1ZL-01

マルチプレイヤゲームにおける量子アニーリングを用いたプレイヤ組み合わせ最適化

戸田空伽† 井上修太‡ 戸辺義人†
青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科†
青山学院大学大学院理工学研究科理工学専攻‡

1. はじめに

母集団のプレイヤがグループを構成し，それらグループ同士で対戦，協力する形態のゲームは多く存在する．多数のプレイヤの最適なグループ分けを考えた場合，組み合わせ爆発が起こりうる．特に，インターネットを介したオンラインゲームによく見られるような，プレイヤがランダムに集まり，次々とグループが形成，解散されるような環境では，プレイヤの最適な組み合わせを早く見つける必要がある．

量子アニーリングは門脇と西森によって提案され，組み合わせ最適化問題に特化した計算手法として注目されている．本稿では，最適なグルーピンを実現するために，量子アニーリングを用いる．

2. 関連研究

2.1. 量子アニーリング

量子アニーリング[1)]に基づく最適化手法は，近年急速に発展している分野である．この手法は，量子力学の原理を用いて組み合わせ最適化問題を解く非常に有望なアプローチである．古典的なアニーリング手法に比べ，量子アニーリングは高い並列性と効率性を持ち，大規模最適化問題への応用が期待されている．巡回セールスマン問題や最大カット問題などの NP 困難な問題に対して優れた結果を示しており，古典的な手法では解決が困難な問題を解決する新たな可能性を開いている．

2.2. マルチプレイヤゲーム

ゲームには様々な形態があるが，その一つにグループを伴うマルチプレイヤゲームがある．これは，複数人で対戦したり協力したりするゲームである．そのグループ内で実力が不均衡だとプレイヤは不快に感じる．各プレイヤがグループ内で役割を持っている場合，オンラインゲームに見られるような仮想的なグループでは，役割の多様性はグループの高いパフォーマンスにつながるが，能力の格差はパフォーマンスを低下させる．これを防ぐためには，グループ内の役割の多様性を高め，グループ内の能力格差をなくすようなグループ分けを行う必要がある．しかし，グループ分けの組み合わせは膨大であり，プレイヤの心理的負担を考慮すると，グループ分けに長い時間を費やすことは効果的ではない．

Optimization of Player-Combinations in Multiplayer Games Using Quantum Annealing
†‡Kuka Toda, Shuta Inoue, Yoshito Tobe / AoyamaGakuin University

3. 問題設定と数学的モデル

3.1. イジングモデルと QUBO

量子アニーリングの探索は，以下のハミルトニアンの基底状態を求めることによって行われ，これはイジングモデルと呼ばれる

$$H(\sigma) = -\sum_{i<j} J_{ij}\sigma_i\sigma_j - \sum_{i=1} h_i\sigma_i \qquad (1)$$

ここで，σ_i，h_i，J_{ij}はそれぞれ±1の値を取りうるi番目の量子ビットの状態，それぞれの量子ビットの局所磁場と呼ばれるパラメータ、二体の相互作用パラメータである．まず，量子力学的にスピンの値が$+1$か-1の 2 つの状態を同時に取るようにする．その後，量子力学的効果，すなわち量子ゆらぎが徐々に小さくなるにつれて，スピンにまつわるパラメータの影響が強まり，各スピンはイジングモデルのハミルトニアン(1)の基底状態に向かって±1のどちらかの状態を取るようになる．最適化問題を解く際は，コンピュータの都合上，イジング変数の代わりに，値が 0 か 1 の 2 値変数を用いて定式化することがある．その 2 値変数による二次多項式を QUBO(Quadratic Unconstrained Binary Optimization)という．

3.2. 問題定義

マルチプレイヤゲームにおけるランダムなプレイヤの最適なグループ分けを考える．プレイヤはパラメータとして，一般的な強さを表すレ

ーティングと，グループ内の役割を表すロールと，それらロールの得意度を持つ．これらの前提のもと，最適なグループ分けの条件を定義する．

1. できるだけ同じ強さの人がグループを組む．
2. グループ内でのロールの重複を避ける．
3. それぞれのプレイヤはできるだけ自身が得意とするロールに割り当てられる．
   これらに加えて、制約を定義する．
4. プレイヤはただ一つのロールに割り当てられる．
5. プレイヤはただ一つのグループに属する．
6. 人グループあたりの人数は定数とする．

3.3. 数学的モデル

プレイヤのパラメータを考慮したグループ分け最適化の QUBO モデルを以下のように定式化する．ここで，$p\in P$，$g\in G$，$r\in R$，N はそれぞれ，プレイヤ，グループ，ロール，1 グループあたりのプレイヤの数である．また，プレイヤpのレーティングと，ロールrに対する得意度をそれぞれ，s_p，$e_{p,r}$とする．それらから計算されるグループ g の内の強さの分散をV_gとする．

$$q_{p,g,r} \tag{3}$$

(3)は、プレイヤpがグループgに属し，ロールrに割り当てられたときに1，それ以外では0となる 2 値変数である．

1. できるだけ同じ強さの人がグループを組む．

$$H_1=\sum_{g\in G}V_g \tag{5}$$

2. グループ内でのロールの重複を避ける．

$$H_2=\sum_{g\in G}\sum_{r\in R}\sum_{\substack{a,b\in P\\ a\neq b}}q_{a,g,r}q_{b,g,r} \tag{7}$$

3. それぞれのプレイヤはできるだけ自身が得意とするロールに割り当てられる．

$$H_3=-\sum_{g\in G}\sum_{r\in R}\sum_{p\in P}e_{p,r}q_{p,g,r} \tag{8}$$

4. プレイヤはただ一つのロールに割り当てられる．
5. プレイヤはただ一つのグループに属する．

$$H_4=\sum_{p\in P}\left(\sum_{r\in R}\sum_{g\in G}q_{p,g,r}-1\right)^2 \tag{9}$$

6. 1 グループあたりの人数は定数とする．

$$H_5=\sum_{g\in G}\left(\sum_{r\in R}\sum_{g\in G}q_{p,g,r}-N\right)^2 \tag{10}$$

それぞれの項と対応する罰則係数をかけたものの和をこの研究で用いる目的関数とする．

$$H=\lambda_1H_1+\lambda_2H_2+\lambda_3H_3 \\ +\lambda_4H_4+\lambda_5H_5 \tag{15}$$

4. 実験と評価

λ_1=0.1，λ_2=1.0，λ_3=0.0，λ_4=1.0，λ_5=1.0とし，分散和の最小化について，Brute-force search と比較した．図 1 はグループ分けの組み合わせの数，つまり問題のサイズに対して，実行時間をt秒としたときの$log_{10}(t)$に関して比較したグラフである．Brute-force search は早い段階で発散しているが，QA は問題のサイズが大きくなっても，ほとんど変わらない時間で解を見つけた．

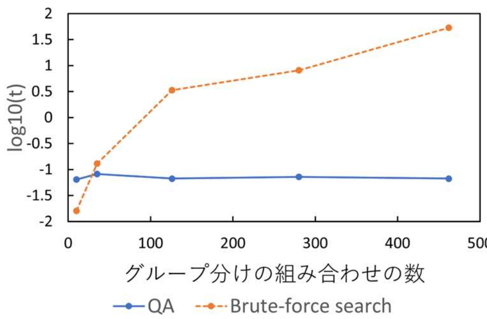

図 1 グループ分けの組み合わせの数を増やしたときの実行時間の比較

5. 考察と今後の展望

本研究より，QA は Brute-force search に対して，グループの組み合わせ数が増えても，ほとんど変わらない時間で解を見つけることができた．しかし，QA はその性質上，罰則係数をうまく設定する必要があり，それによって解の精度や実行時間が大きく変わってしまう．また，実際は比較の実験で用いた問題サイズよりもはるかに大きな場合でも適用できるが，実行するたびに解が変わってしまい，最適解を得られる保証はない．

今後の展望としては，他のアニーリングマシンで実行していく．また，Brute-force search 以外の手法との比較を行う．さらに，実際のオンラインゲームのサーバ上で QA を動作させ，その性能を評価する．

参考文献

1) T. Kadowaki, H. Nishimori, “Quantum Annealing in the Transverse Ising Model”, Phys. Rev. E, American Physical Society, 1998, pp. 5355-5363, Nov. 1998.