

量子アニーリングを用いたレビュアー割当最適化の検討

峯尾 真一¹⁾, 野口 孝明¹⁾, 草間 義紀¹⁾, 松田 佳希²⁾

1) 高度情報科学技術研究機構

2) 株) フィックスターズ

mineo@rist.or.jp

Optimization of Reviewer Assignment using Quantum Annealing

Shinichi Mineo¹⁾, Takaaki Noguchi¹⁾, Yoshinori Kusama¹⁾, Yoshiki Matsuda²⁾

1) Research Organization for Information Science and Technology

2) Fixstars Corporation

概要

HPCI 利用研究課題の審査におけるレビュアー割当問題においては、申請課題とレビュアー候補の数が増えると組合せの数が爆発的に増えるため、AI で計算した申請課題とレビュアー候補の適合度を基に、量子アニーリングを用いて最適解を求める方法を検討した。

量子アニーリングの効果を疑似アニーラにより実現し、過去の実データを試験データとして組合せ最適解探索を行い、試行錯誤的アルゴリズムとの比較を行った。その結果、量子アニーリングの有用性が明らかになり、将来的には AI と連携させてレビュアー割当の全プロセスを人間の介入無しに、迅速に処理することの可能性を示した。

1 はじめに

HPCI[1]の課題審査においては、各課題に対し予め登録されたレビュアー候補の中から適切な人を複数選んで評価を依頼している。そこでは、様々な分野の多数の応募課題に対し、多岐に渡る専門分野のレビュアー候補から適切な人を選ぶために、AI を用いて課題毎に全レビュアー候補の適合度を計算している[2]。

そのデータを基に、課題毎のレビュアー数、レビュアー毎の担当課題数の制約条件を満たした課題とレビュアーの最適な組合せを探す必要があるが、(100~200) 課題 × (100~200) レビュアー候補の規模となると、組合せの可能性が爆発的に大きくなるため、全ての場合を計算して最適解を求めることは現実的ではなくなる。

従来は試行錯誤的に制約条件を満たす解を見つける方法を用いていたが、最適解の探索を行うためには効率が悪い。そのため新しいアプローチとして量子アニーリングによって組合せ最適解を探す方法を検討した。

2 課題とレビュアーの組合せ問題

HPCI システム利用研究課題の定期募集において、秋の募集では例年 100~200 課題の申請があ

り、課題審査委員会がこの中から優れた課題を選定して計算資源を配分し、選定委員会の承認を経て採択される。HPCI においては申請課題をピア・レビューにより評価することを原則としており、年度毎に各学術分野の専門家にレビュアー就任の依頼を行い、承諾された人をレビュアー候補として登録する。その数は年度毎に変わるが、現在は約 300 人である。

課題審査委員会は、審査の公平性やレビュアーの負荷の観点から課題毎のレビュアー数とレビュアー毎の割当課題数の目安を定めている。その制約条件を満たした上で各課題に最適なレビュアーの組合せを探すことが必要となる。

また、課題内容に対して適切なレビュアーを探すために、AI を用いて課題毎に全レビュアー候補の適合度を計算している。この適合度は、課題毎の各レビュアー候補の相対的な評価値となっており、その課題毎の合計は 1 となる。(詳細は[2]参照) すなわち異なる課題のレビュアーの適合度は、絶対値として相互に比較することができない。また、実際には課題の参加者とレビュアー候補が利益相反関係にある場合には、この適合度を-1 として、レビュアーとして割り当てられないようにしている。以上の理由から、レビュアー候補の比較を、この適合度を基にして計算した課題毎の優

先順位を用いて行い、割り当てられた全レビュアーの順位の合計を評価指標として、最適解はこの値が最も小さくなるものと定義した。

3 QUBO 模型による定式化

一般的な QUBO(Quadratic Unconstrained Binary Optimization) による定式化は以下の通りとなる。

M 件の課題があり N 人のレビュアー候補がいる場合、

決定変数は

q_{ij} : 課題 i にレビュアー j を割り当てる場合に

1、それ以外の場合に 0 とする。

最適解の評価指標となる目的変数は

$$\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} w_{ij} q_{ij}$$

となる。但し、プロジェクト i にレビュアー j を割り当てた時の優先順位 (1 から始まる整数値) を w_{ij} とする。

制約条件は

I. 1 つの課題に対し c 人のレビュアーを割り当てる。

$$\sum_{j=0}^{N-1} q_{ij} = c \text{ for all } i$$

II. 1 人のレビュアーに割り当てられる課題数は、0 または a 以上 b 以下とし、

$$\sum_{i=0}^{M-1} q_{ij} = 0 \text{ or } \geq a \text{ and } \leq b \text{ for}$$

all j

となる。

この様に定式化された最適化問題は、量子アニーリングにより解くことができる。

4 評価の方法

量子アニーリングの実用性を評価する試験には、過去に実際に審査された 98 課題と、その時のレビュアー候補 110 人のデータを用い、制約条件を、課題当りのレビュアー数を 3 人、レビュアー当りの課題数を 5 課題以上、10 課題以下とした。

また、量子アニーリングによる最適解探索結果を評価するために、①評価指標である割り当

てられたレビュアーの順位の合計値の試行錯誤的アルゴリズムとの比較、②課題毎に優先順位が上位のレビュアー採用数の調査、③従来の方法である試行錯誤的アルゴリズムの結果との一致度の調査、の三つの方法を用いた。

ここで、試行錯誤的アルゴリズムとは、以下の通りである。

①AI の適合度表から課題毎に上位 15 人のレビュアー候補を抜き出し割当候補とする。

②課題毎に候補の上位からレビュアーの 1 人目を割り当てる。但しレビュアーの割当課題数は 10 を越えていないことを確認する。

③同様にレビュアーの 2 人目と 3 人目を割り当て、課題当り 3 人、レビュアー当り最大 10 課題の割当表を作成する。(レビュアー当りに割り当てられた担当課題は 1~10 課題となる)

④レビュアーの課題割当数を調べて、制約条件の 5 課題以上 10 課題以下となるまで適合度表でなるべく上位のレビュアーに置き換える。この時、1 課題割当者を 2 課題以上の割当者へ置き換え、2 課題割当者を 3 課題以上の割当者へ置き換えという順で最終的に 5 課題以上、10 課題以下の条件に到達するまで続ける。但し 15 位までのレビュアー候補で置き換えできない場合は、現状のままとする。

上記の結果は、置き換える順序で結果は変化するため、操作する課題の順序は乱数を用いて決定し、100 ケースの割当表を作成した。

5 量子アニーリングの利用

今回の評価試験において、量子アニーリングの実行には、最大課題数 200×最大レビュアー数 200=40,000qubits (量子ビット) の規模の計算が必要となる。現在この規模に対応できる量子アニーリングマシンは存在しないが、GPU 等を活用した疑似アニーリングシステムの利用が可能である。今回の量子アニーリング評価環境としてはクラウドサービス Fixstars Amplify[3] を用い、1 回の探索時間を 10 秒とした。

順位		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	計	
制約条件	0~10	97	82	72	29	6	5	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	294
	2~10	95	88	76	24	8	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	294
	3~10	85	85	71	29	11	4	2	3	3	1	0	0	0	0	0	0	294
	4~10	75	70	62	36	18	8	5	6	5	4	1	0	2	1	1	1	294
	5~10	67	64	61	38	24	9	3	7	6	3	4	1	4	1	1	1	293

制約条件n~10：課題割当数n以上10以下

表1 優先順位上位の15位までの採用数

2. で示した定式化をそのまま Amplify のライブラリで実装したが、制約条件の内、「1人のレビュアーに割り当てられる課題数が、0 または 5 以上 10 以下」という非連続条件については、以下の通り単純な制約条件を段階的に用いて漸近的な解を求めた。

①全課題に対し、全n人のレビュアー候補の内から3人を割り当てる。

->制約条件をレビュアー当たり 10 課題以下とする(Amplify: less_equal0)

②上記の結果から、割当課題数<2 のレビュアー(n2 人) を外し、全課題に対して(n-n2)人のレビュアー候補で再割当を行う。

->制約条件を 2 課題以上 10 課題以下とする。(Amplify: clamp0)

->すなわちレビュアー候補を割当課題数の多い人に限定して再試行する。

③上記の結果から、割当課題数<3 のレビュアー(n3 人) を外し、同様の割り当てを実施。

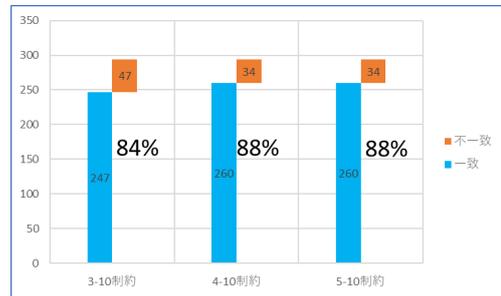
④以降、制約条件の5~10になるまで繰り返す。

なお、クラウドの利用において、アップロードされるデータは適合度を順位に変換した二次元行列のみであり、データセキュリティの面からの問題も無くしている。

6 評価結果

6.1 評価指標

最適解の指標である全レビュアーの順位合計(レビュアー当たりの割当課題数が5以上の制約条件)は、量子アニーリングが954に対し、試行錯誤的アルゴリズムでは最小値965、最大値1043となっている。量子アニーリングでは組合せ最適解により近いものが得られることが確認



n-10制約：レビュアー当たりの課題割当数n以上10以下

図1 試行錯誤的アルゴリズムとの一致数

できた。但し量子アニーリングには確率的なアルゴリズムが使われているため、同じ解が得られる保証はないので、今後は、そのばらつきを測定して統計的に検証する必要がある。

6.2 課題毎の優先順位(1~15)の採用数

量子アニーリングを用いて得られた結果に対して、課題毎の優先順位1~15位のレビュアー候補がどれくらい推薦されるかを調べて、表1の結果を得た。これを見ると、3人×98課題=延べ294人のレビュアーはほぼ全て15位以内となっている。(5~10課題の時の延べ294人中1人を除く)

また、レビュアー当たりの課題数条件を厳しくすると、より下位のレビュアー候補が推薦される傾向があることが分かる。3~10人であれば、10位までのレビュアー候補で組合せが実現できる。

この結果から、量子アニーリングの最適解探索がうまく機能していることが分かる。

6.3 試行錯誤的アルゴリズムとの比較

試行錯誤的アルゴリズム100回の試行を行った結果として割り当てられたレビュアーと、Amplifyを利用した1回の試行の結果割り当てられたレビュアーとの一致度を比較した結果を図1に示す。

試行錯誤的アルゴリズムを100回繰り返しても、より最適解に近い量子アニーリングの結果と84~88%一致する解しか得られない。これは、

試行錯誤的アルゴリズムで最適解を探索するには、さらに多くの試行が必要であることを示唆しており、組合せ最適解探索における量子アニーリングの優位性を示すものと考えられる。

7 まとめ

量子アニーリングによる組合せ最適解探索は、疑似アニーラによる評価により、課題とレビューア候補の組合せ問題に対し有効であり、また疑似アニーラであっても現実的な手法として性能上問題が無いことが明らかとなった。この探索を組み込むことにより、申請された課題に対して、レビューア候補の適合度を AI で計算し、その結果を用いて制約条件を満たす課題とレビューアの最適な組合せを探すところまで、全プロセスで人間を介さない迅速な処理が可能となる。但し、AI の適合度計算の結果には一部に不適切な結果が含まれる可能性があるため、現状では人間による補助と各プロセスにおける結果の検査が必要となる。

人間による補助としては、課題とレビューアの専門分野を指定して同じ分野同士でマッチングするようなバイアスが掛かるように、レビューアの適合度を調整することが考えられる。

また AI のモデルは現在単純な 3 層の DNN(Deep Neural Network)となっており、ハイパーパラメータのチューニングも十分ではない。AI をさらに進化させることができれば、将来的には人間の介入を最後の結果の検査だけにすることも可能であると考える。

参考文献

- [1] HPCI について (HPCI ポータルサイト) , https://www.hpci-office.jp/pages/about_hpci
- [2] 峯尾真一,他,「HPCI の課題審査におけるレビューア選定のための AI 活用の試み」, https://axies.jp/_files/conf/conf2020/FA5-1.pdf, AXIES2020 年度年次大会, 2020 年.
- [3] Amplify のホームページ , <https://amplify.fixstars.com/ja/>