

読んだ論文の共有

tax_free

東京工業大学 情報理工学院 数理・計算科学系 学士課程 3 年

May 7, 2024

- 1 A Novel Algorithm for Capacitated Vehicle Routing Problem for Smart Cities [1]
- 2 自動プロンプト最適化のソフトウェア設計 [2]

A Novel Algorithm for Capacitated Vehicle Routing Problem for Smart Cities [1]

論文情報

著者 Sajid, M.; Singh, J.; Haidri, R.A.; Prasad, M.; Varadarajan, V.; Kotecha, K.; Garg, D.
雑誌 Symmetry 2021, 13, 1923.
url <https://www.mdpi.com/2073-8994/13/10/1923>

モチベーション

輪読ゼミの方で VRP に関する本を読んでいるので、その具体的な応用方法について扱っている論文を読みたいと思った。また、タイトルの Smart city がどのような社会を指しているのか気になった。

どんなもの?

2 つの目的関数 (車両の総移動距離と最長距離のルートの長さ) を同時に最小化する形式の CVRP 用の genetic operators を作成した. 提案された genetic operators は GTBCX (giant tour best cost crossover) と呼ばれ, NSGA-II という多目的最適化アルゴリズムから使用できる.

先行研究と比べてどこがすごい?

技術や手法のキモはどこ？

前提

- 距離行列は対称

既存手法 (i.e., NSGA-II_GTBCX) の説明

global な最適化のために以下のアルゴリズムを用いる。

- 1 non-dominated sorting:
2 つの目的関数を軸に取った目的空間上で, dominated の指標の rank が低い順に sort
- 2 fast-crowding distance estimation procedure
2 つの目的関数を軸に取った目的空間上で, 解と解の距離 (厳密には距離ではない) を高速に計算
- 3 simple crowding comparison operator
まず rank が低い順に, そして同じ rank ならば crowding が大きい方が前にくるように sort

技術や手法のキモはどこ？

既存手法 (i.e., NSGA-II_GTBCX) の説明 (アルゴリズム)

- 1: 開始
- 2: 反復回数 $t = 0$ を設定する
- 3: population P_t を初期化する
- 4: population P_t に対して非支配ソートと混雑距離の割り当てを行う
- 5: **while** 終了条件に達していない **do**
 - 6: population P_t に基づいて混雑比較による選択を行い、 Q_t を生成する
 - 7: 交叉と突然変異を適用して offspring の population Q_t を作成する
 - 8: population P_t と Q_t を組み合わせて R_t を形成する
 - 9: population R_t に非支配ソートを行う
 - 10: population R_t の混雑距離を計算する
 - 11: R_t の非支配解から新しい population P_{t+1} を形成する
 - 12: $t = t + 1$ とする
- 13: **end while**
- 14: 終了

技術や手法のキモはどこ？

既存手法 (i.e., NSGA-II_GTBCX) の説明 (初期化の方法)

chromosome は、地点の id から構成され車両の容量を無視した大きな 1 つの tour(trip) を表している。例えば、 $\pi = 3 \rightarrow 4 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 5 \rightarrow 2 \rightarrow 1 \rightarrow 6$ のようなものが chromosome で、これを車両の容量に合うようにそれぞれの tour に分解する。

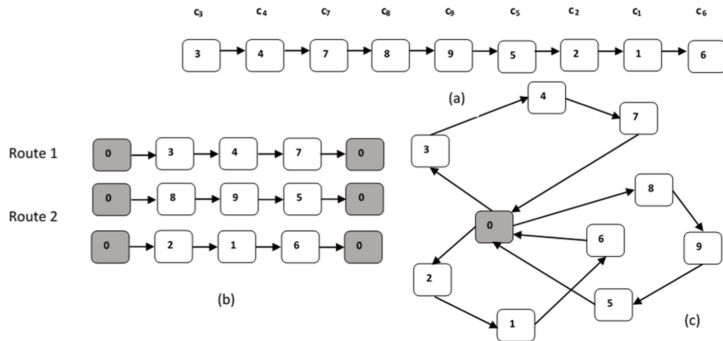


Figure 3. (a) A random chromosome π . (b) Converting chromosome into routes. (c) Graphical CVRP.

技術や手法のキモはどこ

GTBCX の説明

- 1: 初期集団から染色体 π を選択
- 2: 確率に基づいて、GTBCX オペレータを適用するか決定
- 3: **if** GTBCX オペレータが選択された **then**
- 4: 親染色体 π_{p1} と π_{p2} を選択
- 5: 親染色体から 2 つの連続した顧客を選択
- 6: 選択した顧客を除いた部分的な巨大ツアー π_{r1}, π_{r2} を生成
- 7: 部分的な巨大ツアーに対して、選択した顧客を $n-1$ の位置に挿入
- 8: 挿入後の総走行距離と最長ルート进行评估
- 9: 最良の評価値を持つ染色体を子孫 π_{o1}, π_{o2} として選択
- 10: **end if**

どうやって有効だと検証した?

88 個の CVRP ベンチマークインスタンスを使用して, GTBCX operator と既存の nearest neighbor crossover (NNX) operator・edge assembly crossover (EAX) operator の結果を比較して, 走行距離, 最長ルート of 長さ, パレート解の品質と数で優れていることが分かった.

自動プロンプト最適化のソフトウェア設計 [2]

論文情報

著者 水野尚人, 柳瀬利彦, 佐野正太郎

雑誌 言語処理学会 第 30 回年次大会 発表論文集 (2024 年 3 月)

url https://www.anlp.jp/proceedings/annual_meeting/2024/pdf_dir/P9-2.pdf

モチベーション

著者らが所属している PFN のイベントで紹介されており、ブラックボックス最適化の一種として LLM のプロンプト最適化を行っていると聞き興味を持った。

どんなもの?

LLM をブラックボックスとしてプロンプトを最適化するフレームワークを提案し、そのフレームワークを用いて JCommonsenseQA でのベンチマークで性能向上を確認した.

先行研究と比べてどこがすごい？

先行研究では、主に最適化する手法に注目していたが、この論文ではプロンプト最適化の枠組みについて、ブラックボックス最適化との共通点から議論している。

技術や手法のキモはどこ？

ブラックボックス最適化のライブラリである Optuna の構造を参考にしてプロンプト最適化のフレームワークに応用している.

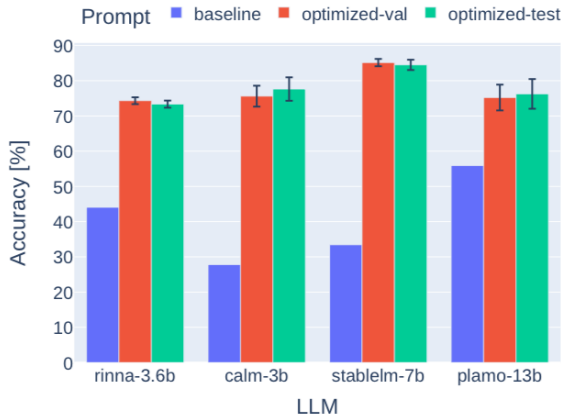
提案手法のアーキテクチャ

主な構成要素は Worker と Strage で, Worker は Sampler と目的関数を持つ. Storage を Worker と分けているのは並列化のためである.

- Sampler: 新しいプロンプトを生成するための LLM を持ち, 要求に応じてプロンプトを生成する.
- 目的関数: 定義された目的関数に従って評価値を返す
- Storage: 解を保存する

どうやって有効だと検証した?

日本語 Language Evaluation Harness の常識推論タスクである JCommonsenseQA を用いて評価した。このタスクは 1 つの質問に対して 5 つの選択肢が与えられて、正しい答えを出力するもので、評価指標として正解率が用いている。その結果、以下のグラフのように大きな改善が見られた。



議論はある？

- 性能だけでなく、生成時間やトークン数なども含めた多目的最適化への拡張
- 中間評価値による枝刈りの実装
- 不適当なプロンプトや出力を含むものを実行不可能解とする制約付き最適化問題への拡張

など



Sajid, M.; Singh, J.; Haidri, R.A.; Prasad, M.; Varadarajan, V.; Kotecha, K.; Garg, D. *A Novel Algorithm for Capacitated Vehicle Routing Problem for Smart Cities*. Symmetry 2021, 13, 1923.



水野尚人, 柳瀬利彦, 佐野正太郎自動プロンプト最適化のソフトウェア設計. 自然言語処理学会論文集, 2023.