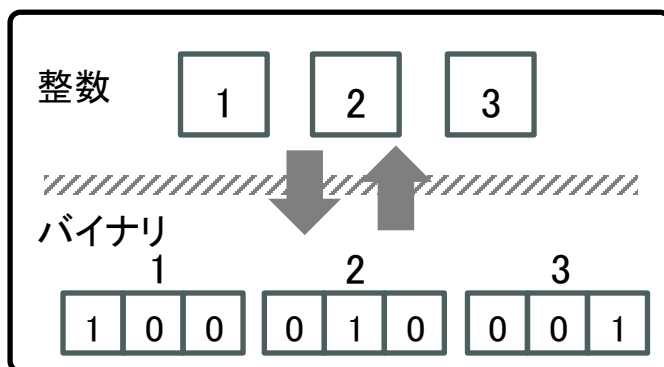


機械学習を活用したQUBO自動構築システムの開発 - オートエンコーダによる解空間圧縮 -

阿部哲郎(慶應義塾大学大学院) / 山下将司

背景

アニーリングマシンを用いて組合せ最適化問題を求解するには、元の問題の変数を0/1で表現されるバイナリ変数へと変換する必要がある。この変換において、**変数数(ビット数)の増加**と**制約非充足解**の発生がボトルネックとなっている。



👍 制約充足解

1	0	0
0	1	0
0	0	1

制約非充足解 🚫

0	0	0
1	1	0
0	1	1

目的

本プロジェクトの目的は、

- 機械学習モデルであるバイナリオートエンコーダ(Binary AutoEncoder; bAE)を用いて解空間を圧縮し、潜在空間上でQUBOを構築して解探索することで、ビット数の増加と制約非充足解の発生を抑えた最適化を実現すること。
- 論文とOSSライブラリ公開を通じて第三者が本技術を活用・拡張できる状態にし、適用範囲を様々な問題へ広げること。

① 「Quron」の開発

OSSのPythonライブラリ「Quron」の開発

Quron

<https://github.com/tetsu-creator/quron>

オートエンコーダの学習

解データを元にオートエンコーダを学習

STEP
01

QUBO構築・最適化

解と目的関数値のセットをもとに、自動でQUBOを構築し、アニーリングマシンで最適化

STEP
02

解を取得

組合せ最適化問題の最良解を得る

STEP
03

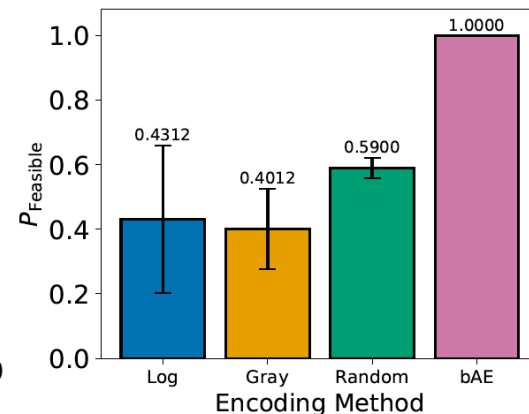
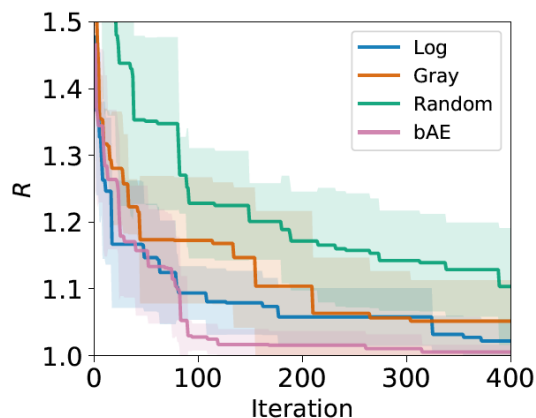
- ✓ 誰でも簡単に、bAE × アニーリングマシンによるビット数増加と制約非充足解の発生を抑えた最適化が行える。

② bAEによる最適化と性能評価

Quron内で用いられているアルゴリズムの性能評価

$$\text{近似比 } R = \frac{\text{得られた目的関数値}}{\text{最適解の目的関数値}}$$

$$\text{制約充足解獲得確率 } P_{\text{Feasible}} = \frac{\text{制約を満たしたサンプル数}}{\text{総サンプル数}}$$



- ✓ bAEと同程度のビット数を持つ、他エンコーディング手法と比較して、最適化性能が良い。
- ✓ bAEを用いた最適化では、制約充足解が100%得られた。
- ✓ 学術的観点に関しては、論文として公開した。
(<https://arxiv.org/abs/2602.10037>)