

1

## MAP-Elitesアルゴリズムを用いた 予測困難なトラフィック変動への適応性を有する 仮想ネットワーク埋め込み手法

大阪大学 大学院情報科学研究科 村田研究室  
大月天渡  
a-otsuki@ist.osaka-u.ac.jp

1

2

## 研究背景

- クラウドサービスや IoT 技術の普及
  - サービスごとに柔軟にネットワークを構築・提供することが不可欠
  - ネットワーク仮想化技術が重要視
    - 実装上の問題が多数存在
- 仮想ネットワーク埋め込み問題 (VNE 問題)
  - 仮想ノード・リンクと物理ノード・経路を対応付ける資源割り当て問題
  - ネットワークの規模が大きくなるに従い計算量が爆発的に増加
  - 実用上は、トラフィック変動に伴う仮想ネットワークの変更に対応して即座に解くことが必要
- 生物進化の仕組みに倣った進化的アルゴリズム
  - 組み合わせ最適化問題をヒューリスティックに解くアルゴリズム
  - 従来の進化的アルゴリズムでは解の多様性が失われる (初期収束)
    - 動的環境に適応して進化計算を行うことが困難
  - 解の多様性を維持しながら良い解を求めるアルゴリズムが注目
    - MAP-Elites (Multi-dimensional Archive of Phenotypic Elites)<sup>[5]</sup> はそのひとつ

[5] J. Mouret and J. Clune, "Illuminating search spaces by mapping elites," CoRR, vol. abs/1504.04909, Apr. 2015. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1504.04909>

2

3

## 研究目的とアプローチ

- 研究目的
  - 環境変動に適応して動的 VNE 問題を効率的に解く手法の提案
  - 提案手法の VNE 問題に対する有効性の検証
    - 動的環境における適応性を評価
    - 解の多様性と解の探索効率の関係の評価
- アプローチ
  - 解の多様性を維持する MAP-Elites アルゴリズムを利用
    - 多様な解を保存することが環境変動時に有利に働く可能性に着目
    - 先行研究で多様性を維持するアルゴリズムの中で MAP-Elites が有望
  - シミュレーションにより動的環境での適応性を評価
    - 一定間隔で仮想ネットワークをランダムに変更し適応度の推移を計測
  - 従来の進化的アルゴリズムと比較検証
    - 代表的な遺伝的アルゴリズムを比較対象として使用
    - MAP-Elites と類似点のある NSLC アルゴリズム<sup>[4]</sup>とも比較

[4] J. Lehman and K. O. Stanley, "Evolving a diversity of virtual creatures through novelty search and local competition," in Proceedings of annual conference on Genetic and evolutionary computation, Jul. 2011, pp. 211–218.

3

4

## 仮想ネットワーク埋め込み問題 (VNE 問題)

- ネットワーク仮想化における資源割り当て問題
- 仮想ノード・リンクと物理ノード・経路の対応を資源制約下で決定
  - 資源制約: CPU やリンク帯域などの資源要求を満たすことが必要
  - 要求仮想ネットワークは時間的に変動
- 仮想ネットワーク埋め込みは以下のステップで実行
  - 仮想ノード埋め込み: 各仮想ノードを重複なく物理ノードに割り当て
  - 仮想リンク埋め込み: 各仮想リンクを物理経路に割り当て

図. 仮想ネットワーク埋め込みのモデル

4

5

## MAP-Elites アルゴリズム

- 多様性を維持する進化的アルゴリズム
  - ユーザが選択した特徴量を軸とする特徴空間上に解が広く分布するよう工夫
  - 特徴空間をある粒度のセルに分割し各セルで最適解 (エリート) を出力
- 以下のステップで動作
  - ランダムに初期解 (個体) を  $N$  個生成し特徴空間にマッピング
  - 個体群からランダムに一つ個体を選択する
  - 個体に突然変異を適用して新たな解を生成
  - 新しい解の適応度と特徴量を計算
  - 対応するセルの個体より適応度が高ければ置換
  - ステップ 2~5 を繰り返す

図. MAP-Elites アルゴリズムの動作

5

6

## 解の符号化の定義

- VNE 問題の解を整数値の遺伝型に符号化
  - 2 進数表記で配列のように利用
  - ビット演算により効率的に遺伝的操作が可能
- 各仮想ノード・リンクに対応する物理ノード・経路の番号を順に配列
  - 物理ノード番号は事前に一意に割り当て
  - 物理経路の番号は同一頂点間の 1~ $k$  番目に短い経路の中で規定
    - 経路上の物理ノード番号を並べた数の小さい順に割り当て
  - 問題の条件に違反する場合の復号の規則
    - 物理ノードの割り当てが重複する場合仮想ノード番号の若い方を優先
    - 資源要求量 > 残余資源量 のとき残余資源量全てを割り当て

図. 解の符号化の例 (2進数表記)

6

### 解の評価値の定義

7

- 適応度
  - 残余資源量から資源制約のペナルティ項を重み付けして引いた値
    - ◆ 残余資源量：物理資源量から割当資源量を引いた値の総和
    - ◆ ペナルティ項：資源要求量から割当資源量を引いた値の総和
  - 割当資源の不足時に適応度が大きく減少
    - ◆ 資源制約を満たさかつ残余資源量が増えるように進化を方向付け
- 特徴量
  - 割り当てた物理ノードの番号の総和：物理ノードの組み合わせを多様化
  - 割り当てた物理経路の長さの総和：物理経路の組み合わせを多様化
    - ◆ ノードと経路の組み合わせを分離
    - ◆ 特徴空間の網羅率と遺伝的多様性に相関

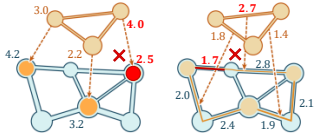


図. 資源制約を満たさない埋め込み

7

### シミュレーション設定

8

- 物理ネットワーク上に1つの仮想ネットワークを埋め込む VNE を想定
  - 物理ネットワーク
    - ◆ ノード数 32 の無向ランダムトポロジー
    - ◆ 物理ノード・リンク資源量：対正規分布に従って割り当て
  - 仮想ネットワーク：
    - ◆ ノード数 5 の無向ランダムトポロジー
    - ◆ 仮想ノード・リンクの要求資源量：以下の手順で決定
      1. 各仮想ノードに対応する物理ノードを重複なくランダムに選択
      2. 各仮想ノードの要求資源量を手順1で選択した物理ノードの資源量に決定
      3. 各仮想リンクに対応する物理経路を互いに辺の重複がないように選択
      4. 各仮想リンクの要求資源量を手順3で選択した物理経路上の最小リンク資源量に決定
 →資源要求を満たす埋め込みが存在することを保証
  - 仮想リンク埋め込みでは1~8番目に短い物理経路から一つ選択
  - 環境変動モデル
    - ◆ 要求仮想ネットワークを100世代ごとに変更
    - ◆ 各シミュレーションで環境変動は9回
- 10回シミュレーションを行った平均で評価

8

### 比較対象の進化的アルゴリズム

9

- 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA)
  - 代表的な進化的アルゴリズムのひとつ
  - 個体群から選択した個体に遺伝的操作 (交叉・突然変異) を適用し次世代として新たな解を生成
    - ◆ 選択：選択確率が適応度に比例するルーレット選択  
適応度が最も高い個体を残すエリート選択
    - ◆ 交叉：遺伝型上の無作為に選択した二点間を入れ替える二点交叉
    - ◆ 突然変異：無作為に遺伝子座をひとつ選択して値を反転
- NSLC (Novelty Search with Local Competition)<sup>[4]</sup>
  - 行動空間での新奇性 (ノベルティ) と k 近傍内での相対適応度をもとに個体を選択する多目的最適化アルゴリズム
    - ◆ ノベルティ: k 近傍内の個体との平均距離
    - ◆ 相対適応度: k 近傍内で正規化した適応度
    - ◆ シミュレーションでは行動空間と特徴空間は同一
  - 遺伝的アルゴリズムの拡張として実装
    - ◆ 適応度をノベルティと相対適応度の重み付け和として定義

[4] J. Lehman and K. O. Stanley, "Evolving a diversity of virtual creatures through novelty search and local competition," in Proceedings of annual conference on Genetic and evolutionary computation, Jul. 2011, pp. 211~218.

9

### 個体群の設定

10

- 5つの個体群を並列的にシミュレーション
  - ME: MAP-Elites を用いた提案手法
  - SGA1: 標準的な GA
    - ◆ 一般的に用いられる程度の突然変異率に設定
  - SGA2: 突然変異率を高く設定した GA
    - ◆ 新しい個体を生成するたびに突然変異を適用
    - ◆ 突然変異により遺伝的多様性が向上
  - NSLC1: ノベルティを重視する NSLC
    - ◆ 遺伝的多様性を高める選択圧
  - NSLC2: ノベルティと適応度を同程度に重視する NSLC

表. シミュレーションに用いる個体群

個体群	アルゴリズム	突然変異率	交叉率	ノベルティの重み
ME	MAP-Elites	(100%)	-	-
SGA1	GA	1%	90%	-
SGA2	GA	100%	90%	-
NSLC1	NSLC	10%	90%	0.8
NSLC2	NSLC	10%	90%	0.5

10

### 提案手法の評価結果

11

- 評価指標
  - 最大適応度：環境への適応性
  - 最小適応度：環境変動への耐性
  - 資源要求達成率：解の探索性能
  - 資源要求達成の順位：解の探索効率  
⇒ いずれも ME が最良
- VNE 問題を扱うアルゴリズムとして MAP-Elites が最も有効
  - 多様性を維持する NSLC2 と突然変異率の高い SGA2 が次点

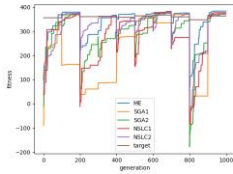


図. 適応度の推移

表. 適応度に関する指標 (平均値)

	ME	SGA1	SGA2	NSLC1	NSLC2
最大適応度	363.5	223.7	348.3	341.9	335.4
最小適応度	256.7	96.9	166.2	140.9	194.9
資源要求達成率(%)	78	15	47	31	56
資源要求達成の順位	1.7	4.5	3.6	4.3	3.1

11

### 適応度と多様性の推移の比較

12

- ME: 適応度と多様性のいずれも基本的に最大
- SGA1: 二番目以降の環境での適応度の上昇が微小
  - 多様性が初期段階で失われ進化が収束 → 環境変動後の進化速度が低下
- SGA2: SGA1 と比較して動的環境に速やかに適応
  - 多様性を高く維持しており進化適応の速度が一定
- NSLC1: 多様性は大きいだが適応が低速
  - 適応度を高める選択圧が相対的に小さいことが要因
- NSLC2: 多様性は小さいが適応が比較的高速
  - 動的環境で適応可能なために十分な多様性

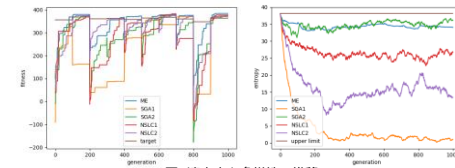


図. 適応度と多様性の推移

12

## 解の多様性と適応性の関係

13

- 適応度の高い個体の分布と適応性に相関
    - ME・NSLC2：適応度の高い個体が特徴空間で広く分布
    - SGA2・NSLC1：多様性は大きいが適応度の高い個体が少数
- ⇒ 適応度の高い個体が多様に存在することが重要

表. 多様性に関する指標

	ME	SGA1	SGA2	NSLC1	NSLC2
エントロピー	34.0	3.9	34.1	26.2	15.8
網羅率(%)	68.7	1.6	17.1	33.3	15.9
達成個体数	18.0	14.4	0.6	0.5	11.3

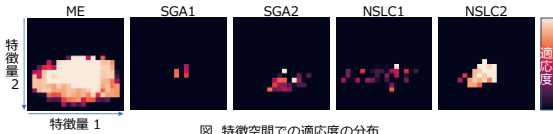


図. 特徴空間での適応度の分布

13

## まとめと今後の課題

14

- まとめ
  - 動的な仮想ネットワーク埋め込み問題を MAP-Elites アルゴリズムを用いて解く手法を提案
  - 既存の進化的アルゴリズムを用いた手法と比較検証
    - MAP-Elites が最も解の探索が速く達成率も高いことを確認
  - 解の多様性と解の探索性能に相関があることを確認
    - 適応度の高い個体が多様に存在することが重要
- 今後の課題
  - 特徴空間での探索の重要性の評価
    - 多様で適応度の高い解を出力する他のアルゴリズムとの比較
  - VNE 問題に対してより有効な特徴空間の検討
  - 長期的な変動に対する耐性の評価
  - トラヒック変動の規模と適応性の関係の評価

14