

Graph Network を使用した機械学習による、 トポロジー変化に対応できるルーティング最適化

澤田 格* 岡部 寿男† 小谷 大祐‡

京都大学*‡

1 はじめに

SDN(Software Defined Networking)ではネットワーク機器のデータ転送機能(Data Plane)と経路制御機能(Control Plane)を分離することで、経路制御を集中的に行うことが可能となった。従来の分散型の経路制御に対して、集中型の制御ではネットワーク全体のリアルタイムな情報に基づいて経路を決定することができる。リアルタイムなトラフィックに応じたルーティング最適化問題を解くことで従来より一層 QoS(Quality of Service)を向上させる経路制御が可能になる。

ルーティング最適化問題は、ネットワークトポロジーとトラフィックの帯域幅要求のセットが与えられ、何らかの QoS 指標を最適化するようなルーティングを求める問題として定式化される。特に本研究ではより単純な Unicast(1 対 1)のルーティングを扱う。また、ルーティングは現在ノードと宛先ノードのみによって決定されるものとする。最適化のアプローチは大きく 2 種類に分けられる。Greedy Online と言われるものと Global Offline と言われるものである。Greedy Online アプローチでは、すでにネットワーク上に存在するトラフィックのルーティングを所与として、新たに与えられたトラフィックに関して最適なルーティングを求める。一方 Global Offline アプローチでは、全てのトラフィックが与えられその全てを最適化するルーティングを求める。本研究では後者の方針をとる。

本研究では、機械学習の技術を用いてルーティング最適化問題を解く上で課題であった対象とするネットワークトポロジーの変化に対応可能な手法を提案する。

2 関連研究

ルーティング最適化問題は採用する QoS 指標によっては現実的な時間で解くことが困難であることがある。[Rie02]や[Xia+99]では、Genetic Algorithm を用いることで準最適解を求める手法が提案されている。しかしながら、動的に変化するトラフィックに対して実時間で最適化を行うことはなお困

難である。

この問題を実時間で解くために、機械学習を用いた手法が提案されている。Deep Learning を用いた経路制御として、[Mao+17]では Deep Blief Architecture を用いて OSPF によるルーティングを学習する手法を提案している。[Sta+17]では Deep Learning による強化学習を用いて経路制御を行う手法を提案している。

3 提案手法

事前に様々なネットワークトポロジーの様々なトラフィック要求に対して GA などの最適化アルゴリズムを用いて準最適解を求め、これを教師データとして機械学習モデルを学習する。機械学習を用いた経路制御ではノードやエッジの追加・削除といったトポロジーの変化に応じて機械学習モデルの入出力の次元が変化するものの、従来の手法では入出力の次元の変化に対応できなかった。

本研究では、画像認識の分野で多くの成果をあげている Convolutional Neural Network をグラフ構造に対して拡張した Graph Network[Bat+18]を使用することで、ネットワークトポロジーの変化に対応できる機械学習モデルを作成し、様々なネットワークに対して経路最適化問題を解くことを目指す。モデルの構成は、まずネットワークトポロジーとトラフィック要求などの情報を Graph Network に入力し、各ノード・エッジ毎に特徴量 v_i, e_{ij} を抽出する。次にこの特徴量を入力として宛先 V_i へのルートにエッジ E_i が使用されるか否かを予測する。

4 実験

本研究の主眼は従来の機械学習を用いた手法では困難であった同一のモデルでネットワークトポロジーの変化に対応することにある。したがって、手法の評価には様々なトポロジーでの学習とテストが必要となる。まずは自明な経路制御として OSPF によって求められた最短経路を教師データとして実験を行う。

Network Routing Optimization Based on Machine Learning Using Graph Networks Robust against Topology Change

* KAKU SAWADA, Kyoto University

† YASUO OKABE, Kyoto University

‡ DAISUKE KOTANI, Kyoto University

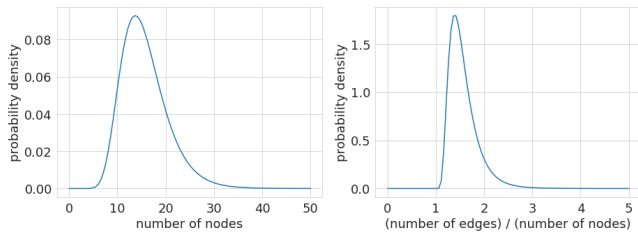


Fig.1 生成するデータの確率分布 (対数正規分布)

4.1 データ

以下の手順で生成したネットワークトポロジーを使用する。

1. Fig.1 の確率分布にしたがって、ノード数とエッジ数を決定する。
2. 連結になるように、決められた数だけエッジを追加する。
3. 各エッジについて $[0, 1)$ の範囲でリンクウェイトを割り振る。
4. リンクウェイトを用いて、各ノード間の最短経路を求める。

合計 200 のトポロジーを生成し、150 を学習用、50 をテスト用のデータとした。

4.2 学習

Graph Network は層を重ねるごとに隣り合うノード・エッジ間で情報を交換し合うため、対象とするネットワークトポロジーに応じて十分に深い構造が必要になる。このようなネットワークでは [He+16] で提案されているショートカットコネクションが有効であると考えられる。損失関数は Logistic Loss を使用した。150 のトポロジーに対して 200 エポックの学習を行った。

4.3 評価

機械学習モデルは現在ノードと宛先ノードに応じてネクストホップを出力するのみなので宛先ノードへの到達性を保証しない。本実験では、出力がルーティングとして正当なものとなるように、深さ優先探索を用いて閉路を解消するアルゴリズムを用いて後処理をした。機械学習モデルの評価指標としては正答率を用いる。各現在ノード・宛先ノードの組に対して正しいネクストホップを出力していれば正答とする。学習用データに対する正答率が 82.96%，テスト用データに対する正答率が 83.83% となった。Fig.2 にトポロジーごとの正答率の分布を示す。

5 まとめ

機械学習を用いて経路制御を行うにあたって、従来の手法ではトポロジーの変化に対応できないという課題に対して、

本研究ではグラフ構造に特化したニューラルネットワークである Graph Network を適用する手法を提案した。実験では自明な経路制御として最短経路による経路制御を学習させ、一定の性能を示すことを確認した。

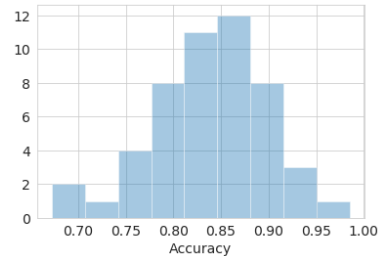


Fig.2 テスト用データに対するトポロジーごとの正答率

最も自明な最適経路制御の例として、最短経路による経路制御を学習させた。最短経路による経路制御は従来のアルゴリズムによって高速に最適解を求めることが可能であるため、今後はより困難な QoS 指標による経路制御への適用として、最大帯域利用率の最小化について遺伝的アルゴリズムで得た解を学習させ性能の検証を行っている。

参考文献

- [Bat+18] Peter W. Battaglia et al. *Relational inductive biases, deep learning, and graph networks*. 2018. eprint: arXiv:1806.01261.
- [He+16] Kaiming He et al. “Deep residual learning for image recognition”. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016, pp. 770–778.
- [Mao+17] Bomim Mao et al. “Routing or computing? the paradigm shift towards intelligent computer network packet transmission based on deep learning”. In: *IEEE Transactions on Computers* 66.11 (2017), pp. 1946–1960.
- [Rie02] Anton Riedl. “A hybrid genetic algorithm for routing optimization in IP networks utilizing bandwidth and delay metrics”. In: *IP Operations and Management, 2002 IEEE Workshop on*. IEEE. 2002, pp. 166–170.
- [Sta+17] Giorgio Stampa et al. “A Deep-Reinforcement Learning Approach for Software-Defined Networking Routing Optimization”. In: *arXiv preprint arXiv:1709.07080* (2017).
- [Xia+99] Fei Xiang et al. “QoS routing based on genetic algorithm”. In: *Computer communications* 22.15-16 (1999), pp. 1392–1399.