# 量子アニーリングマシンによる席替え最適化

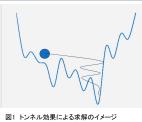
岡田 颯斗, 越田 颯真, 高岡 莉朱

大阪府立四條畷高等学校 友好関係は有向グラフ

#### 1. abstract

The exact optimization of seat assignments is not required, but rather it is required to produce good seats to some extent more than once. In this study, we optimized seat assignments by taking advantage of the feature of quantum annealing, which is still in its infancy.

# 2. 研究背景



2-1.量子アニーリングとは

- ・(2値変数の)組み合わせ最適化に特化
- ・最適解の候補を複数出力
- ・比較的実用化が進んでいる[4][5]
- ・厳密な最適化は困難だが、準最適解の探索
- 本研究ではJijの量子アニーリングシミュレータ Open jij[1]を用いた.

### 2-2. 本研究の動機と位置づけ

動機:実際に身近な事象を扱うことで分野参入のハードルを下げたい

湊 淳(1996)による先行研究[6]

特定の二人の関係のみを考慮

本研究

全員の関係を考慮

## 3. 定式化

#### 3-1. 変数の定義

 $q_{i,j} = \begin{cases} 0(i \; \mathbf{R} | \mathbf{c}_j \; \mathbf{m} \mathbf{n} \mathbf{c}_i) \\ 1(i \; \mathbf{R} | \mathbf{c}_j \; \mathbf{m} \mathbf{n} \mathbf{c}_i) \end{cases}$ 

 $F_{A,B}$  : Aが感じるBとの仲の良さ.  $F_{A,B}=F_{B,A}$ とは限らず,  $0\leq F_{A,B}\leq 3$ を満たし, 0の時最も仲が良い。また、 $F_{A,A}=5$ .

 $C_i$ : i と隣り合う座席の集合

:Aの学力. 値が大きいほど学力が高い.  $S_A$ 

:全生徒の学力の平均値

: 視力等で座席の配慮を必要とする人の集合

:前の二列以外の座席の集合

割り当てる座席の配置を4×5とする

#### 3-2. 目的関数の定義

まず、制約条件ごとに目的関数 $H_i$ を以下のように定める

①友好関係の良さH<sub>0</sub>

$$H_0 = \sum_i \sum_j \sum_k \sum_{s \in C_i} q_{i,j} q_{s,k} F_{j,k}$$

①隣り合う二人の学力の和の散らばり $H_1$ 

$$H_1 = \sum_i \sum_j \sum_k q_{2i+1,k} q_{2i,j} (S_i + S_k - 2\overline{S})^2$$

②一人一席, 一席一人の制約H2

$$H_2 = \sum_i (\sum_j q_{i,j} - 1)^2 + \sum_j (\sum_i q_{i,j} - 1)^2$$

③視力等の配慮の制約H<sub>3</sub>

$$H_3 = \sum_{w \in W} \sum_{s \in S} q_{s,w}^2$$

①~③で定義した $H_0$ ~ $H_3$ と定数 $\lambda_0$ ~ $\lambda_3$ を用いて最小化すべき関数Eを

$$E = \lambda_0 H_0 + \lambda_1 H_1 + \lambda_2 H_2 + \lambda_3 H_3$$

で定める

#### <u>3-3. ハイパーパラメータλ, のチューニング</u>

λ,を調節して特定の制約条件の影響が特定の**関数に偏らないようにする**必要 がある. 図2の例は偏りがある場合を示した概念図で、この例では関数値の偏りに よって制約条件1のみ満足する局所解に陥る可能性がある.

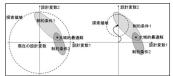


図2 最適解にたどり着けない場合の概念図 出典:村田 幸弘(2007)

本研究ではOptuna(ハイパーパラメータ 自動最適化フレームワーク)[8]を利用した TPEによるベイズ最適化[9]を行った.

評価関数 $\mathbf{E}' = \begin{cases} E & (H_2 + H_3 = 0) \\ c & (otherwise) \end{cases} (cは定数)$ 

## 4. 結果

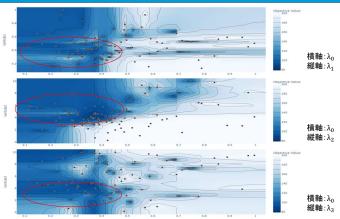


図3 各パラメータごとの値ごとのEの値(ただし制約を満たさないものは値をc=200とした)

 $0.1 < \lambda_0 < 0.4$ かつ $0.3 < \lambda_1 < 1$ かつ $3 < \lambda_2 < 10$ かつ $3 < \lambda_3 < 10$  の範囲(よ り正確には図3において青色の領域)のλ,を用いると、高確率で実行可能解(制 約条件②、③を満たす解)が出力される.

 $H_0$ の重要度がより大きいパラメータ、つまり $\lambda_0$  が大きいパラメータ  $(\lambda_0,\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3)=(0.4,0.1,4,8)$  と、 $H_1$ の重要度がより大きいパラメータ  $(\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = (0.1,1,4,8)$  を用いて実際に最適化を実行した結果、図4、図5 のような解が得られた

[15,	4,	1,	3 ]
[2 ,	10,	11,	19]
[9,	8,	6,	12]
[5 ,	13,	17,	7 ]
[14,	18,	16,	20]

図4  $(\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = (0.4, 0.1, 4, 8)$  での計算結果の座席表

図5  $(\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = (0.1,1,4,8)$ で の計算結果の座席表

$H_0 = 55$	
$H_1 = 12.5$	71
表1 図4の座	医席表での各値
$H_0 = 62$	
$H_1 = 1.174$	14
表2 図5の度	医席表での各値

 $H_1 = 32.930$ 

表3 ランダムに作成した座席表での各値

# 5. 考察•結論•展望

#### 5-1. 考察

席替えのような応用例では厳密な最適解を得ることよりも、近似的に精度の良い 解を複数得ることができればよいため、恒常的に低いEの値を得られてかつ特定 の制約条件の影響が関数値に偏らない礼の選択を行う必要がある. そのために は、適切な範囲(図3の青色の領域内の値)の $\lambda_i$ の組を用いることが望ましい。ま た、適切な範囲内で $\lambda_i$ の調節を任意に行うことができるため、各目的関数 $H_i$ の重 要度の変更が可能であり、実験では実際に席替え結果の各目的関数の値に偏り をつけることができた(表1,2,3).

#### 5-2. 結論

先行研究では行っていなかった複雑な制約の追加を行い,量子アニーリング特 有の確率的な解の探索により複数の席替えの解候補を得られた.

また, 本研究では生徒目線での友好関係をメインとして目的関数を作成したが, A とBを隣り合わせたくないといった制約も生徒A、B間の相互作用に加えることで容 易に実現できる。このように、重要度の操作だけでなく様々な目的が存在する席替 えも可能であるため本研究で用いた手法は汎用性を持つ.

#### 5-3. 展望

- ・目的関数に以前の座席表を反映させる
- →同一の人と隣り合うことを防ぐ
- ・ベイズ最適化を行う $\lambda_i$ の値の範囲を予め数学的に決定する
- →より短い時間でハイパーパラメータチューニングを行う

# 6. 参考文献

- [1] 大関 真之(2018)「量子アニーリングによる組合せ最適化」オペレーションズ・リサーチ [2] 大関 真之, 西森 秀稔(2011)「量子アニーリング (解説)」、一般社団法人 日本物理学会
- [3] Openjij, https://www.openjij.org/

- [4] Masayuki Ohzeki, Akira Miki, Masamichi J Miyama, Masayoshi Terabe(2019) "Control of Automated Guided Vehicles Without Collision by Quantum Annealer and Digital Devices", frontiers
  [5] NEC,「量子コンピューティング技術の活用で複雑な生産計画立案の自動化に成功~設備稼働率15%向上、計画立案工数90%削減を実現~」, NEC,
- https://jpn.nec.com/quantum\_annealing/case/necplatforms/index.html
- [6] 湊 淳(1996)「シミュレーテッドアニーリング法を用いた座席決定アルゴリズムの開発」,公益社団法人 計測 [7] 村田 幸弘, 安藤 竜弥, 阿部 充志(2007)「ペナルティ法による目的関数生成における重み付け自動化」, 一
- 般社団法人情報処理学会
- [8] Optuna, PreferredNetowrks, inc., https://www.preferred.jp/ja/projects/optuna/ [9] Bergstra, J., Bardenet, R., Bengio, Y., Kégl, B. (2011)"Algorithms for hyper-parameter optimization" NIPS
- [10] Dwaye D-Waye Technical Report 14-1046A-A Choosing good problems for quantum appealing