

古典的近似解法との組合せによる量子アニーリングの性能改善

Improving the Performance of Quantum Annealing by Combining it with Classical Approximate Methods

武 田 浩 安

要 約 内閣府が2022年に発表した量子未来社会ビジョンでは、量子技術の利用者数と生産額について、2030年までの野心的な目標が示された。そのような状況の中で BIPROGY 株式会社は、量子コンピュータとりわけ量子アニーリングの研究開発を積極的に進めている。量子アニーリングは業務効率化や意思決定支援等の業務に応用することができ、既に生産計画最適化や配送計画最適化などの業務に関する実証実験が行われているからである。しかし現状の量子アニーリングでは精度の高い解を安定的に得ることが難しいため、技術面での対応策が求められる。

BIPROGY 株式会社はこの課題を解決するために、古典技術を用いた近似解法と量子アニーリングとのハイブリッド技術を開発した。このハイブリッド技術は、大量のデータを扱う問題であっても、高い性能を示した。現在はこのハイブリッド技術に関する共通ライブラリを作成しており、将来的にはコミュニティ活動を通して、多くの開発者に広く展開していくことを図っている。

Abstract In the Vision of Quantum Future Society issued by the Cabinet Office in 2022, ambitious targets were set for the number of quantum technology users and the production amount through quantum technology by 2030. Quantum annealing can be applied to tasks such as improving business efficiency and supporting decision-making, and demonstration experiments are already being conducted on tasks such as optimizing production plans and delivery plans. In this context, BIPROGY Inc. is actively promoting research and development of quantum computers' applications, especially in quantum annealing. However because it is difficult to get the accurate answer stably by the current quantum annealer, technological solutions are required to apply for the combinatorial optimization problems. To solve this issue, our company has developed hybrid technologies which combine approximate solution methods using classical technologies with quantum annealing. This hybrid technologies showed excellent results with high performance for the problems with large amounts of data. Now we have been developing common libraries for this hybrid technology and we hope to widely deploy it to many developers through community activities in the future.

1. は じ め に

内閣府が2022年に公開した量子未来社会ビジョンでは、2030年に目指すべき状況として、「国内の量子技術の利用者を1,000万人に」と「量子技術による生産額を50兆円規模に」の2点を掲げている^[1]。量子コンピュータの分野では、組合せ最適化問題に特化したアニーリング方式は生産計画最適化や配送計画最適化等での実証実験が行われているのに対して、汎用的な計算ができるゲート方式は開発途上にあり、実問題を解く上で不可欠な誤り耐性機能の実装を備えた機器が利用できるのは早くても2030年以降と予測されている。このような状況から、

2030 年までの政府目標を達成するには、アニーリング方式の実ビジネスへの適用に注力することが重要である。BIPROGY 株式会社（以降、当社）においても、中長期的な視点に立ってゲート方式の調査や研究を実施しながら、現在は主にアニーリング方式の研究開発やビジネス適用に注力している。アニーリング方式の量子コンピュータは、国内の各業界や各業務へのユースケースが考案され、実証実験も行われている。しかし現状のアニーリング方式の量子コンピュータでは高い性能を出すのが難しいため、ビジネスへの本格適用の前に、古典的^{*1}な技術を組合せた対策を検討すべきである。

当社は 1980 年代半ば頃から、古典的な技術を用いて、材料配合、回路設計、金融リスク管理、貨物搭載などの分野で最適化問題に取り組んできた。ある顧客プロジェクトでは、古典技術で作られた汎用ソルバ^{*2}だけでは解の精度が上がらなかったため、列生成法^[2]、分枝限定法、分割統治法等の古典技術による近似解法（解空間を絞るための古典技術であり、以下まとめてメタ解法^[3]と呼称）と組合せて汎用ソルバで求解し、解の精度を向上させることを図った。当社は、この汎用ソルバにメタ解法を組合せるハイブリッド技術を応用して、量子アニーリングにメタ解法を組合せる技術を開発した。このハイブリッド技術の特徴は、メタ解法との組合せによる解の精度を向上させることと、量子アニーリングの計算高速性も活用できることである。

本稿では、このハイブリッド技術が現状の量子アニーリングが抱える課題を解決し、量子アニーリングの実適用を進める上で有効な解法であることを、事例を交えながら説明する。

2 章では、量子アニーリングの概要を説明後、量子アニーリングが抱える現状課題を示す。3 章では、当社が開発した量子アニーリングとメタ解法のハイブリッド技術が課題を解決できることを示す。4 章では、ハイブリッド技術が実用的な問題を扱う実証実験で高い性能を出したことを述べて、5 章では、メタ解法の利用推進に向けた今後の取り組みを述べる。

2. 現状の量子アニーリングが抱える課題

本章では、はじめに量子アニーリングの概要を説明して、量子アニーリングの普及が進まない課題について考察する。

2.1 量子アニーリングとは

量子アニーリングは、量子ゆらぎを利用して様々な状態の重ね合わせを作り、エネルギーが最も低い状態にある解を求める方法である^[4]。前章で述べたように量子アニーリングは組合せ最適化問題、すなわち、ある条件下での目的関数の最小値または最大値とそれを与える決定変数（離散値）の組合せを求める問題に特化している。組合せ最適化問題の中でも、量子アニーリングは QUBO（Quadratic Unconstrained Binary Optimization）問題、つまり、目的関数が二次形式であり制約条件がなく、決定変数が 2 値を取る問題を解くのに特化している。業務効率化や意思決定支援等の問題を QUBO 問題に還元することができ、例えば、製造工場における生産計画最適化、運輸業における配送計画最適化、金融商品のポートフォリオ最適化等に活用することができる。量子アニーリングは古典汎用ソルバと比較して速く計算することができる、かつ、QUBO 問題は汎用性が高く多くの典型問題に対応できることから、量子アニーリングへの期待が高まっている。

量子アニーリングの計算ができるハードウェアとしては、D-Wave 社により商用化されている量子アニーリング実機^[5]の他、量子の現象を模倣しながら古典コンピュータ上で計算を行う

量子インスパイアード型マシンがある。量子インスパイアード型マシンについては、国産電機メーカー各社が、古典技術を用いて QUBO 問題を解くのに特化した専用のハードウェアとソフトウェアの開発と商用化をしており、4 章の実証実験では、この内の 1 機種を量子アニーリングの計算に使用した。なお、量子アニーリング実機や量子インスパイアード型マシンを総称して、イジングマシン^[6]と呼ぶ。

2.2 量子アニーリングの普及が進まない課題

利用できるイジングマシンが複数存在するにもかかわらず、現状では量子アニーリングの利用は広がっていない。この状況について、当社は潜在的な課題があると考え、社内外の意見をまとめて、以下の図 1 のように整理した。

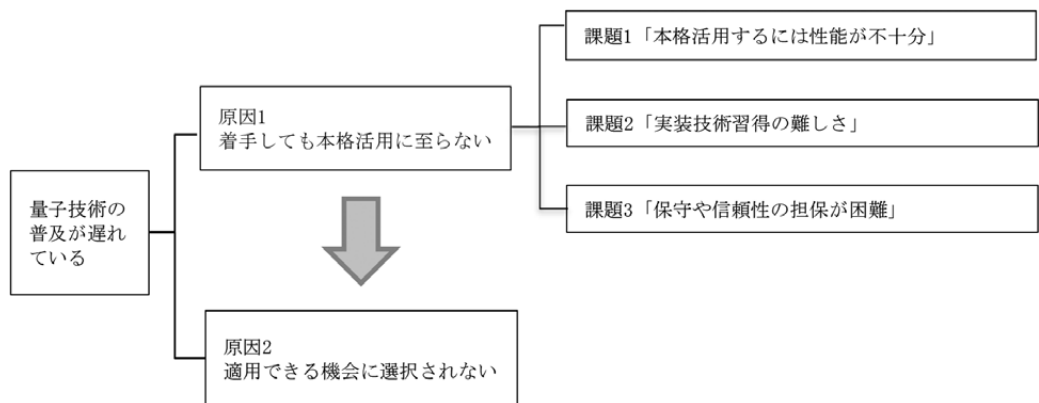


図 1 量子アニーリングの普及が進まない課題

量子アニーリングの普及が進まない原因は二つあり、一つ目は着手しても本格活用に至らない点であり、二つ目は量子技術が適用できる問題にもかかわらず選択されない点である。もし原因 1 が解決されれば、量子アニーリングの導入件数が増えることで実績が周知されるため、原因 2 を起因とした問題の解決も期待できる。このような一連の流れによって、量子アニーリングの普及につなげていく。そのため、最初に原因 1 を分析して、以下三つの課題を挙げた。

1) 課題 1 「本格活用するには性能が不十分」

現在の量子アニーリング技術では、たとえ定式化とコーディングを正しく行っても、問題の規模や複雑さが増すほど解の精度が悪化する。制約条件に違反する解が返されることは珍しくなく、信頼性に疑問が残る。しばしば古典技術で作られた既存の専用ソルバと比較されるが、既存の専用ソルバは特定の最適化問題用に開発されたものであり、長年の改良により性能が向上しているため、現状の量子アニーリングよりも高い性能を示す。

2) 課題 2 「実装技術習得の難しさ」

QUBO 問題の定式化では、決定変数を用いて目的関数と制約条件を数式で表現し、それらを足し合わせた行列（以降、QUBO 行列）を作成する。この QUBO 行列の作成には高度な数学の知識が求められるが、技術解説資料が少ないために独学にならざるを得ない。また一部の組合せ最適化問題では QUBO 問題への還元が適さない場合もあり、初学者にとって

はこのような場面での状況判断は難しい。また実務においては、複雑な目的関数や制約条件を扱うことがしばしばあり、定式化がさらに難しくなる。もし QUBO 行列を作成できなかった場合や、QUBO 行列を作成できても十分な性能を出せなかった場合には、量子プロジェクトへの投資対効果は見合わないとは判断される可能性がある。

3) 課題3「保守や信頼性の担保が困難」

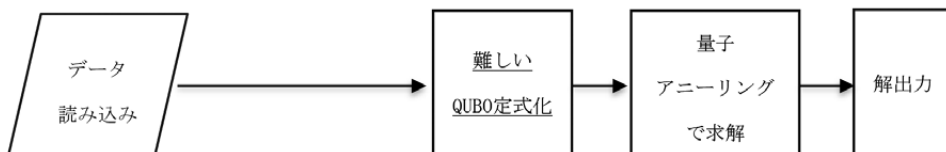
量子アニーリングのプログラムは非手続き型システムであり、取り扱う問題の難易度が上がるほど、保守性（改修容易性）や信頼性（常に安定して出力できる能力）の担保がより一層難しくなる。

問題が複雑な場合は定式化の難易度が上がり、定式化の作業が属人的になりやすいため、保守性を担保することが難しくなる。また、量子アニーリングは厳密に正しい解を常に返すとは限らず、近似解を返す場合もしばしばあり、計算のたびに異なる解を返すことにも留意すべきである。問題が複雑になるほど、データ量が多くなるほど解の精度が不安定になるため、信頼性の担保も難しくなる。

3. 量子アニーリングの課題を克服する専用ソルバ

2.2 節では量子アニーリングが普及しない課題を整理した。当社はその課題に対して、メタ解法と量子アニーリングを組合せたハイブリッド技術による対策を講じている。以下の図2は、通常の解法とその対策となる解法、それぞれの流れを表している。メタ解法との組合せ方は色々あるが、図2の②はメタ解法による前処理の場合を例に記載している。

① 通常の方法（量子アニーリングのみで求解）



② ハイブリッド技術（メタ解法で前処理後に量子アニーリングで求解）

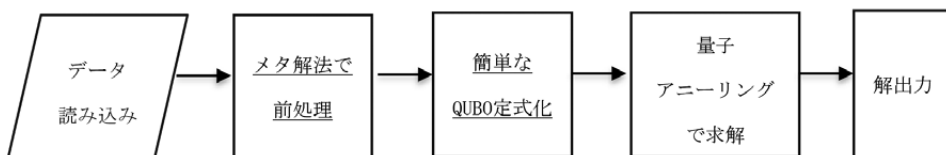


図2 通常の方法（上）とハイブリッド技術（下）による解法の流れ

図2の二つの解法が異なる点は、メタ解法による前処理の有無と QUBO 定式化の難易度である。②のハイブリッド技術では解空間が絞りこまれるため、量子アニーリングの計算範囲は元のデータから限定される。そのため①と②では QUBO 定式化の内容が異なる。ハイブリッド技術は、①の量子アニーリングのみで求解する場合と比較して少ない制約条件を考えるだけで済む。これにより、定式化やコーディングの難易度は下がり、解の精度が向上し、計算時間が短縮される。ハイブリッド技術は2.2 節で挙げた3 点の課題を全て解決するものであり、詳細を以下にまとめた。

1) 課題1「本格活用するには性能が不十分」の解決

ハイブリッド技術により解の精度の向上が期待できるため、解の精度について、既存の専用ソルバと大きな差が開かないことが想定される。計算速度については、量子アニーリングの計算高速性により、データ量が多くなるほど既存の専用ソルバより優位になると想定される。

2) 課題2「実装技術習得の難しさ」の解決

解空間限定により、定式化の複雑度が下がり難易度も下がる。そのため投資対効果で悪く判断されることはなくなると期待される。

3) 課題3「保守や信頼性の担保が困難」の解決

定式化が簡略化されるため、保守性向上が期待できる。また解の精度が向上することで目的関数の値が最小化、かつ制約条件を満たす解が毎回返されるため、信頼性向上が期待できる。

以上のように課題1～3が解決されることで、図1の原因1「着手しても本格活用に至らない」に関連する課題の解決が期待される。当社はこのハイブリッド技術をライブラリ化し、コミュニティ活動を通してライブラリを普及させる取り組みを実施している（5章で詳述）。図1の下向きの矢印が示すように、この一連の取り組みによって量子アニーリングの導入が拡大し、その導入実績が周知されることで、適用できる機会に量子アニーリングが選択されるようになるという道筋を描いている。

4. メタ解法と量子アニーリングの組合せ技術の有効性検証

前章では、メタ解法と量子アニーリングのハイブリッド技術が、各種量子アニーリングの問題を解決できることを述べた。当社は2021年に、メタ解法と量子アニーリングのハイブリッド技術を用いて実証実験を行った。このハイブリッド技術が量子アニーリングのみで解いた場合と比較して高い性能を示し、複雑な業務要件を抱える業務にも十分対応できることを確認した。本章では、その実証実験の内容を説明する。

4.1 問題設定

実証実験では、複数人のサービスエンジニア（以降、SE）が複数箇所を巡回して実施する保守作業を対象に、SEの作業が効率的になるような巡回作業計画表を作成することを目的とした。図3は保守作業の巡回計画表とSEの作業実施イメージである。

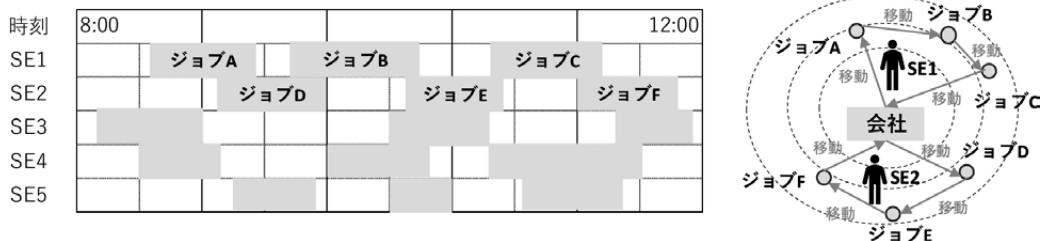


図3 巡回計画表のイメージ、SEの作業実施イメージ

SE が実施する保守作業には、作業時間が固定された重要ジョブと、そうではない通常ジョブの2種類のジョブがある。作業計画には、当日に実施する全てのジョブに対して最適な巡回計画を事前に立案する事前計画と、SE の保守作業中に発生した重要ジョブに対応するために随時立案する突発ジョブ対応計画がある。

事前計画を立案する時には、ジョブの作業時間、実施場所、SE の人数やスキルの考慮が求められる。目的関数については、顧客要求を基に「SE が作業を終了する時刻をできる限り前倒し」と「SE の作業終了時刻に関するばらつきの最小化」の二つを設定した。制約条件としては「各ジョブは一度のみ実行される」、「SE は複数ジョブを同時に実行できない」、「SE は移動中にジョブを実行できない」、「ジョブは時間指定されることがある」、「SE は最初に会社を出発する」および「SE は全ジョブ終了後に会社へ戻る」の六つを設定した。

突発ジョブ対応計画では、SE が実施中のジョブ（移動中ならば移動後の最初のジョブ）に対しては実施予定を変更しない条件と、後続のジョブに対してはSE の予定を変更できる条件を追加した。以下の図4は、突発ジョブ対応計画の例である。10時（縦破線位置）から突発ジョブ対応を立案する状況を想定して描いたものである。

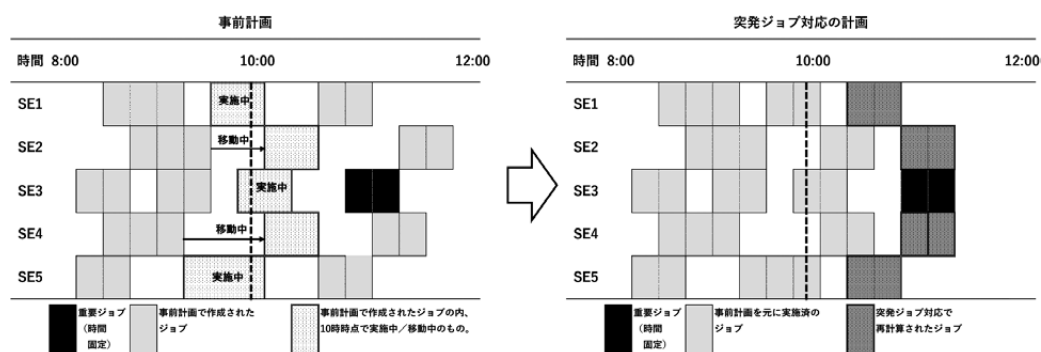


図4 突発ジョブ対応計画のイメージ

事前計画と突発ジョブ対応計画の両方とも、メタ解法と量子アニーリングを組合せたハイブリッド技術による解法を試みた。データ読込後にメタ解法で前処理を行い、解空間が絞り込まれたデータを対象に QUBO 定式化を行い、量子アニーリングマシンで計算して解を出力するという流れである。

4.2 メタ解法による前処理

事前計画に関するメタ解法による前処理は、SE のスケジュール（複数のジョブを実行する順番）候補の探索による解の絞り込みとした。以下の図5はスケジュールの一例であり、この場合「会社を出発→ジョブA→ジョブB→ジョブC→会社に戻る」となる。このようなスケジュールの候補を、探索木を用いて列挙することを考えた。

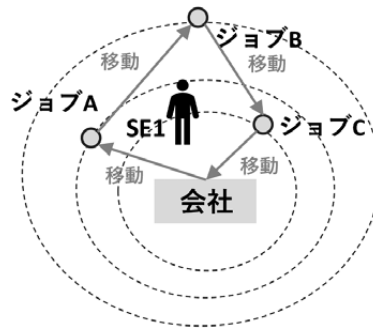


図5 スケジュールの一例

全ジョブが実行されるようなSEのスケジュール候補の組合せを全探索した場合、その全組合せ数は膨大になる。そこで組合せ数を削減するために、探索木の深さと幅のそれぞれに対して、実行不能となる上界^{*3}を算出し設定した。探索木の深さに関しては、作業期間（午前8時～12時、会社を出発する時刻が8時、会社へ戻る時刻の上限が12時）とタスク一つあたりの所要時間を基に、1人のSEが実行できるジョブ数の上界を5とした。探索木の幅に関しては未実施ジョブ内で現地点から距離が3～5番以内のジョブ集合を近傍集合とした。ただし、初回の移動（会社を出発）は近傍を考慮せず遠い作業場所まで移動できるものとした。SE巡回作業の計画作成にあたり、表1のように仮定をおいた。

表1 条件の内容

項 目	仮 定
作業スキル	全員同じスキルであり、実行不可なジョブが無いものとする。
稼働SE数	10人とする。
開始、終了時刻	会社を出発する時刻は8時、会社へ戻る時刻は10時～12時とした。
各ジョブの作業時間	実績データの時間に合わせた。ただし、連続ジョブの間は（移動時間として作業時間を減らして）6分間を空けた。
移動時間	住所間の直線距離を用いたため、時速15kmで移動するものとした。

仮定をもとにスケジュール候補を探索するためのアルゴリズム（以下、事前列挙アルゴリズムと呼称）を作成し、再帰的に探索するアルゴリズムを使って、事前にジョブを探索した。その結果、全探索で約150万通りあったスケジュール候補の組合せが、例えば近傍要素数4の場合は約2,500通りになった。図6の左表各列（縦）は、事前列挙アルゴリズムで洗い出したスケジュール候補である。

このようにして求めたスケジュール候補の中から適当な候補の組合せを、量子アニーリングを用いて選び出す。例えば候補2と候補4を2人のSEに割り当てることでジョブA～Eは全て実行される（図6）。このように、スケジュール候補の組合せに関して量子アニーリングを用いて求める際には、全ジョブが実行されることを制約条件に設定する。その上で、SEが割り当てられた全ての作業を終了する時刻をできる限り前倒して、SEの作業終了時刻のばらつきを最小化する。

突発ジョブ対応計画に関するメタ解法による前処理について、事前列挙アルゴリズムは事前

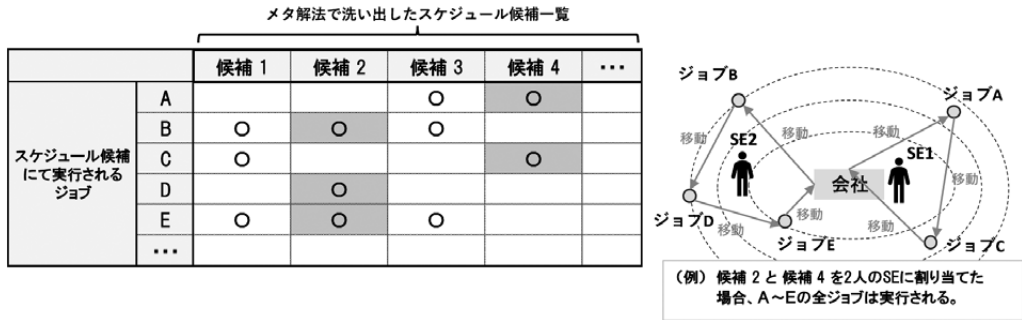


図 6 得られたスケジュール候補とジョブとの関係

計画と同じである。ただし SE の初期位置が異なる。事前計画の初期位置は会社であるのに対して、突発ジョブ対応は既に出力された事前計画（近傍要素数 3, $\alpha = 1$ ）を元に再計画を行い、突発ジョブ対応が必要になった時点の SE の位置を初期位置とする。このほか突発ジョブ対応計画では、再計画の時刻から業務終了までの時間に実施できるタスクの数を算出し、1 人の SE が再計画範囲で実行するジョブ数の上界を 4 に設定した。また未実施ジョブ内で現時点から距離が 3 番以内のジョブ集合を近傍集合とした。ただし、初回の移動は近傍を考慮せず、遠いジョブまで移動できるものとした。

4.3 定式化

本節では、事前計画および突発ジョブ対応計画の定式化について述べる。

4.3.1 事前計画の定式化

事前計画の定式化を行うにあたり、決定変数としてスケジュール候補 i に関する 2 値変数 $\sigma_i \in \{0,1\}$ を設定し、1 が採用、0 が不採用とした。2 値を取る定数 $M_{i,j} \in \{0,1\}$ については、スケジュール候補 i にジョブ j が含まれる場合を 1、含まれない場合を 0 とした。またスケジュール候補 i が終了する時刻を t_i とした。このとき目的関数 H_0 を

$$H_0 = \sum_i t_i \sigma_i + \alpha \left\{ \sum_i \left(t_i \sigma_i - \frac{\sum_k t_k \sigma_k}{N_{SE}} \right)^2 \right\}$$

と表した。第一項は SE 全体の作業終了時刻を最小化するためのものであり、第二項は SE の作業終了時刻のばらつきを最小化するためのものである。 α はどちらの項を重視するかを表す重みパラメータである。続いて、ジョブが 1 度だけ必ず実行されるという制約条件を課すために、

$$H_1 = \sum_j \left(\sum_i M_{i,j} \sigma_i - 1 \right)^2$$

という関数 H_1 を定義した。この関数 H_1 を最小化しようとすることで、一つ目の制約条件が満たされる。二つ目の、スケジュール候補総数が SE の総人数 N_{SE} に等しくなるという制約条件については、罰金法を用いて

$$H_2 = \left(\sum_i \sigma_i - N_{SE} \right)^2$$

という関数 H_2 を定義した。今回の場合、 $N_{SE} = 10$ である。以上のことからコスト関数 H

$$H = H_0 + \beta H_1 + \gamma H_2$$

を最小化する問題に帰着できる。ここで β, γ は、 H_0 に対してそれぞれ H_1, H_2 をどれだけ重視するかを表す重みパラメータである。

4.3.2 突発ジョブ対応計画の定式化

突発ジョブ対応計画の定式化は事前計画の場合とほぼ同じであるが、SE ごとにスケジュール候補が違う点が異なる。目的関数 H_0 については

$$H_0 = \sum_i \sum_j t_{i,j} \sigma_{i,j} + \alpha \left\{ \sum_i \left(\sum_j t_{i,j} \sigma_{i,j} - \frac{\sum_k t_{i,k} \sigma_{i,k}}{N_{SE}} \right)^2 \right\}$$

と表現した。決定変数 σ や終了時刻 t に添字が二つあるのは、 i 番目の SE がジョブ j を実行することを指す。事前計画の定式化同様に、 α はどちらの項を重視するかを表す重みパラメータである。ジョブが1度だけ必ず実行されるという制約条件については、関数 H_1 を

$$H_1 = \sum_k \left(\sum_i \sum_j M_{i,j,k} \sigma_{i,j} - 1 \right)^2$$

として定義した。続いて、各 SE が1つのスケジュール候補を実施するという二つ目の制約条件については、関数 H_2 を

$$H_2 = \sum_i \left(\sum_j \sigma_{i,j} - 1 \right)^2$$

として定義した。以上のことからコスト関数 H について

$$H = H_0 + \beta H_1 + \gamma H_2$$

として定義した。ここで β, γ は、 H_0 に対してそれぞれ H_1, H_2 をどれだけ重視するかを表す重みパラメータである。

4.4 量子アニーリングによる求解

事前計画・突発ジョブ対応計画ともに、量子インスパイアード型マシンの一つである CMOS アニーリング^{*4}を用いて、メタ解法と量子アニーリングのハイブリッドによる解法で求解した。量子アニーリングのノイズや近似値解法による解のばらつきを最小化するために、独立したアニーリングを 100 回実施して得られた最良解を採用した。

4.5 計算結果

CMOS アニーリングで計画作成に要した時間を表 2 にまとめた。

表 2 計画作成に要した時間

近傍の要素数	事前計画			突発ジョブ 対応計画
	3	4	5	3
事前列挙アルゴリズムの計算時間 (得られた候補数)	0.01 秒未満 (1,113)	0.02 秒 (2,525)	0.05 秒 (4,798)	0.2 秒未満 (2,227)
アニーリング時間	0.1 秒	0.4 秒	1.1 秒	0.4 秒
計画作成に要した時間	0.11 秒未満	0.42 秒	1.15 秒	0.6 秒未満

事前計画の作成時間は、それぞれ近傍要素数が3の場合は0.11秒未満、4の場合は約0.42秒、5の場合は約1.15秒であった。一方で、他社の量子インスパイアード型マシンで通常の方法（量子アニーリングのみ）で求解した場合は約10分であった。ハードウェアが異なるため一概に比較できないが、メタ解法と量子アニーリングのハイブリッドで求解した計算時間は、量子アニーリングのみで求解した場合と比べて、1/10,000 から 1/1,000 のオーダーに減少した。

突発ジョブ対応計画の作成時間は0.6秒未満であり、臨機応変な対応が十分できることが分かった。

5. 今後に向けての取り組み

前章では、複雑で大量のデータを扱うビジネスの問題でも、メタ解法と量子アニーリングのハイブリッド技術が有効であることを示した。このようにメタ解法によって量子アニーリングの課題が解決できる場合があるにもかかわらず、メタ解法を選択する開発者は決して多くないのが現状である。メタ解法そのものがあまり知られておらず、メタ解法の技術解説資料が少なく、メタ解法内部で使用されているアルゴリズムが専門的かつ高度であることから利用する開発者が少ないものと推察される。またメタ解法を使用するにあたり、最適化アルゴリズムの特性や手法に対する理解と適切な選択が求められるが、これらの能力はメタ解法を使い続けることで得られるため、メタ解法の習得は決して容易ではない。

この課題の解決策として、当社は現在、開発者がメタ解法を簡単に実装できる仕組みを開発している。メタ解法の処理部分をライブラリ化し、開発者が作ったアプリケーション（例えば配送計画などの物流業務アプリケーション）から呼び出しできるようにする。更にこのライブラリから出力されたデータを元に量子アニーリングマシンで求解することで、高い精度の解を迅速に求められるようになる。この動きを図示したのが、以下の図7である。

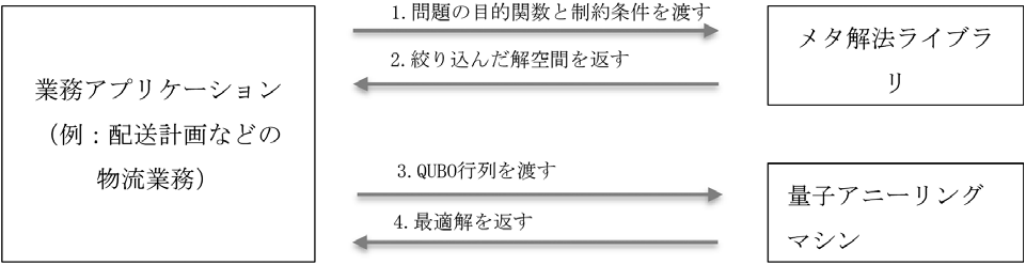


図 7 メタ解法ライブラリが動く仕組み

このようにメタ解法のライブラリ化に向けた作業を進めているが、ただライブラリを作って公開するだけでは、利用者増加は期待できない。そのためライブラリをオープンソース化し、コミュニティ活動を組成してコミュニティ内で多くの開発者へ展開することを計画している。

6. お わ り に

現在の量子アニーリングでは、問題の複雑さが増すほど、解の精度が悪くなり、定式化が難しい、保守も難しいといった課題がある。当社はこのような課題に対して、量子アニーリングと、メタ解法と呼ばれる古典技術による近似解法とを組合せることで課題解決を図っている。このハイブリッド技術の高い有効性は、4章で取り上げた実証実験でも実証されている。現在は、このメタ解法と量子アニーリングのハイブリッド技術をライブラリ化し、多くの開発者に使用してもらうための研究開発を実施中である。当社が開発したメタ解法と量子アニーリングのハイブリッド技術が多くの開発者に使用されて、量子アニーリングの実務適用が広がる一助となれば幸いである。

最後に本稿の執筆にあたって、ご支援やご助言をいただいた多くの皆様へ御礼を申し上げる。

-
- * 1 古典物理学に依存する従来型の技術の総称。量子力学に依存する量子技術の対比として使用される。
 - * 2 古典技術で作成された最適化計算用のプログラムの内、典型問題を広くカバーして汎用的に使用できるもの。
 - * 3 ある部分集合の任意要素と比較して、それ以上の値を取ることが論理的にあり得ない境界のこと。
 - * 4 日立製作所が開発した、組合せ最適化問題を高速に解く技術。量子アニーリングの原理を半導体上で疑似的に再現する仕組み。

- 参考文献** [1] 量子未来社会ビジョン, 内閣府 科学技術・イノベーション推進事務局, 2022年4月, https://www8.cao.go.jp/cstp/ryoshigijutsu/ryoshi_gaiyo_print.pdf
- [2] 田中俊二, 大規模組合せ最適化問題に対する数理アプローチの基礎, 計測と制御, 計測自動制御学会, Vol.56, No.12, 2017, p.1-6.
- [3] 久保幹雄・村岡秀紀, 数理計画ソルバーを用いたメタ解法, システム/制御/情報, 有限会社ログ・オプト, Vol.6, No.13, 2005, p.1-6.
- [4] 西森秀稔, 量子アニーリングの数理, 物性研究電子版, 京都大学, Vol.3, No.3, 2014年8月, p.1-3.
- [5] 西森秀稔, 量子アニーリングと D-Wave, 特集 量子コンピュータ, 情報処理, 情報処理学会, Vol.55, No.7, 2014年
- [6] 田中宗, 量子アニーリング等イジングマシンの現状と展望, DA シンポジウム, 情報処理学会, 2021

※ 上記参考文献に含まれる URL のリンク先は 2024 年 11 月 20 日時点での存在を確認

執筆者紹介 武 田 浩 安 (Hiroyasu Takeda)

1998 年日本ユニシス(株)入社. 複数の開発案件でクラウドサービスの基盤環境構築を担当. その後, 量子プロジェクトに配属となり調査報告書作成案件や開発案件に従事. 量子コンピューティングの教育サービスでは研修講師を担当.

