

- 観測値の所属クラスタのみを用いた判断; 各時刻における判断は、その時刻で得られた観測値が属するクラスタに対する状態であると判断
- 各手法では、各時刻で判断の結果得られた資源割当量 $+\alpha$ の資源量を割当て

評価結果

提案手法では、輻輳発生時間を抑えつつ、割当資源量を削減

- 人流に関する情報も用いることで、トラヒック量の情報のみでは区別できなかった状態の違いを捉えることができ、より正確な予測が可能
- 確信度をもとに制御を行った結果、輻輳発生のリスクを考慮した資源割当が可能となり、輻輳回避のために必要な割当資源量が削減



まとめと今後の課題

提案手法

- トラヒック量のみならず、実世界で観測された情報も用いることにより、将来のトラヒック量をより正確に予測し、資源割当制御を行う予測型ネットワーク制御手法

結果

- 人流情報を用いることによる予測精度の向上により、少ない資源での輻輳回避が可能
- 脳の認知モデルにもとづく制御の判断を行うことで、確信度として判断結果が得られるため、資源不足のリスクを避けるよう資源割当を行うことができ、輻輳回避に必要な資源量を削減可能

今後の課題

- 状態の分割数 (事前に得られた観測情報に基づき分割されたクラスタの数) を変化した場合における性能評価
- 予測粒度を変化させた場合における性能評価