



Quantum Computing

DXを推進する
MCPC

技術解説書

量子コンピューティング最前線 2023

2023年3月

モバイルコンピューティング推進コンソーシアム

AI&ロボット委員会

量子コンピュータ・デジタルツイン推進WG

はじめに

量子力学の特異な性質を積極的に利用し、量子コンピューティング、量子暗号・通信、量子センシングなどの技術として実用に役立てる「量子技術」が高い注目を浴びています。量子技術は、計算、通信、センシング性能等を飛躍的に向上できるものと期待されており、世界各国が経済安全保障の観点から重要技術の1つとして位置づけ、中長期的な戦略に基づいて投資や人材教育などを行っています。

例えば国内では、2020年1月に政府が量子技術イノベーション戦略を策定し、産学官で一気通貫に取り組むため、量子技術イノベーション拠点が10拠点整備されています。また政府は量子技術に対して、本予算・補正予算合計で数百億円レベルの研究開発投資を毎年行っています。

産業界では、2021年9月に量子技術による新産業創出協議会(Q-STAR)が設立され、組織的に量子技術の産業化を推進するための新たな体制整備が進められています。2023年1月現在で会員は60社以上、その過半数がユーザ企業であることから、量子技術の産業化に対する期待の高さがうかがわれます。

量子技術の中で、最も注目を浴びているのが量子コンピュータではないでしょうか。2019年にGoogleが53超伝導量子ビットプロセッサ“Sycamore”(シカモア)を利用し、量子超越性を実現しました。ここで量子超越性とは、量子コンピュータを用いて、どの様な従来コンピュータでも実用的な時間では解決できない問題を解けることを(問題の有用性に関係なく)証明することです。実際にGoogleが解いたのは「ランダム量子回路サンプリング」と呼ばれる、実世界で役に立つ問題ではありませんでしたが、「量子超越性」というキーワードが多くの人々の関心を寄せたに違いありません。

このGoogleのコンピュータはゲート方式と呼ばれ、IBMや理研などが同じ超伝導回路で、スタートアップであるIonQなどがイオントラップを利用して開発を進めています。実問題を解くまでにはもう少し時間がかかりそうです。

一方で、組合せ最適化に特化した量子コンピューティング技術として量子アニーリング方式が知られています。この理論は1998年に東工大の門脇氏と西森教授が提案したもので、この理論を元に2011年にカナダのスタートアップ企業D-wave Systemsが世界初の量子コンピュー

タを商用化しました。演算速度は速いものの、超伝導技術を利用しているため冷却装置の制約等により量子ビット数に制限があることから、大規模な問題が解けないという課題があります。

前述の課題をふまえ、国内では従来コンピュータ技術によってアニーリングを実行するシミュレーテッドアニーリング(SA)の研究開発、およびそのアプリケーション探索が盛んに行われています。冷却装置は不要で既存技術を活用してD-waveよりも大規模の問題を解くことができます。

この様な量子コンピュータ関連技術の進展を受け、2018年5月に、AI&ロボット委員会内に量子コンピュータ推進WGを発足させました。その後、量子コンピュータ単体で解決できる問題は限定的であり、従来技術との融合で価値を高め広げたいという思いを込めて、2022年に量子コンピュータ・デジタルツイン推進WGに改名しました。

本WGのメンバーは国内ITメーカ含め18社・団体に構成され、理論・コンピューティング・アプリケーションを融合させるべく議論を進めてきました。従来のコンピュータ方式では計算コストに難題を抱えていた課題解決へ向けて、特にSAを活用したソリューション実装の兆しが見えてきています。

2019年度には、実用効果指標となる社会課題テーマを選定し、有効性仮説の実験成果を社会へ還元することを目的とした実証実験を行いました。また、現在までに一般向けへの啓蒙と情報提供を目的として計7回の量子コンピュータシンポジウムも実施してきました。

2020年3月、WG参加企業による活動内容を技術解説書の初版として発行しました。それから3年間の技術および社会実装の進展を反映しアップデートしたものが本誌となります。広く一般に公開することで、皆様の量子コンピュータ技術への理解と活用の一助となれば幸いです。

最後に、本WGの活動にご興味をもち、我々と一緒に量子コンピュータで価値創造をしたいと望む企業の方の参加を心より歓迎いたします。

MCPC AI&ロボット委員会
量子コンピュータ・デジタルツイン推進WG
副主査 白根 昌之

目次

1. 量子コンピューティング技術	3
■ イジングマシン技術の研究開発動向	3
慶應義塾大学理工学部物理情報工学科 慶應義塾大学 WPI ヒト生物学－微生物叢－量子計算研究センター (Bio2Q) 早稲田大学グリーン・コンピューティング・システム研究機構 東京工業大学国際先駆研究機構 田中 宗	
■ 量子ビットの様々な方式と超伝導パラメトロンデバイス	9
日本電気株式会社 白根 昌之、矢田部 彰宏、山本 剛	
■ 組合せ最適化問題を高速に解くデジタルアニーラの活用技術	15
富士通株式会社 宇都宮 啓宏、川合 遼、左尾 将隆、渡邊 裕之、武捨 悠一、橋本 伸一	
■ 量子インスパイアード最適化ソリューション SQBM+ ～シミュレーテッド分岐マシンの進化と社会実装への取り組み～	20
東芝デジタルソリューションズ株式会社 岩崎 元一	
■ CMOS アニーリングによる新しい価値創造その普及を促進する Annealing Cloud Web	28
株式会社日立製作所 山岡 雅直、山本 佳生、真下 まゆ美	
2. 社会実装事例とその技術紹介	36
■ デジタルアニーラ の材料開発応用事例	36
富士通株式会社 實宝 秀幸	
■ 量子コンピュータをモノ作りに活かす	42
株式会社デンソー 門脇 正史	
■ 電力消費量削減に向けた設備運転計画の最適化	47
株式会社野村総合研究所 渡辺 和泉、砂長谷 健、大野 真一朗、高橋 是清	
■ 事例紹介：保守部品の配送計画最適化の取り組み	51
日本電気株式会社 上野 瑛士、伴内 光太郎、家志 門太、泓 宏優、千嶋 博	
■ イジングマシンによる勤務シフトの自動作成とその実証	57
株式会社 KDDI 総合研究所 齋藤 和広、KDDI 株式会社 岡本 浩尚 株式会社日立製作所 山本 啓介、株式会社 KDDI エボルバ 川田 慎人	
■ DX における量子コンピュータの役割	61
株式会社グルーヴノーツ 田中 孝	
■ 離散事象シミュレーションソフト FlexSim の特長と活用事例	66
株式会社ゼネテック 横田 貴史、佐藤 真樹	
3. 付録	70
■ 量子アニーリング早わかり	70
モバイルコンピューティング推進コンソーシアム 竹井 俊文	

イジングマシン技術の研究開発動向

田中 宗^{*1,*2,*3,*4}

慶應義塾大学理工学部物理情報工学科^{*1}

慶應義塾大学 WPI ヒト生物学－微生物叢－量子計算研究センター(Bio2Q)^{*2}

早稲田大学グリーン・コンピューティング・システム研究機構^{*3}

東京工業大学国際先駆研究機構^{*4}

Research and Development of Ising Machines

Shu Tanaka^{*1,*2,*3,*4}

Department of Applied Physics and Physico-Informatics, Faculty of Science and Technology, Keio University^{*1}

Human Biology-Microbiome-Quantum Research Center (WPI-Bio2Q), Keio University^{*2}

Green Computing Systems Research Organization, Waseda University^{*3}

International Research Frontiers Initiative, Tokyo Institute of Technology^{*4}

論文概要

イジングマシンと呼ばれる組合せ最適化問題に特化した新しい計算技術に対する研究開発が近年盛んに行われている。イジングマシン領域の研究開発は、ハードウェア、ソフトウェア、アプリケーションの3側面、ならびにそれらを支える理論研究からなる。これらを相互に協調させながら研究開発をすすめることが、イジングマシン領域が真に使われる技術となるために重要であると考えられる。本原稿では、イジングマシンを用いる方法について説明する。次に、ハードウェア、ソフトウェア、アプリケーション、理論の観点からイジングマシン領域の研究開発の概要について紹介し、今後の研究開発に必要となる項目について述べる。

Keyword: Ising machine, Quantum annealing, Combinatorial optimization problem, Machine learning

1. 緒言

近年、イジングマシンと呼ばれる、組合せ最適化問題に特化した新しい計算技術が注目を集めている。組合せ最適化問題とは、「膨大な選択肢の中から、制約を満たしかつ最適な選択肢を選び出す」という問題を指す。ここで、目的関数によって定量的に選択肢の良さを評価し、目的関数を最小もしくは最大にする選択肢を最適な選択肢という。組合せ最適化問題の例としてよく用いられる巡回

セールスマン問題をもとに、組合せ最適化問題の考え方について説明する。

巡回セールスマン問題とは、いくつかの訪問すべき場所があったとき、すべての場所を一度ずつ訪問する経路のうち、最も短い経路を探索する問題である。ここで制約条件は、すべての場所を一度ずつ訪問しなければならない、という条件に相当し、目的関数は経路の長さに相当する。訪問すべき場所数に対して、訪問経路の候補数は指数

関数的に増大する。そのため、訪問すべき場所数が少ない場合には、全ての経路候補を列挙し、その中で最適な選択肢を選択する、という方法が簡単に実行できるが、訪問すべき場所数が増えていくに従って、この方策は事実上不可能になる。これを組合せ爆発と呼び、組合せ最適化問題の困難の起源である。そのため、組合せ最適化問題の良解（ベターな選択肢）を高速に探索可能な計算技術のニーズが高まっている。

組合せ最適化問題は多様な業種における様々な社会課題に内在する普遍的な問題である。店舗等の人員シフト表の作成問題や、工場等における最適工程スケジューリング問題や、集積回路の設計問題など、組合せ最適化問題が内在するシーンは枚挙にいとまがない。また近年、Internet-of-Things (IoT) 社会や Society5.0, デジタルトランスフォーメーション (Digital Transformation: DX) と呼ばれる新しい技術革新や社会変革に対する機運が醸成されてきたことによる、新しいタイプの組合せ最適化問題が潜在的に内在し得るフェーズに突入している。このように、イジングマシンと呼ばれる組合せ最適化問題に特化した新しい計算技術への期待につながっていると見える。

本原稿では、イジングマシン領域における研究開発の現状と今後の展望について述べる。2 章ではイジングマシンの使い方の流れについて紹介し、続く 3 章ではハードウェア、ソフトウェア、アプリケーション探索、理論の観点からイジングマシン領域の研究開発について説明する。4 章で結論と今後の展望について述べる。

2. イジングマシンの使い方の流れ

この章では、イジングマシンを用いて組合せ最適化問題を処理する方法について紹介する。図 1 にイジングマシンの使い方の流れを示す。

第 1 段階として、社会課題から組合せ最適化問題を抽出し、その組合せ最適化問題を高速高精度に処理するビジネス価値があるかを判断する。ビジネス価値の有無の判断については、イジングマシンの計算技術としての側面というよりかは、社会課題が内在する産業種のドメイン知識によるものであるため、本原稿では議論しない。

第 2 段階として、第 1 段階で抽出した組合せ最適化問題をイジングモデルのエネルギー関数ないしは Quadratic Unconstrained Binary Optimization (QUBO) 形式で表現する^{1,2,3)}。イ

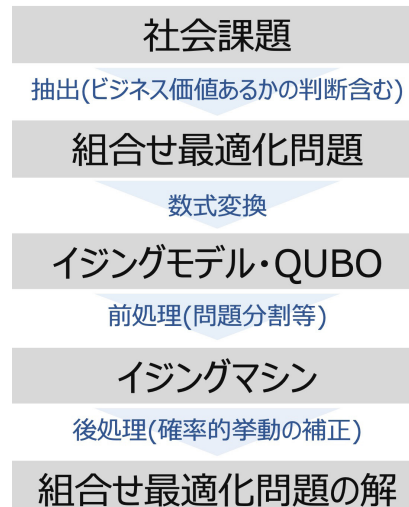


図 1：イジングマシンの使い方の流れ。

イジングモデルのエネルギー関数は

$$E^{\text{Ising}}(\{\mathbf{s}\}) = \sum_{i \in V} h_i s_i + \sum_{(i,j) \in E} J_{ij} s_i s_j, \quad s_i \in \{+1, -1\}$$

で表される関数である。イジングモデルは無向グラフ $G = (V, E)$ 上に定義されるモデルである。ここで V, E はそれぞれ無向グラフの頂点集合、辺集合を表す。また、 h_i, J_{ij} はそれぞれ局所磁場、相互作用と呼ばれる量であり、実数値である。さらに s_i はスピン変数と呼ばれる変数であり、 $\{\mathbf{s}\}$ は無向グラフ G の頂点の個数、つまり、 $|V| = N$ 個あるスピン変数をひとまとめで表したものである。また、QUBO 形式は

$$E^{\text{QUBO}}(\{\mathbf{x}\}) = \sum_{1 \leq i \leq j \leq N} Q_{ij} x_i x_j, \quad x_i \in \{0, 1\}$$

で表される関数である。ここで Q_{ij} は実数値であり、 x_i はバイナリ変数である。また、 $\{\mathbf{x}\}$ は N 個あるバイナリ変数をひとまとめで表したものである。イジングモデルと QUBO はスピン変数とバイナリ変数の変換：

$$s_i = 1 - 2x_i$$

によって互いに等価であることが示せる。イジングモデルや QUBO は 2 値をとる変数（スピン変数、バイナリ変数）の 2 次の関数になっている。

第 3 段階として、第 2 段階で得られたイジングモデルないしは QUBO（論理イジングモデルないしは論理 QUBO と呼ぶ）に対して、イジングマシンに入力するための前処理を行い、利用しようと考えているイジングマシンに即したイジングモデルないしは QUBO（物理イジングモデルないしは物理 QUBO と呼ぶ）を生成する。

第 4 段階として、物理イジングモデルないしは物

理 QUBO をイジングマシンに入力し、イジングマシンを動作させる。動作原理の概略については 3.1 節で説明する。

第 5 段階として、イジングマシンを動作させ最終的に得られた解を後処理することで、もとの論理イジングモデルないしは論理 QUBO と整合性の合う解へ変換する。イジングマシンは確率的挙動を元に行っているため、この補正が必要となる場合がある。

以下では、イジングマシン領域の研究開発について、ハードウェア、ソフトウェア、アプリケーション、理論の観点から紹介する。

3. イジングマシン領域の研究開発

3-1. イジングマシン（ハードウェア）の研究開発

イジングマシン研究開発のきっかけとなったのは、2011 年に D-Wave Systems によって発表された世界初の商用量子アニーリングマシン D-Wave⁴⁾がきっかけであると言えよう。量子アニーリングマシンは、門脇、西森によって提案された量子アニーリング⁵⁾や、Farhi らによって提案された断熱量子計算⁶⁾に基づくハードウェアである。門脇、西森の論文⁵⁾によれば、量子アニーリングはイジングモデルのエネルギーが最小となる状態（基底状態）を探索するために、横磁場と呼ばれる量子ゆらぎを導入し、それを徐々に弱めるという操作を行う。量子アニーリングを実装するハードウェア開発については、NEC が NEDO の事業「超電導パラメトロン素子を用いた量子アニーリング技術の研究開発」において量子アニーリングを実装するハードウェア開発を推進している⁷⁾。産業技術総合研究所は問題特化型の量子アニーリングマシンとして、Application Specific Annealing Circuit (ASAC) と呼ばれる方式を提案している⁸⁾。上記のデバイスは今のところ超電導エレクトロニクス技術を用いたものが開発されている。

量子アニーリングは、最適化問題に対する有用なメタヒューリスティクスとして知られるシミュレーテッドアニーリング（焼きなまし法）における温度効果を量子効果に置き換えた計算技術と見ることができる。シミュレーテッドアニーリングをベースとしたイジングマシンは、日立による CMOS アニーリングマシン⁹⁾や富士通ならびに富士通研究所によるデジタルアニーラ¹⁰⁾が挙げられる。これらは半導体エレクトロニクス技術を元に行っている。

さらに、量子アニーリングやシミュレーテッドアニーリングとは異なる原理でイジングモデルの基底

状態を探索する計算原理に基づくハードウェア開発も進んでいる。NTT による光パルスを用いたイジングマシンであるコヒーレントイジングマシン LASOLV¹¹⁾や、東芝によるシミュレーテッド分岐アルゴリズムを用いた Graphics Processing Unit (GPU) ならびに Field-Programmable Gate Array (FPGA) 実装¹²⁾等が挙げられる。更に、フィックスターズにより、GPU によるイジングマシン実装についても発表されている¹³⁾。

3-2. イジングマシン向けソフトウェアの研究開発

イジングマシンのハードウェア制約を補完する役割を果たすソフトウェア開発は着実に進められている。イジングマシンのハードウェア制約として代表的なものとして、イジングマシンにおけるスピン変数（バイナリ変数）の結合ネットワーク形状の制限や、イジングマシンで一度に使えるスピン変数（バイナリ変数）の個数の制限が挙げられる。論理イジングモデル（論理 QUBO）はイジングマシンのハードウェア制約を考慮せずに構築されたモデルである。

ここで結合ネットワーク形状の制限を補完する方法を紹介する。論理イジングモデルが定義される無向グラフを G_L とする。また、イジングマシンの結合ネットワークを表現する無向グラフを G_P とする。このとき、グラフ変換 $G_L \rightarrow G_P$ を施すことにより、制限のあるネットワーク構造に論理イジングモデルを埋め込むことが可能となる。結合ネットワークに制限があるイジングマシンのいくつかについて、この埋め込みについてはソフトウェアで自動的に処理することが可能になっている。また、より効率の良い埋め込み方法を探求するアルゴリズム開発が進められている。

またスピン変数（バイナリ変数）の個数制限を補完する方法として、大きな問題を複数の小規模の部分問題に分割することをソフトウェアで自動的に処理することが可能になっている。これについても、より効率の良い問題分割方法を探求するアルゴリズム開発が進められている。

また、イジングマシンを用いたアプリケーション探索をより効率的に行うための有用なソフトウェア開発も進められている。フィックスターズによる開発支援環境¹³⁾や、オープンソースソフトウェア開発として、リクルートの棚橋氏による PyQUBO^{2),14),15)}や Jij による OpenJij¹⁶⁾なども重要な役割を果たしている。

さらに、イジングマシンについて学ぶことを容易にすることを目的とした ANCAR¹⁷⁾と呼ばれるウェブサイトが、IPA 未踏ターゲット事業の成果物として公開されている。

3-3. イジングマシンを用いたアプリケーションの研究開発

イジングマシンを用いたアプリケーションの研究開発は大きく3つに分類することができる。組合せ最適化問題、機械学習、物理モデルや化学モデルのシミュレーションである。

組合せ最適化問題に分類される例としては、フォルクスワーゲンによる渋滞回避のための経路選択問題¹⁸⁾やデンソーと東北大学による工場内の Automated Guided Vehicle (AGV) の経路選択問題¹⁹⁾、リクルートコミュニケーションズと早稲田大学による広告配信最適化問題^{2),20)}、早稲田大学らによる矩形パッキング問題²¹⁾やスロット配置問題²²⁾などが挙げられる。

機械学習に分類される例として、機械学習における学習を高度化する研究として、特徴量選択をイジングマシンで実行する枠組みを構築する取り組みが複数のグループによって行われている^{23),24),25)}。また、東京大学、物質・材料研究機構、早稲田大学により機械学習における推論をイジングマシンによって高速化する方法を用いたマテリアルズ・インフォマティクスに対する応用について提案がなされている²⁶⁾。これはイジングマシンによるブラックボックス最適化を行う新規手法であり、この手法を、フォトニック結晶レーザの最適化²⁷⁾や自動車部品における共振回避のための構造最適化²⁸⁾、行列の非可逆圧縮²⁹⁾などに適用した事例も報告されている。また、この手法を拡張する試み^{30),31)}も進められている。詳細は、文献³²⁾を参照されたい。

物理モデルや化学モデルのシミュレーションに分類される例として、D-Wave Systems により、イジングモデルで表現される磁性体や相転移物質のシミュレーションを量子アニーリングで実行する取り組みが進められている^{33),34)}。また、量子アニーリングマシンを用いた量子化学計算に対する性能評価についても進められている^{35),36)}。また、複合物質の安定構造を探索するシミュレーションにイジングマシンを適用した事例についても報告がなされている³⁷⁾。

また、イジングマシンを用いたアプリケーション

の研究開発を加速させるための取り組みも進められている。文献³⁸⁾では様々な企業における取り組みについて、とくに現場エンジニアの声が多く収録されている。また、モバイルコンピューティング推進コンソーシアム (MCPC) AI&ロボット委員会量子コンピュータ推進 WG ではイジングマシンの産業応用実装に向けた実証実験が行われた³⁹⁾。これは社会課題を有する3企業 (KDDI 総合研究所、野村総合研究所、住友商事)、定式化/検証を行う3企業 (Jij, フィックスターズ, Quemix)、並びに環境提供/実行を行う3企業 (日立製作所, NEC, 富士通) の計9つの企業からなる大きな取り組みである。筆者は定式化検討並びに全体監修を務めた。

3-4. イジングマシン領域の理論研究

イジングマシンをより高度化させること、また、イジングマシンのポテンシャルを引き出すことを目指した理論研究が進められている。その一端を紹介するため、量子アニーリングに対する理論研究について紹介する。

量子アニーリングでは、アニーリング途中過程における基底状態と第一励起状態 (基底状態の直上の状態) の間のエネルギーギャップが小さいと計算性能が悪くなるのが断熱定理により理解することができる。特に、量子1次相転移と呼ばれる現象が生じる際には、問題サイズに対してエネルギーギャップが指数関数的に小さくなることがあり、この場合には量子アニーリングは非効率である。そのため、量子1次相転移を避けるための方法を構築する研究がいくつかなされている。量子ゆらぎとして横磁場を用いた場合に量子1次相転移を引き起こす系に対し、横磁場とは別のタイプの量子ゆらぎを導入することで、量子1次相転移を回避する可能性があることが示されている^{40),41)}。また、横磁場の弱め方を不均一にすることで、ある種の量子1次相転移を除去することも示されている⁴²⁾。

他にも量子アニーリングのさまざまな理論について研究が展開されており、それについては文献^{1),3),43)}に詳しい。

4. 結言

本原稿では、イジングマシンの使い方の流れ、並びに、イジングマシン領域におけるハードウェア、ソフトウェア、アプリケーション、理論の研究開発について紹介した。イジングマシン領域は

研究開発が本格化してからまだ間もない段階である。イジングマシンがより広く使われる計算技術と成るためには、イジングマシン領域における多様なレイヤー間の研究開発の協調が必要不可欠である。特に応用探索の観点からは、3-3 節で述べた各種取組により、様々な実例が世に出ることで、より多くの業種、分野からの新たな挑戦が生まれてくると期待される。

参考文献

- 1) S. Tanaka, R. Tamura, and B. K. Chakrabarti, “Quantum spin glasses, annealing and computation,” Cambridge University Press (2017).
- 2) K. Tanahashi, S. Takayanagi, T. Motohashi, and S. Tanaka, *J. Phys. Soc. Jpn.* **88**, 061010 (2019).
- 3) 田中宗, 田村亮, 『量子アニーリングの物理』(森北出版, 2023 年)
- 4) M. W. Johnson, M. H. S. Amin, S. Gildert, T. Lanting, F. Hamze, N. Dickson, R. Harris, A. J. Berkley, J. Johansson, P. Bunyk, E. M. Chapple, C. Enderud, J. P. Hilton, K. Karimi, E. Ladizinsky, N. Ladizinsky, T. Oh, I. Perminov, C. Rich, M. C. Thom, E. Tolkacheva, C. J. S. Truncik, S. Uchaikin, J. Wang, B. Wilson, and G. Rose, *Nature* **473**, 194 (2011).
- 5) T. Kadowaki and H. Nishimori, *Phys. Rev. E* **58**, 5355 (1998).
- 6) E. Farhi, J. Goldstone, S. Gutmann and M. Sipser, *quant-ph/0001106* (2000); E. Farhi, J. Goldstone, S. Gutmann, J. Lapan, A. Lundgren, and D. Preda, *Science* **292**, 472 (2001).
- 7) https://jpn.nec.com/press/202203/20220317_01.html
- 8) M. Maezawa, G. Fujii, M. Hidaka, K. Imafuku, K. Kikuchi, H. Koike, K. Makise, S. Nagasawa, H. Nakagawa, M. Ukibe, and S. Kawabata, *J. Phys. Soc. Jpn.* **88**, 061012 (2019).
- 9) M. Yamaoka, C. Yoshimura, M. Hayashi, T. Okuyama, H. Aoki, and H. Mizuno, *IEEE Journal of Solid-State Circuits* **51**, 303 (2016).
- 10) S. Matsubara, H. Tamura, M. Takatsu, D. Yoo, B. Vatanhahghadim, H. Yamasaki, T. Miyazawa, S. Tsukamoto, Y. Watanabe, K. Takemoto, and A. Sheikholeslami, *Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems* 432 (2017).
- 11) T. Inagaki, Y. Haribara, K. Igarashi, T. Sonobe, S. Tamate, T. Honjo, A. Marandi, P. L. McMahon, T. Umeki, K. Enbutsu, O. Tadanaga, H. Takenouchi, K. Aihara, K. Kawarabayashi, K. Inoue, S. Utsunomiya, and H. Takesue, *Science* **354**, 603 (2016); P. L. McMahon, A. Marandi, Y. Haribara, R. Hamerly, C. Langrock, S. Tamate, T. Inagaki, H. Takesue, S. Utsunomiya, K. Aihara, R. L. Byer, M. M. Fejer, H. Mabuchi, and Y. Yamamoto, *Science* **354**, 614 (2016).
- 12) H. Goto, K. Tatsumura, and A. R. Dixon, *Science Advances* **5**, eaav2372 (2019).
- 13) <https://quantum.fixstars.com>
- 14) <https://pyqubo.readthedocs.io/en/latest/>
- 15) M. Zaman, K. Tanahashi, and S. Tanaka, *IEEE Transactions on Computers*, **71**, 838 (2022).
- 16) <https://github.com/OpenJij/OpenJij>
- 17) <https://ancar.app/>
- 18) F. Neukart, G. Compostella, C. Seidel, D. Von Dollen, S. Yarkoni, and B. Parney, *Frontiers in ICT* **4**, 29 (2017).
- 19) M. Ohzeki, A. Miki, M. J. Miyama, and M. Terabe, *Frontiers in Computer Science* **1**, 9 (2019).
- 20) 田中宗, 棚橋耕太郎, 本橋智光, 高柳慎一, *低温工学* **53**, 287 (2018).
- 21) K. Terada, D. Oku, S. Kanamaru, S. Tanaka, M. Hayashi, M. Yamaoka, M. Yanagisawa, and N. Togawa, *Proceedings of 2018 International Symposium on VLSI Design, Automation and Test (VLSI-DAT)* (2018).
- 22) S. Kanamaru, K. Kawamura, S. Tanaka, Y. Tomita, and N. Togawa, *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*, **104**, 226 (2021).
- 23) H. Neven, V. S. Denchev, M. Drew-Brook, J. Zhang, W. G. Macready, and G. Rose, *NIPS 2009 Demonstration*, (2009); H. Neven, V. S. Denchev, G. Rose, and W. G. Macready, *JMLR Workshop and Conference Proceedings* **25**, 333 (2012).
- 24) D. O'Malley, V. V. Vesselinov, B. S. Alexandrov, and L. B. Alexandrov, *PLOS ONE*, **13**, e0206653 (2018).
- 25) K. Tanahashi, S. Takayanagi, T. Motohashi, and S. Tanaka, *Adiabatic Quantum Computing Conference 2018*, (2018).
- 26) K. Kitai, J. Guo, S. Ju, S. Tanaka, K. Tsuda, J. Shiomi, and R. Tamura, *Physical Review Research*, **2**, 013319 (2020).
- 27) T. Inoue, Y. Seki, S. Tanaka, N. Togawa, K. Ishizaki, and S. Noda, *Optics Express*, **30**, 43503 (2022).
- 28) T. Matsumori, M. Taki, and T. Kadowaki, *Scientific Reports*, **12**, 12143 (2022).
- 29) T. Kadowaki and M. Ambai, *Scientific Reports*, **12**, 15482 (2022).

- 30) S. Izawa, K. Kitai, S. Tanaka, R. Tamura, and K. Tsuda, *Physical Review Research*, **4**, 023062 (2022).
- 31) Y. Seki, R. Tamura, and S. Tanaka, arXiv:2209.01016.
- 32) 田中宗, 山下将司, 関優也, *日本神経回路学会誌* **29**, 164 (2022).
- 33) R. Harris, Y. Sato, A. J. Berkley, M. Reis, F. Altomare, M. H. Amin, K. Boothby, P. Bunyk, C. Deng, C. Enderud, S. Huang, E. Hoskinson, M. W. Johnson, E. Ladizinsky, N. Ladizinsky, T. Lanting, R. Li, T. Medina, R. Molavi, R. Neufeld, T. Oh, I. Pavlov, I. Perminov, G. Poulin-Lamarre, C. Rich, A. Smirnov, L. Swenson, N. Tsai, M. Volkmann, J. Whittaker, and J. Yao, *Science* **361**, 162 (2018).
- 34) A. D. King, J. Carrasquilla, J. Raymond, I. Ozfidan, E. Andriyash, A. Berkley, M. Reis, T. Lanting, R. Harris, F. Altomare, K. Boothby, P. I. Bunyk, C. Enderud, A. Fréchet, E. Hoskinson, N. Ladizinsky, T. Oh, G. Poulin-Lamarre, C. Rich, Y. Sato, A. Y. Smirnov, L. J. Swenson, M. H. Volkmann, J. Whittaker, J. Yao, E. Ladizinsky, M. W. Johnson, J. Hilton, and M. H. Amin, *Nature* **560**, 456 (2018).
- 35) R. Xia, T. Bian, and S. Kais, *J. Phys. Chem. B* **122**, 3384 (2018).
- 36) M. Streif, F. Neukart, and M. Leib, arXiv:1811.05256 (2018).
- 37) K. Endo, Y. Matsuda, S. Tanaka, and M. Muramatsu, *Scientific Reports* **12**, 10794 (2022).
- 38) 寺部雅能, 大関真之, 『量子コンピュータが変える未来』(オーム社, 2019年)
- 39) http://www.mcpc-jp.org/press/pdf/press_20190919.pdf
- 40) Y. Seki and H. Nishimori, *Phys. Rev. E* **85**, 051112 (2012).
- 41) Y. Seki, S. Tanaka, and S. Kawabata, *J. Phys. Soc. Jpn.* **88**, 054006 (2019).
- 42) Y. Susa, Y. Yamashiro, M. Yamamoto, and H. Nishimori, *J. Phys. Soc. Jpn.* **87**, 023002 (2018).
- 43) 西森秀稔, 大関真之, 『量子アニーリングの基礎』(共立出版, 2018)

量子ビットの様々な方式と超伝導パラメトロンデバイス

白根 昌之 矢田部 彰宏 山本 剛

日本電気株式会社 セキュアシステムプラットフォーム研究所

〒211-8666 神奈川県川崎市中原区下沼部 1753

Various Types of Quantum Bits and Superconducting Parametric Oscillators

Masayuki Shirane Akihiro Yatabe Tsuyoshi Yamamoto

Secure System Platform Research Laboratories, NEC Corporation,

1753 Shimonumabe, Nakahara-ku, Kawasaki, Kanagawa 211-8666 JAPAN

論文概要

量子コンピュータは量子力学の性質を利用し、特定の問題に対して従来のコンピュータよりも超高速に計算できると期待されている。量子コンピュータは、素因数分解等いくつかのアルゴリズムが超高速に計算できると証明されているゲート方式と、組合せ最適化に特化したアニーリング方式に大別され、それらの心臓部に用いられるものが量子ビットである。いま研究開発されている量子ビットには超伝導体、イオン、光、固体中の電子・核スピンなどがあり、その中で NEC は超伝導現象に由来する強固な量子コヒーレンスと固体素子であるが故の集積性の良さに注目し、超伝導量子ビットに取り組んでいる。本稿では、量子ビット全般に加え、NEC が開発する超伝導パラメトロンデバイスに関して詳しく解説する。

Keyword: 量子ビット, 超伝導, 超伝導パラメトロン, 量子ゲート方式, 量子アニーリング方式

1. 量子ビット

1-1 量子ビットと量子コンピュータ

量子コンピュータは、重ね合わせといった量子力学の性質を利用することで、従来のコンピュータ(古典コンピュータ)と比べて、特定の問題に対しては圧倒的に高速に計算を行うことが期待されている。

図 1 に示すように、従来のコンピュータで使われる従来ビット(または古典ビット)は 0 または 1 で表される。それを N 個並べたものを考えると、並べ方は 2^N 個の可能な組み合わせの中の一組を表している。一方、量子コンピュータで使われる量子ビットに関しては、測定をするまでは 0 である状態と 1 である状態が重ね合わされた状態をとることができる。そのため、量子ビットを N 個並べたものを考えると、それは 2^N 個の組み合わせを同時に表現していることになる。このように、従来のコンピュータで

は同時に一つの状態しか考慮することしかできないのに対し、量子コンピュータでは同時に複数の状態を扱うことができるため、量子ビットの数が増えると指数関数的に扱える状態数が増える。この性質が量子コンピュータで超高速演算できる理由の一つである。



図 1: 量子ビットのイメージ

量子コンピュータは、その計算方式の違いによって大まかにゲート方式とアニーリング方式に分ける

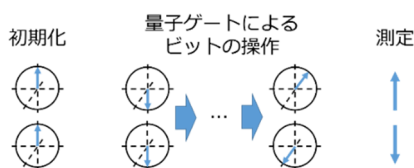
ことができる。いずれの方式であっても計算の準備である量子ビットの初期化と、計算結果の読み出しである測定を行う。

ゲート方式では、まず量子ビットの初期化を行う。例えば、図 2 では量子ビットの状態を表すブロッホ球の上向き状態（“1”）の状態に設定する。その後、目的とする計算に相当する量子ゲート操作によって量子ビットの状態を変化させ、全ての量子ゲート操作がすべて終了したら、量子ビットの状態を測定して、結果の読み出し（“1”または下向き状態“0”状態）をする。

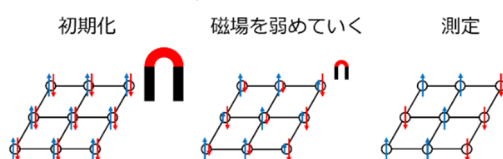
一方、アニーリング方式では、例えば特定の方向の磁場（横磁場とよばれる）によって量子ビットの状態を初期化する。また、解きたい問題に対応する量子ビット同士の相互作用の強さを設定しておく。その後、磁場を徐々に弱めていくと求める解の状態に近づいていく。図 2 の例では、磁場が弱めていくに従い、上向きの状態の方が下向きの状態よりも高い確率で観測される量子ビットと逆に下向きの方が高い確率で観測される量子ビットがあることを示している。最終的に横磁場がなくなった時の状態が答えである。

このようにゲート方式とアニーリング方式では計算方法が異なるものの、どちらも重ね合わせを実現する量子ビットを用いている。量子ビットを実現する物理系の候補は複数あり、以降では様々な量子ビットの方式を紹介し、特に NEC が開発している超伝導パラメロン素子について解説する。

ゲート方式



アニーリング方式



1-2 量子ビットの様々な方式

表 1 に、研究開発が進められている量子ビットの様々な方式を [1]に基づきまとめた。

まず、超伝導体から説明する。これは、超伝導体

図 2：ゲート方式とアニーリング方式の計算方法

であるアルミニウムで酸化アルミニウムのような薄い絶縁体を挟んだジョセフソン接合を利用する量子ビットである(解説記事として [2])。超伝導量子ビットを使った量子アニーリングマシンを D-Wave が商用化しており、ゲート方式では Google や IBM が開発競争をしている [3]。2019 年に Google が初めて量子超越性の実証をしたのは、Sycamore と呼ばれる超伝導の 53 量子ビットマシンである [4]。この実証で取り扱われたランダム量子サンプリングは、後に中国科学技術大学の Zuchongzhi によっても行われており [5]、もっとも新しい Zuchongzhi 2.1 は 66 量子ビットをもつ [6]。また、固体素子であるが故に集積化の点で有利であり、大規模化がなされていて、実際 IBM は 2022 年に 433 量子ビットをもつ Osprey が発表している。さらに、開発ロードマップにおいて 2023 年に 1121 量子ビットの Condor が実現する計画である [7]。ただし、超伝導量子ビットを動作させるためには絶対零度に近い 0.01K 程度にまで冷却しなければならないため、希釈冷凍機が必須で装置が大型であるというデメリットがある。MCPC 量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG に参画している企業では、理研と連携する富士通 [8]、NEC [9]が超伝導量子ビットを用いる量子コンピュータを開発している。

続いて、イオントラップでは、原子のイオンを 3 次元空間上に浮遊させたものを量子ビットとして用いる。2023 年 1 月現在、IonQ [10] の 21 量子ビットをもつ IonQ Aria がクラウド利用でき、次世代機は 32 量子ビットをもつ IonQ Forte である。原理的に環境との相互作用がないためコヒーレンス時間は長い。ただし、ゲート操作が超伝導ビットよりも数十倍程度遅いというデメリットがある。

光子は、例えば光の偏光状態を量子ビットとして用いる方式であり、室温で動作する(解説記事は [11; 12])。光子の量子コンピュータの中国科学技術大学の Jiuzhang はガウスボソンサンプリングによって量子計算の優位性を実証した [13; 14]。

他に室温動作するものとして、ダイヤモンド中の炭素原子の一つを窒素原子(N)に置き換え、それに伴ってきた空孔(V)でできたNV中心とよばれる欠陥を利用し、その合成電子スピン状態を量子ビットとする方式もある。量子ビットの操作はマイクロ波など

表 1: ゲート方式での量子ビットの様々な方式のまとめ ([1]を参考に作成)

	超伝導	イオントラップ	光量子	NV中心	シリコン
原理	ジョセフソン接合	イオンのエネルギー準位	光子の偏光	合成電子スピン	電子スピン・核スピン・量子ドット
材料・装置	アルミニウム(超伝導体), 酸化アルミニウム(絶縁体)	イッテルビウムイオンなど	光子, 光学装置	ダイヤモンド中の窒素と空孔の構造	シリコン, シリコン中のリンなどの不純物
ビット数	433(IBM, Osprey) 53(Google, Sycamore)	32(IonQ Forte)	113(中国科学技術大学 Jiuzhang 2.0)	10(Quantum Brilliance)	2(Intel/QuTech, Photonic Inc)
コヒーレンス時間	~10-100マイクロ秒	~10-100秒	~100マイクロ秒	~10秒	~0.1-1秒
冷凍機	必要	不要	不要	不要	必要
特徴	ビット数が多いものが実現している。希釈冷凍機が必要。	コヒーレンス時間が長い。量子ゲート操作に時間がかかる。	室温で動作し、そのまま情報通信に使える。確率的な量子ゲート操作がある。	コヒーレンス時間が長い。NV中心を並べた多ビット化に課題あり。量子中継器など向け。	コヒーレンス時間が長く、シリコン技術が使えたと期待されている。
主要プレーヤ	IBM, Google, Intel, Rigetti, D-Wave, 中国科学技術大学、理研(中村研、蔡研)、富士通、NEC	IonQ, Quantinuum (Honeywell)	Xanadu, PsiQuantum, 中国科学技術大学、東大(古澤研)	Quantum Brilliance、横国大(小坂研)、富士通+デルフト工科大学	Intel/QuTech、Photonic Inc、慶大(伊藤研)、理研(樽茶研)、日立製作所

を用い、エラー耐性のあるゲート操作も提案されている [15]。MCPC 量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG に参画している企業では富士通がデルフト工科大と連携し [16], NV 中心方式の量子ビットを用いる量子コンピュータを開発している。

シリコン量子ビットには、リンなどの不純物を加えそれによってできた局在した電子スピンの状態を量子ビットとするものや、シリコンをナノ加工し電子を 3 次元的に閉じ込めた量子ドットを量子ビットとする方式などがある。MCPC 量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG に参画している企業では日立製作所 [17]がシリコン量子ビットを用いる量子コンピュータを開発している。

2. NEC での取り組み

現在、NEC 量子アニーリングの研究開発を進めている。量子アニーリングの最初の理論提案を忠実に再現するためには [18], 高いコヒーレンスをもち集積性に優れた量子ビットが必要となるが、超伝導回路がその有力候補である。その理由は、超伝導現象に由来する強固な量子コヒーレンスと固体素子であるが故の集積性の良さを兼ね備えているからである [19; 20; 21; 22]。

図 3 は、NEC グループにより 1999 年に世界で最初動作実証された固体素子量子ビットの模式図である [23]。超伝導体中では、伝導電子が対 (クーパー対) を作り、クーパー対箱 (Cooper-pair box)

と呼ばれる電極内に余剰クーパー対が一つある時を”1”状態、無い時を”0”状態として、これらの量子重ね合わせ状態を実現した。このときのコヒーレンス

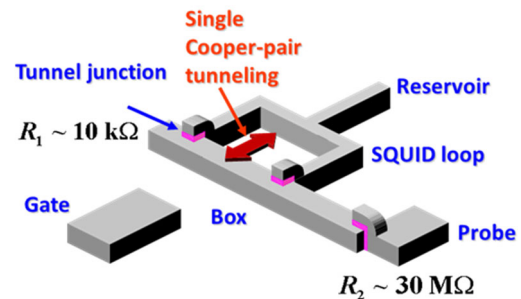


図 3: NEC が実現した世界初固体量子ビット模式図

時間は 1 ns 程度であった。

その後、超伝導量子ビット技術はコヒーレンス時間 [21]やゲート操作忠実度といった性能指数において着実に進歩してきた [24]。その中で、量子ビットの読み出し技術もまた重要な要素技術であり、これまでに様々な方法で実現されてきた。近年では、分散読み出しと呼ばれる方法が主流となっている。量子ビットと共振器を分散的に結合させた時に、量子ビットの状態に応じて共振器の共振周波数が変化することを利用する。特に研究初期のころは読み出し信号の信号対雑音比が低かったため、多数回試行による平均化が必要であった [25]。信号対雑音比が低いのは、量子ビットの寿命が短かったことが一因であるが、読み出しの信号を増幅するための増幅器のノイ

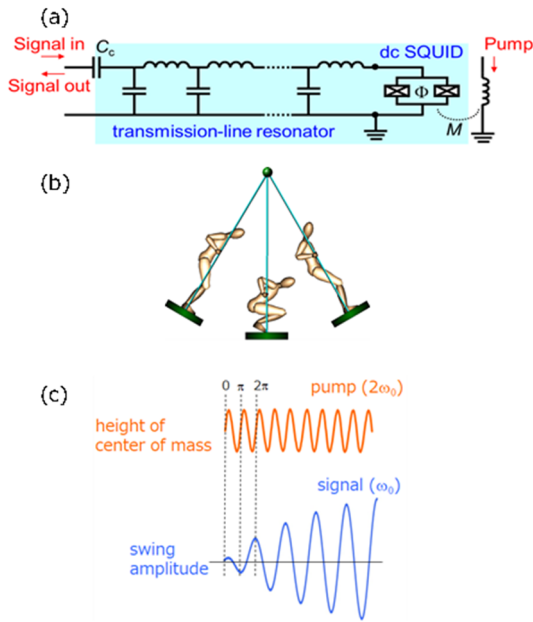


図 5: ジョセフソンパラメトリック増幅器の説明 (a) 等価回路, (b) ブランコを使った動作説明 (c) 振幅の時間発展

ズ (典型的にはノイズ温度が $\sim 5\text{K}$ 程度) も主要因であった。そこで NEC を含む幾つかのグループが、より低雑音のマイクロ波増幅器を超伝導回路で作ろうと考えた [26; 27; 28; 29]。それがジョセフソンパラメトリック増幅器 (Josephson parametric amplifier: JPA) である。

3. ジョセフソンパラメトリック増幅器と発振器

3-1 ジョセフソンパラメトリック増幅器

実は JPA は 1960 年代から知られている [30]。応用先があまりなかったこともあり、JPA は広く使われることはなかったものの、2000 年代に入り、超伝導量子コンピュータという研究分野の発展と共に、再び注目を集めることになった。

図 5(a) は、2008 年に NEC が開発した磁束駆動型

JPA の等価回路を示している。デバイスは SQUID (superconducting quantum interference device: 超伝導量子干渉計) で終端されたコプラナー導波路で構成され、SQUID が共振器の境界条件を決定する。共振周波数の二倍の周波数をポンポートに印加すると、その周波数で共振周波数が変調を受ける。この変調が共振器に入射した信号にパラメトリックな作用を与え、増幅された信号が反射される。図 5(b), (c) は、この動作をブランコの振幅増幅に例えて説明したものである。人の重心がブランコの周期の 2 倍周期で動くことで変調を与え、ブランコの振幅が時間とともに大きくなる。

3-2 ジョセフソンパラメトリック発振器

一般に JPA の信号増幅率はポンプのパワーと共に増大するが、ポンプパワーには共振器内光子の寿命で決まるある閾値が存在する [31]。その閾値を越えると JPA は発振を起し、ポンプ周波数の半分の信号を発生する [32]。これをジョセフソンパラメトリック発振器 (Josephson parametric oscillator: JPO) と呼ぶ。

JPO の発振出力は、等しい振幅で位相が π ずれた二つの状態のうちどちらかを取る。二つの状態は、入力信号がなければ完全にランダムに発生するが、入力信号があると、その振幅や位相によって発生確率を制御することが出来る。これを説明したのが図 5 である。これは 1950 年代に日本で発明されデジタル計算機素子として用いられたパラメトロン動作原理であり [33]、NEC が 2014 年に動作実証したのは [34]、これの超伝導回路版と言える。

3-3 ジョセフソンパラメトリック発振器を利用する量子アニーリングマシン

JPO の応用先として、まず高感度の位相検波器が挙げられる。これは、発振状態 ($0/\pi$) の出現確率が入力信号の位相に依存することを利用するもので、

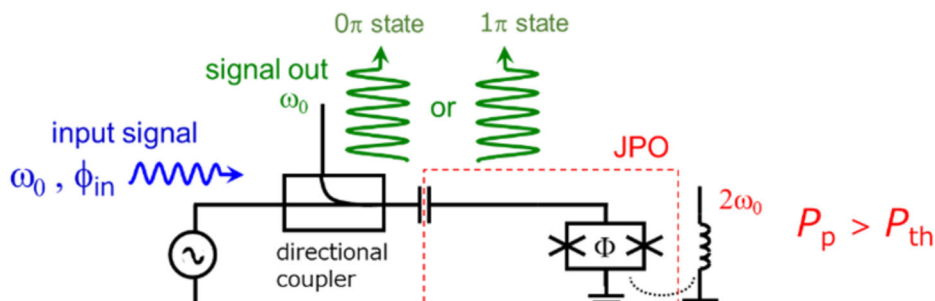


図 4: ジョセフソンパラメトリック発振器 (JPO) の動作原理

NECは量子ビットの分散読出しや、マイクロ波単一光子検出にこの技術に応用した [34; 35]。また最近ではJPOのネットワークを量子アニーリングマシンとして用いるという提案がなされている [36; 37; 38]。そこではJPOの2つの発振状態が量子ビットとして用いられており、その点ではパラメトロン計算機と似ているが、アナログ(ナチュラル)計算機であるという点で本質的に異なっている。各JPOを真空状態に初期化し、断熱的にポンプを印加して発振させた時、JPOの $0/\pi$ の発振状態が、JPO間の相互作用に対応したイジングハミルトニアン基底状態を表している。NECは、JPOを量子ビットとして、LHZ方式 [39]と呼ばれるスケラブルに量子ビット間の全結合を実現する方法を採用した、量子アニーリングマシンの開発を進めている。

図6は前段落で述べたJPOの動作実験データを示している [40; 41]。図6(a)はポンプを印加しない場合の位相状態を表しており、 $0/\pi$ の発振状態が当確率に出現していることが分かる。他方、図6(b)はポンプを印加した場合であるが、ポンプ信号位相によってJPOの $0/\pi$ の発振状態のうち一方のみが選択されていることが分かる。これは1量子ビット実験であるが、2量子ビット実験 [42]、さらに多ビット化の実験も進めている。

ここで、量子アニーリングの計算性能を決める重要な性能指標の1つがコヒーレンス時間の長さである。NECはJPO技術を活用してコヒーレンス時間の低下を防ぎ、結果として実用化で先行するD-wave社を上回る高性能な量子アニーリングマシンを提供できると考えている。

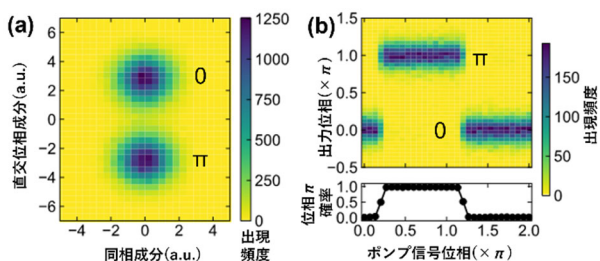


図 6) JPO の動作実験データ

4. まとめ

本稿では、量子コンピュータの心臓部となる量子ビットの様々な方式を紹介し、特にNECが量子ビットとして用いる、超伝導パラメトロンデバイスについて詳しく紹介した。心臓部である量子ビットだけでなく、希釈冷凍機の外にある制御装置と10mK

に冷却された多数の量子ビットを接続するための、実装・配線技術も同様に重要である。この部分を含め、2018年に採択されたNEDOの研究開発事業において [43]、産総研らとともに取り組んでいる。

参考文献

- [1] "Qubit Dashboard", <https://www.factbasedinsight.com/qubit-dashboard/>.
- [2] 阿部英介, 伊藤公平. 固体量子情報デバイスの現状と将来展望, 応用物理 **86**, 453 (2017).
- [3] "Quantum Computing Report", <https://quantumcomputingreport.com/scorecards/qubit-count/>.
- [4] F. Arute *et al.*, "Quantum supremacy using a programmable superconducting processor", Nature **574**, 505 (2019).
- [5] Y. Wu *et al.*, "Strong Quantum Computational Advantage Using a Superconducting Quantum Processor" Phys. Rev. Lett. **127**, 180501 (2021).
- [6] Q. Zhu *et al.*, "Quantum computational advantage via 60-qubit 24-cycle random circuit sampling", Science Bulletin **67**, 240 (2022).
- [7] "IBM Unveils 400 Qubit-Plus Quantum Processor and Next-Generation IBM Quantum System Two", <https://newsroom.ibm.com/2022-11-09-IBM-Unveils-400-Qubit-Plus-Quantum-Processor-and-Next-Generation-IBM-Quantum-System-Two>.
- [8] "プレスリリース 理化学研究所と富士通、超伝導量子コンピュータの実用化に向けて連携センターを開設", <https://pr.fujitsu.com/jp/news/2021/04/1.html>.
- [9] "ムーンショット目標6 研究開発プロジェクト 超伝導量子回路の集積化技術の開発", https://www.jst.go.jp/moonshot/program/goal6/67_yamamoto.html.
- [10] IonQ Inc., <https://ionq.com/>.
- [11] 竹内 繁樹, "線形光学素子を用いた量子コンピュータ", 応用物理学会分科会日本光学会, 光学 **33**, 284 (2004).
- [12] P. Kok *et al.*, "Linear optical quantum computing with photonic qubits", Rev. Mod. Phys. , **79**, 135 (2007).
- [13] H. -S. Zhong *et al.*, "Quantum computational advantage using photons", Science **370**, 1460 (2020).
- [14] H. -S. Zhong *et al.*, "Phase-Programmable Gaussian Boson Sampling Using Stimulated Squeezed Light", Phys. Rev. Lett. **127**, 180502 (2021).
- [15] K. Nagata *et al.*, "Universal holonomic quantum

gates over geometric spin qubits with polarised microwaves", *Nature Commun.* **9**, 3227 (2018).

[16] "QuTech and Fujitsu realise the fault-tolerant operation of a qubit", <https://qutech.nl/2022/05/05/qutech-and-fujitsu-realise-fault-tolerant-operation-of-qubit/>.

[17] "ムーンショット目標6 研究開発プロジェクト 大規模集積シリコン量子コンピュータの研究開発", https://www.jst.go.jp/moonshot/program/goal6/65_mizuno.html.

[18] T. Kadowaki *et al.*, "Quantum annealing in the transverse Ising model", *Phys. Rev. E* **58**, 5355 (1998).

[19] M. J. Gambetta *et al.*, "Building logical qubits in a superconducting quantum computing system", *npj Quantum Inf.* **3**, 2 (2017).

[20] G. Wendin, "Quantum information processing with superconducting circuits: a review", *Rep. Prog. Phys.* **80**, 106001 (2017).

[21] W. D. Oliver *et al.*, "Materials in superconducting quantum bits", *MRS Bulletin* **38**, 816 (2013).

[22] M. H. Devoret *et al.*, "Superconducting Circuits for Quantum Information: An Outlook", *Science* **339**, 1169 (2013).

[23] Y. Nakamura *et al.*, "Coherent control of macroscopic quantum states in a single-Cooper-pair box", *Nature* **398**, 786 (1999).

[24] R. Barends *et al.*, "Superconducting quantum circuits at the surface code threshold for fault tolerance", *Nature* **508**, 500 (2014).

[25] A. Wallraff *et al.*, "Strong coupling of a single photon to a superconducting qubit using circuit quantum electrodynamics", *Nature* **431**, 162 (2004).

[26] E. A. Tholén *et al.*, "Nonlinearities and parametric amplification in superconducting coplanar waveguide resonators", *Appl. Phys. Lett.* **90**, 253509 (2007).

[27] M. A. Castellanos-Beltrán *et al.*, "Widely tunable parametric amplifier based on a superconducting quantum interference device array resonator", *Appl. Phys. Lett.* **91**, 083509 (2007).

[28] T. Yamamoto *et al.*, "Flux-driven Josephson parametric amplifier", *Appl. Phys. Lett.* **93**, 042510 (2008).

[29] N. Bergeal *et al.*, "Analog information processing at the quantum limit with a Josephson ring modulator",

Nature Phys. **6**, 296 (2010).

[30] H. Zimmer, "Parametric amplification of microwaves in superconducting Josephson tunnel junctions", *Appl. Phys. Lett.* **10**, 193 (1967).

[31] T. Yamamoto *et al.*, in *Principles and Methods of Quantum Information technologies*, Eds. Y. Yamamoto and K. Semba (Springer, Tokyo, 2016) p. 495.

[32] C. M. Wilson *et al.*, "Photon Generation in an Electromagnetic Cavity with a Time-Dependent Boundary", *Phys. Rev. Lett.* **105**, 233907 (2010).

[33] E. Goto, "The Parametron, a Digital Computing Element Which Utilizes Parametric Oscillation", *Proc. Inst. Radio Engrs.* **47**, 1304 (1959).

[34] R. Z Lin *et al.*, "Josephson parametric phase-locked oscillator and its application to dispersive readout of superconducting qubits", *Nature Commun.* **5**, 4480 (2014).

[35] K. Inomata *et al.*, "Single microwave-photon detector using an artificial Λ -type three-level system", *Nature Commun.* **7**, 12303 (2016).

[36] H. Goto, "Bifurcation-based adiabatic quantum computation with a nonlinear oscillator network", *Sci. Rep.* **6**, 21686 (2016).

[37] S. E. Nigg *et al.*, "Robust quantum optimizer with full connectivity", *Science Advances* **3**, e1602273 (2017).

[38] S. Puri *et al.*, "Quantum annealing with all-to-all connected nonlinear oscillators", *Nature Commun.* **8**, 15785 (2017).

[39] W. Lechner *et al.*, "A quantum annealing architecture with all-to-all connectivity from local interactions", *Science Advances* **1**, e1500838 (2015).

[40] T. Yamaji *et al.*, "Spectroscopic observation of the crossover from a classical Duffing oscillator to a Kerr parametric oscillator", *Phys. Rev. A* **105**, 023519 (2022).

[41] T. Yamaji *et al.*, "Development of Quantum Annealer Using Josephson Parametric Oscillators", *IEICE Transactions on Electronics* **E105-C** 283 (2022).

[42] T. Yamaji *et al.*, "Correlated oscillations in Kerr parametric oscillators with tunable effective coupling". [arXiv:2212.13682](https://arxiv.org/abs/2212.13682) (2022).

[43] "高効率・高速処理を可能とする量子アニーリングマシンの研究開発に採択" https://jpn.nec.com/press/201810/20181009_04.html.

組合せ最適化問題を高速に解くデジタルアニーラの活用技術

宇都宮 啓宏・川合 遼・左尾 将隆・渡邊 裕之・武捨 悠一・橋本 伸一
富士通株式会社

How combinatorial optimization problems can be efficiently solved with Digital Annealer

Akihiro Utsunomiya, Ryo Kawai, Masataka Sao, Hiroyuki Watanabe, Yuichi Musha, Shinichi Hashimoto
Fujitsu Limited

論文概要

現在、私たちの社会には配送計画や人員計画、投資ポートフォリオの最適化など、膨大な組合せの中から最適なものを選択する「組合せ最適化問題」が数多く存在します。問題によっては汎用コンピュータでは現実的な時間内で解けないものもあり、このような組合せ最適化問題を高速に解く手段の一つとして、量子コンピュータが期待されています。しかし、現在の量子コンピュータは、安定動作や対応可能な問題の規模に課題があります。そこで、富士通は量子現象に着想を得た新しいアーキテクチャーであるデジタルアニーラを開発し、2018年より提供を開始しています。本稿では、デジタルアニーラの活用技術について解説します。

1 はじめに

コンピュータは20世紀半ばに登場し、急速な進化を遂げてきたことで私たちの暮らしを豊かにしてきました。現在の汎用コンピュータは演算速度をより速くするため、「ムーアの法則」（半導体の集積密度は18か月で2倍になる）どおりに微細化されてきましたが、最近ではそれも限界に近づいてきたとされています。[1]そのため、このままでは増え続ける大量のデータ処理や複雑化する様々な課題の解決に対して処理能力が追いつかなくなる可能性があり、単純な演算速度向上とは異なるアプローチの、全く新しいコンピュータの概念が求められています。その有力候補として注目されているものの一つが量子コンピュータであり、世界中で実用化へ向けた取り組みが急速に進んできています。

量子コンピュータ技術には量子ゲート方式とイジングマシン方式があります。量子ゲート方式の量子コンピュータはまだ研究段階であり、その実用化には数十年かかると言われています。また、イジングマシン方式の一つであるアニーリング方式は商用化されているものもありますが、主に二つの課題があると考えられています。一つは、量子ビットの状態を維持するこ

とが容易ではなく、ノイズに弱いため安定した動作が難しいこと。もう一つは、量子ビットの数や量子ビット間の結合数が少ないため、適用できる問題の規模が小さいことです。[2]

一方で、日々増え続ける大量のデータ処理や複雑化する様々な課題を効率良く処理することは、直近のビジネスに必要不可欠であるため、量子コンピュータの実用化まで待つことはできません。

そこで、富士通は量子コンピュータと汎用コンピュータの双方の良さを取り入れた新しいアーキテクチャーである、デジタルアニーラを開発しました。デジタルアニーラは、量子現象に着想を得たコンピューティング技術で、現在の汎用コンピュータでは解くことが難しい「組合せ最適化問題」を高速で解く新しい技術です。[3]

デジタルアニーラは、上述した量子コンピュータの二つの課題を解決します。一つ目の課題に対しては、デジタル技術で実現しているため、常温で安定した動作が保証できます。二つ目の課題に対しては、大規模なビット数を全結合したアーキテクチャーであるため、現実社会の問題に適用できる仕組みになっています。

本稿では、デジタルアニーラ活用について事例を交えて解説します。

2 デジタルアニーラサービスのアーキテクチャ

デジタルアニーラサービス[4]は、富士通株式会社が開発したハードウェアとソフトウェアを組み合わせることによって、組合せ最適化問題に対するソリューションを提供します。

富士通が開発したハードウェア[5]は、評価関数の二次制約なし二値最適化（QUBO：Quadratic Unconstrained Binary Optimization）を解くことに特化しており、最適解を高速に導くために、計算時間を高速化する一括探索手法と、局所解からの脱出確率を高める探索手法を採用しています。これらの手法を使用することで、シミュレーテッドアニーリング[6]などに代表される従来の手法と比べて、最適解を得る確率を高めています。[3]

富士通は、定式化した数式を QUBO 形式に変換したり、イジングマシンに適した形式に変換したりできるライブラリを Web API（Application Programming Interface）として提供しています。

3 イジングモデルと QUBO

イジングモデルとは、強磁性体の相転移を扱うために簡便化されたモデルです。[6]

イジングモデルは、+1 と-1 の 2 値を取るスピン σ_i 間の相互作用によりエネルギーが決まり、

スピン全体 $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \dots)$ の評価関数 $E(\sigma)$ は以下の式で表されます。

$$E(\sigma) = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j J_{ij} \sigma_i \sigma_j - \sum_i h_i \sigma_i \quad \dots (1)$$

(相互作用項) (静磁場項)

また、スピンの代わりに 0 と 1 の 2 値を取る変数

$$x_i = \frac{\sigma_i + 1}{2} \in \{0, 1\}$$

を使い、変数全体 $x = (x_1, x_2, \dots)$ の評価関数 $E(x)$ を表した場合は QUBO 形式となります。{0,1} で表せるためデジタル技術との親和性が高いことと、数式の次数を下げやすいことから、デジタルアニーラはこの QUBO 形式を採用しています。

4 実問題の数式化技術

最適解を得るために、組合せ最適化問題として解きたい課題を抽出してからデジタルアニーラで解を算出するまでに五つのステップを踏みます（図-1）。

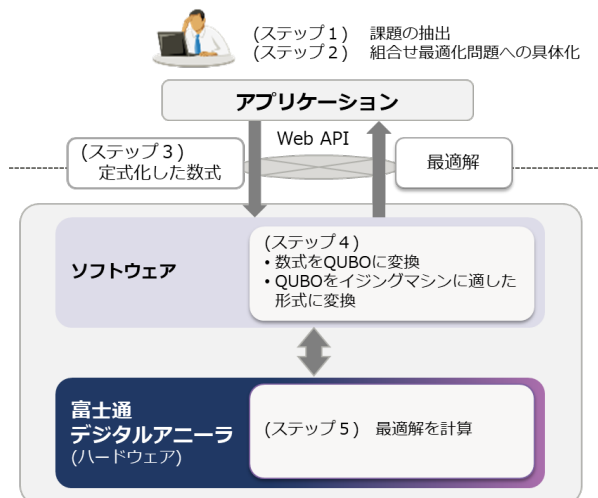


図-1 デジタルアニーラサービスの構成

(ステップ1) 実課題の抽出

お客様が抱える課題についてヒアリングを行い、その中から組合せ最適化問題として解きたい課題を抽出する。

(ステップ2) 組合せ最適化問題への具体化

抽出した課題から組合せ最適化問題として解くことができる問題を抽出する。

(ステップ3) 定式化

解決すべき問題に対して、一般によく知られている数十パターンの定式化済みの組合せ最適化問題（巡回セールスマン問題、最大カット問題、ビンパッキング問題、最小頂点被覆問題など）が適用可能か判断する。適用できない場合は、新たな組合せ最適化問題として定式化する。ここでは、目的関数、制約条件など、数式で表せるレベルで定義する必要がある。

(ステップ4) QUBO への変換

定式化した数式を QUBO へ変換する。

(ステップ5) 最適解の算出

変換した QUBO は、富士通のソフトウェアによってデジタルアニーラに適した形式に自動的に変換される。変換された QUBO をデジタルアニーラで解くことにより最適解を算出する。最後に得られた最適な組合せを評価し、問題の解として採用するかを決定する。

次章ではこの各ステップを事例の紹介に沿って具体的に解説していきます。

5 適用事例1：作業人員配置

それでは、ある国内企業で作業人員の配置を最適化した事例を用いて各ステップを解説していきます。

(ステップ1) 実課題の抽出

お客様は、生産効率を向上させるため、人員の配置を改善したいという悩みを抱えていました。

(ステップ2) 組合せ最適化問題への具体化

ヒアリングを進めていくと、ある作業において勤務形態はシフト制を採用しているが、これまでは人が考えて人員を割り当てていたため、その作業に長い時間を費やしていた。また、その割り当ても最適なものとは限らなかった。という「シフト要求を踏まえた上で作業員数を最小化する」という組合せ最適化問題であることが見えてきました。

(ステップ3) 定式化

今回の事例は前述で紹介した既存パターンではないケースなので新たに定式化する必要があります。作業員 34 名に 1 週間分のシフトを割り当てる際に、人員配置を最適化する組合せ最適化問題として定式化していきます。図-2 は、作業員の時間ごとのシフトの割り当ての有無を表します。 a が作業員 (0~33:34 名)、 t がシフト (0~3:4 シフト/日)。シフトが割り当てられている場合は 1、割り当てられていない場合は 0 となるようにモデル化していきます。

$a \setminus t$	1day				2day				...	7day			
	0	1	2	3	0	1	2	3		0	1	2	3
0	0	0	1	0	0	0	0	1		0	1	0	0
1	1	0	0	0	1	0	0	0		0	0	0	1
2	0	0	0	1	0	0	0	0		0	0	0	0
3	0	1	0	0	0	0	1	0		0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0
⋮													
32	1	0	0	0	0	1	0	0		0	0	1	0
33	0	1	0	0	0	0	0	0		1	0	0	0

図-2 作業員配置のイメージ

まず、作業員数の割り当てを最小化する式 (勤務が 0 日になる作業員を確保する式) を目的関数とします。これを定式化すると、式(2)のようになります。

作業員数 $\sum_a f(a) \rightarrow \text{最小}$

$$f(a) = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{dt} x_{adt} > 0, \\ 0 & \text{if otherwise} \end{cases} \quad \dots (2)$$

x_{adt} は作業員割り当ての有無 (作業を割り当てない場合は 0、割り当てた場合は 1) で、 d は曜日 (0~6:7 日間) です。

更に、本事例を解く際には複数の制約条件が存在しますが、本稿では代表的な二つの制約条件について述べます。一つ目の制約条件として、作業員全体で 1 日にこなす必要のある作業量 (S^d) と、実際に作業員へ割り当てる作業量の差が最小化されることを加えます {式(3)}。

$$\min |S^d - \sum_{ta} s^a x_{adt}| \quad (d = 0,1, \dots, 6) \quad \dots (3)$$

s^a : 作業員のスキル

また、二つ目の制約条件として、各作業員が週に 2 日以上休みを取ること (5 日以下の勤務となること) を加えます {式(4)}。

$$\sum_{dt} x_{adt} \leq 5 \quad (a = 0,1,2, \dots, 33) \quad \dots (4)$$

(ステップ4) QUBO への変換

次に、式(2)~(4)をデジタルアニーラで解ける形式にするため QUBO に変換します {式(5)~(7)}。

まず式(3)は、1 日にこなす必要のある作業量 S^d と実際に割り当てる作業量に全く差がない場合に、最小値を取るよう変形します {式(5)}。

$$\sum_d (\sum_{ta} s^a x_{adt} - S^d)^2 \quad \dots (5)$$

次に、式(2)、(4)を QUBO に変換するためには、二つの補助変数 (y_{a0}, y_{a1}) を用いる必要があります。式(4)の QUBO への変換では、作業員が割り当てられている作業員の勤務日数が 0 日、または 2~5 日の際に最小値を取るようにします。ここでポイントになるのが、日数の範囲を与えられるように、補助変数を用いることです {式(6)}。

$$\alpha \sum_a (\sum_{dt} x_{adt} + 2y_{a0} + 5y_{a1} - 4)(\sum_{dt} x_{adt} + 2y_{a0} + 5y_{a1} - 5) \quad \dots (6)$$

y_{a0}, y_{a1} は補助変数 (0 または 1) で、 α は重み (1.0) です。

式(2)の QUBO への変換では、補助変数 y_{a1} が 1 となる場合 (勤務日数の割り当てが 0 の場合) に最小値を取るようにします (後述で説明) {式(7)}。

$$-\alpha \sum_a y_{a1} \quad \dots (7)$$

例として、1 番目の従業員の勤務日数について説明します。勤務日数が 0 のとき、 $y_{10}=0, y_{11}=1$ にすると式(6)は 0 になる。勤務日数が 2 または 3 のとき、 $y_{10}=1, y_{11}=0$ にすると式(6)は 0 になります。勤務日数が 4 または 5 のとき、 $y_{10}, y_{11}=0$ にすると式(6)は 0 になり、勤務日数が 1、6、7 のとき、式(6)は 0 よりも大きくなります。また、作業員 a の勤務日数が 0 のときに y_{a1} は 1 になるため、式 (7) は y_{a1} の合計を最大化することで、作業員数の最小化を表現しています。

QUBO は、各変数の値が 0 か 1 になることを考慮した数式を作成する必要があります。本事例では、作業員の勤務日数や割り当て人員の最小化の範囲を表現する際に、補助変数を使用しました。

(ステップ5) 最適解の算出

数式はクラウド上のデジタルアニーラサービスに JSON (JavaScript Object Notation) 形式で記述しジョブを登録します。デジタルアニーラサービスは高速に処理し計算結果を導出します。今回の事例では、これまで 34 名に割り当てていた作業を 29 名で対応可能

とする結果が得られました (図-3)。

制約条件を満足する人員割り当て作業の自動化と、作業量に合った人員配置ができました。

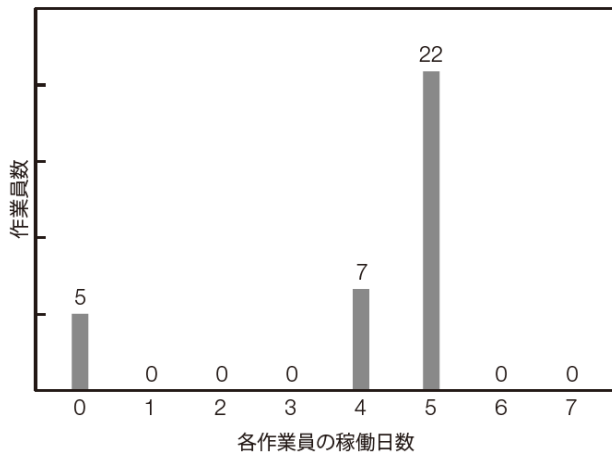


図-3 デジタルアニーラによる作業人員の割り当て結果

6 適用事例2：倉庫内の部品棚配置最適化

本章では、抽出した課題から組合せ最適化問題として解くことができる問題を抽出するステップ2の事例として、株式会社富士通 IT プロダクツの工場において部品を収納する棚の配置場所および棚のレイアウトを最適化する事例を紹介します。

本工場は多品種少量生産を行っています。製品の種類に関わらず、共通した部品を使用することが多いため、製品ごとに棚を設けていません。製品を製造する際には、必要な部品のある棚を順に巡って部品を収集します。しかし、効率的に収集するルートは作業者のノウハウであり、必ずしも最適ではありませんでした。また、どの棚にどの部品を配置するかはこれまで人が判断していたため、その検討に時間を費やしていました。そこで、本工場では、以下の二つの課題に取り組んでいます。

- (1) 作業者のノウハウに頼らず最適化された部品収集ルートの指示を与えたい。
- (2) 部品棚に対し最適な配置を容易に導き出した

以降では、このうち(2)の課題を組合せ最適化問題に落とし込む例を紹介します。

棚の配置を最適化する問題は、同時に収集する頻度の高い(相関が強い)部品を近くの棚に集め、同時に収集する頻度の低い(相関が弱い)部品を離れた棚に配置することで解決できます。これには、階層的クラスタリング[7]が適用できます(図-4)。

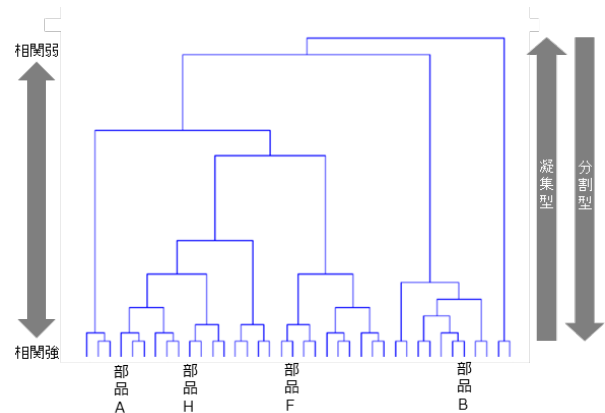


図-4 階層的クラスタリングのイメージ

階層的クラスタリングとは、データ同士の相関を可視化する手法です。階層的クラスタリングには、データが個別の小さなクラスタに分かれている状態から順次クラスタを併合し、クラスタの階層を生成する凝集型と、全体が一つのクラスタになった状態から始めて、再帰的に対象集合の分割を繰り返す分割型の二つの手法があります。この中で、組合せ最適化問題を解くことによって解決できる問題を抽出できる(デジタルアニーラで解きやすい)のは分割型手法です。

分割型手法に沿ったクラスタリングを行うには、部品同士を相関の強いものと弱いものに分割できる組合せ最適化の手法の一つである「最大カット問題」が適用できます。実際には、部品収集の際に使用している一定期間分の帳票のデータを活用して、重み付き無向グラフ(ノードとエッジにより構成されており、エッジに重みの付いているグラフ)を作成します。

部品をノードとし、同時収集の頻度の高さをエッジの重みとするグラフを考えます。グラフの最大カット問題とは、グラフを二つに分離したときに残ったエッジの重みを最大にすることであり、ここでは同時収集の頻度が高い部品の組をできるだけ残して、部品を二つにグループ分けすることになります(図-5)。グループ分けした部品は、更に二つに分離してグループ分けを行い、部品が最小単位になるまでグループ分けを繰り返します。

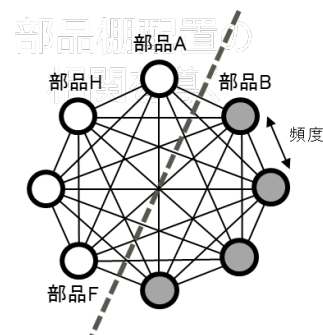


図-5 倉庫部品の相関イメージ

その結果、関連の強弱によってクラスタリングすることにより、最適化した部品の配置場所と棚のレイアウトを提案できました。実際に部品と棚のレイアウトの配置を変更した場合、作業者の1ヵ月あたりの移動距離を23.6%短縮（総移動距離が25,001mから19,080mに短縮）できるという検証結果が得られました。また、(2)の課題とは別に(1)の課題は作業ルート最適化も行っており、1ヵ月あたりの移動距離を更に21.7%短縮（総移動距離が19,080mから14,926mに短縮）という結果を得ました。

このように、組合せ最適化問題を解くことによって解決できる問題の抽出は、問題を順にモデル化・変形して既知の事例に当てはめていく考え方で実現できます。

7 まとめ

上述の事例の他にも、富士通はこれまでお客様とのPoC (Proof of Concept : 概念実証) などの実績から前述した五つのステップを実施するノウハウを蓄積してきました。デジタルアニーラは、組合せ最適化問題を高速に処理する「クラウドサービス」および、お客様のデジタルアニーラ活用を支援する「テクニカルコンサルティングサービス」として、Fujitsu Computing as a Service (CaaS)で提供しています[8]。CaaSは、富士通がこれまで培ってきたハイパフォーマンスコンピューティング、デジタルアニーラ、AIなどの高度最新技術のノウハウを集約し、それら技術とその活用ノウハウを組み合わせることが可能な新しいサービスです。

参考文献

- [1] R. Colwell : The Chip Design Game at the End of Moore's Law. Hot Chips 27, 2015.
- [2] 野澤哲生 : "量子コンピュータ"続々 役に立つのはどれか. 日経エレクトロニクス, Vol. 1188, p. 41-54 (2018).
- [3] S. Matsubara, M. Takatsu, T. Miyazawa, T. Shibasaki, Y. Watanabe, K. Takemoto, and H. Tamura: The 25th Asia and South Pacific Design Automation Conference, 667 (2020).
- [4] Digital Annealer.
<http://www.fujitsu.com/jp/digitalannealer/>
- [5] 富士通研究所 : 量子コンピュータを実用性で超える新アーキテクチャーを開発.
<http://pr.fujitsu.com/jp/news/2016/10/20-1.html>

- [6] 西森 秀稔ほか : 量子コンピュータが人工知能を加速する, 日経BP社, 2016-2017, p. 70-71.
- [7] 原田史子ほか : 線形代数学に基づくデータ分析法. 共立出版, 2016, p. 45-57
- [8] 富士通 : Fujitsu Computing as a Service (CaaS)
<https://www.fujitsu.com/jp/services/caas/>

量子インスパイアード最適化ソリューション SQBM+

～シミュレーテッド分岐マシンの進化と社会実装への取り組み～

岩崎 元一

東芝デジタルソリューションズ (株)

Quantum-inspired Optimization Solution SQBM+

Evolution of Simulated Bifurcation Machine and Challenges for its utilization

Motokazu Iwasaki

Toshiba Digital Solutions Corporation

論文概要

シミュレーテッド分岐マシンは東芝独自の量子コンピューターの研究から生まれた組合せ最適化問題を解くための技術である。(株) 東芝及び東芝デジタルソリューションズ (株) ではアルゴリズムの強化に取り組むとともに、量子インスパイアード最適化ソリューション SQBM+として事業化を進め、多様な形態による社会実装に取り組んでいる。

Keyword: Optimization Methods, Nonlinear Dynamical Systems, Parallel Processing

1. はじめに

東芝は 2019 年量子コンピューターの研究開発から派生した、組合せ最適化問題が可能なシミュレーテッド分岐マシン (Simulated Bifurcation Machine, SBM) を開発し、東芝デジタルソリューションズは、これを量子インスパイアード最適化ソリューション SQBM+として事業化している。

東芝及び東芝デジタルソリューションズでは、SBM の基礎となるアルゴリズムであるシミュレーテッド分岐アルゴリズム (SB アルゴリズム) の改良を続け、クラウドサービスを中心とするプラットフォームの提供を開始し、また応用に向けた取り組みを始めている。

本稿では、量子技術における SBM の位置づけ、SB アルゴリズムの進化、クラウドサービスや、リアルタイムシステムや計算創薬への適用など、新たな取り

組みについて述べる。

なお、本稿は、『東芝レビュー』(77 巻 6 号) 「特集：未来社会の変革を加速する量子技術への取り組み」におけるシミュレーテッド分岐マシン関連の論説をまとめたものである。個々のトピックスの詳細については、それぞれ関連する論説を参照いただければ幸いである。[1][2][3][4][5]

2. 量子技術と SBM

重ね合わせ状態、量子もつれ、量子干渉など、日常的な感覚や直感的理解と相いれない量子力学の特徴的な性質を活用して、新しい動作原理に基づく機能の実現を目指す量子技術が、近年注目されている。量子技術として、量子コンピューター、量子暗号通信、量子センシング、量子マテリアルの 4 つの分野で研究開発が行われ、これによる社会課題の解決が期待

されている。量子センシング、量子材料は、それぞれ量子コンピュータ、量子暗号通信を実現する要素技術としての役割も果たすものであり、量子コンピュータと量子暗号通信は量子インターネットの実現に不可欠な構成要素であるなど、これら4分野は相互にシナジーを発揮しながら加速的に発展していくと予想される。

これらの量子技術の中で最も社会的なインパクトが大きいと考えられるのが量子コンピュータである。量子コンピュータには、大きく分けて2つの方式がある。汎用性の高い用途を想定した「ゲート方式」と、組合せ最適化問題に特化した「イジングマシン方式」である(図1)。

ゲート方式では、古典コンピュータにおける「ビット」の代わりに「量子ビット」を情報の単位とし、「論理ゲート」の代わりである「量子ゲート」により、この量子ビットの状態を順々に変えていくことで、計算を行う。量子現象を応用して構成される量子ビットは、「0」と「1」だけで構成される古典コンピュータのビットとは異なり、「0」と「1」を同時に含んだような状態を持つことができる。量子ビットを複数個並べることにより、ゲート方式の量子コンピュータは、古典コンピュータに比べて多様な状態を内部に持つことができる。この状態をうまく操作することで、量子コンピュータは、古典コンピュータに比べて極めて高い並列性を持つことから、飛躍的な計算性能の向上が期待されている。

ゲート方式では、量子ゲートを適切に並べることで、さまざまなプログラムが可能となるため、この意味で「汎用的」とされている。ただし、多様な状態から有用な情報を高速に引き出すためには、アルゴリズムに工夫が必要である。ゲート方式のアルゴリズムとして、素因数分解に使える、暗号システムの危殆化(きたいか)につながるとされるショアのアルゴリズムが有名であるが、ゲート方式全体ではまだ有用とされるアルゴリズムが少ないのが現状である。

一方、イジング型は、量子断熱計算と呼ばれる量子ビットの一括操作で最適解の状態に導くものであり、代表的な計算機として、2011年、D-Wave Systems社から発売されたD-Wave Oneが挙げられる。

東芝グループは、Kerrパラメトリック発振器(KPO)の二つの発振状態の重ね合わせを量子ビットとする、イジング型の量子コンピュータである量子分岐マシンを提案した[6]。

SBMは、後述のように量子分岐マシンの動作を通

常の古典情報処理装置の並列実行で高速にシミュレーションできることが見いだされたことが発端になって発明されたものであり、イジング型の量子コンピュータと同様の問題を解くことができる。

量子力学的な効果を使った「本物の」量子コンピュータ(ハードウェア)は、実用的な規模で実現されるまでには、技術的な点から相当の時間がかかると考えられている。そのため、本格的な量子コンピュータ実現の前に、量子コンピュータのアプリケーションを試すことができるよう、量子コンピュータの動作をソフトウェアで模倣するシミュレータが提案されている。SBMはこうしたシミュレータの一種であり、「イジング型量子コンピュータのシミュレータ」と位置付けられる(図1)。

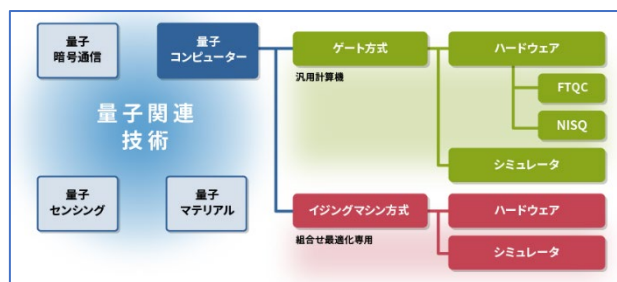


図1 さまざまな量子技術

3. SBアルゴリズム

量子分岐マシン及びSBMは、イジング問題と呼ばれる特定の組み合わせ最適化問題に特化したコンピュータ及びソフトウェアである。イジング問題とは、統計物理学で知られる磁性のモデルであるイジングモデルの、エネルギー最小状態を探索する問題である。その基本変数はスピンと呼ばれ、 ± 1 の2通りの値を取り、エネルギーはその2次関数で与えられる。スピンの数がN個あると状態の数は2のN乗通りもあり、Nが100を超えると全探索することは事実上不可能となる。実際、イジング問題は、NP(Non-Deterministic Polynomial)完全問題と呼ばれる、最も難しいクラスの組み合わせ最適化問題に属している[7]。しかし、多くの組み合わせ最適化問題がイジング問題に帰着するため[8]、イジングマシンは様々な社会課題解決に役立つと期待されている。

図2に、量子分岐マシンから最新のSBアルゴリズムまでの流れを示す。

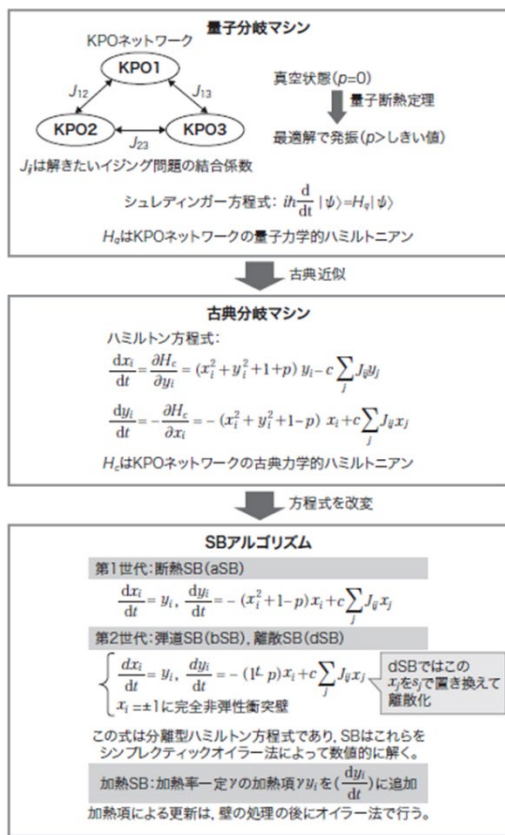


図2 SBMの発展

量子分岐マシンではスピんに KPO を対応させ、解きたいイジング問題の結合係数に依存して KPO を結合する。この KPO ネットワークのダイナミクスは量子力学的なハミルトニアンを用いたシュレディンガー方程式(量子力学の基本方程式)に従う。

古典分岐マシンは、量子分岐マシンの古典近似によって導かれるハミルトン方程式(古典力学の基本方程式)に従う。各 KPO の状態は位置 x_i と運動量 y_i によって記述され、 x_i の正負がスピン s_i に対応する。こうして得られる古典分岐マシンには、量子分岐マシンにおける量子断熱定理のような理論保証はないが、古典分岐マシンはイジング問題の高精度な近似解を獲得できることが経験的に示されている。古典分岐マシンの原理の厳密な数学的証明は未解決問題として残されている[10]。

量子分岐マシンを従来コンピューターでシミュレーションする(つまり、シュレディンガー方程式を数値的に解く)ことは非常に困難であるのに対し、古典分岐マシンのシミュレーションは従来コンピューターで効率的に行うことができる。したがって、大規模なイジング問題を従来コンピュ

ーターで解くことが可能となる。しかも、そのシミュレーションは、変数の同時更新が可能な連立常微分方程式の数値計算であり、並列計算により高速化できる。これは、逐次更新しか許さず、並列計算に適さない、シミュレーテッドアニーリング(SA: Simulated Annealing)と呼ばれるイジング問題の従来解法に比べて、優位な特長である。

古典分岐マシンの運動方程式はそのままでは複雑で高速なシミュレーションには適さない。そこで、運動量がゼロ付近を振動するという点に着目して運動量に比例する項を幾つか省略して計算量を減らした。更に運動量の時間微分が位置しか含まず、位置の時間微分が運動量しか含まない、いわゆる分離型のハミルトン方程式に改変することで、シンプレクティックオイラー法と呼ばれる安定でシンプルな数値解法を適用できるようにした。こうして得られたのが SB アルゴリズムである[10]。この第1世代 SB アルゴリズムは古典分岐マシンと同様、古典断熱定理に基づいているため、断熱 SB (aSB: adiabatic SB) と呼ぶ。

東芝と東芝デジタルソリューションズは 2021 年 2 月、二つの第2世代 SB アルゴリズムを発表した[11]。そのうちのひとつである弾道 SB (bSB: ballistic SB) では、aSB の 4 次のポテンシャル項を除き、その代わりに、 $x_i = \pm 1$ に完全非弾性衝突壁を設けた。これにより、壁に向かって突き進む弾道的な分岐現象が起こり、解への収束が高速化されただけでなく、 $x_i = \pm 1$ に厳密に収束することから、aSB に存在したアナログエラーを低減でき、解の精度が向上した[11]。もう一つの離散 SB (dSB: discrete SB) では、bSB の方程式中の問題依存項に含まれる x_j を s_j に置き換えることでアナログエラーを更に低減するとともに、この離散化によって生じるエネルギー保存則の破れに起因する疑似量子トンネル効果も起こり、解の精度が更に向上した[11]。

更に、ハミルトン系に温度を導入する能勢-フーバー法をヒントに、加熱項を bSB や dSB に導入して性能を向上させる加熱 SB を 2022 年 6 月に発表した[12]。

4. SBM の性能

図3に SBM の基本性能を示す。図3は、代表的なベンチマーク問題である K2000 と呼ばれる最

大カット問題（全結合の 2,000 スピンイジング問題と同値）に対する FPGA 実装 SBM の結果を表している。最適解の約 98 % の近似解に到達するまでの計算時間で比較した場合、2019 年に発表された第 1 世代の aSBM（aSB を用いる SBM。bSBM, dSBM も同様）は、2016 年に Science 誌で発表されたレーザーを用いたイジング問題専用機であるコヒーレントイジングマシン（CIM : Coherent Ising Machine）[13]よりも約 10 倍高速であった。また、2021 年に発表された第 2 世代の bSBM は、aSBM の 12 倍と更に高速であった。一方で、bSBM は K2000 の最適解（推定値）には到達できなかった。これに対し、もう一つの第 2 世代 SBM である dSBM は K2000 の最適解に到達することができ、dSB が高精度であることを実証した[10]。dSBM は最適解到達時間による比較において、CIM だけでなく量子アニーラーをも上回る結果を出している[10]。更に、加熱 SB によって更なる高速化の可能性も示されている[12]。

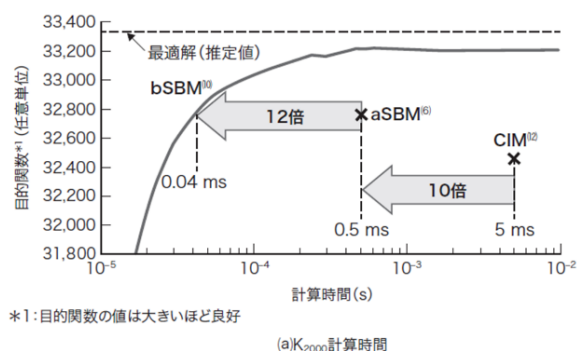
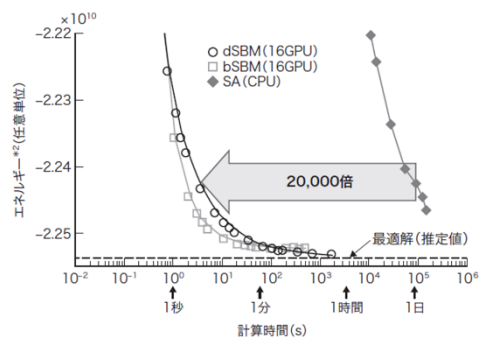


図 3 K2000 における性能改善

図 4 は、1%ランダム結合の 100 万スピンイジング問題に対する 16 GPU クラスター実装 SBM の結果を表している。CPU 実装 SA の約 2 万倍高速であり、dSBM は推定された最適解に、約 30 分ではば到達できた。

大規模問題を更に高速に解くために、SBM 専用の FPGA クラスタリング技術も開発している。また、8 台の FPGA をダブルリングの光ファイバリンクで結合し、問題サイズが大きくなっても計算効率が劣化しないというスケールアウト性を実証している[14]。



*2: エネルギーの値は小さいほど良好

(b) 1%ランダム結合の100万スピンイジング問題の計算時間

図 4 100 万スピンイジング問題の性能

5. SBM に基づく量子インスパイアード最適化ソリューション SQBM+のクラウドサービス

2022年3月、東芝デジタルソリューションズは、SB アルゴリズムに基づいて大規模な組み合わせ最適化問題を高速・高精度に解ける量子インスパイアード最適化ソリューション SQBM+™の提供を開始した。

2022年7月には、Microsoft 社の Azure Quantum のクラウドサービスとして、SQBM+™ Cloud on Azure Quantum をリリースした。SaaS（Software as a Service）サービスとしてツールやサンプルプログラムの利用が可能で、利用者の負担になっていた SQBM+™の固有パラメータの調整を不要にしたことで、すぐに使用できる（図 5）。

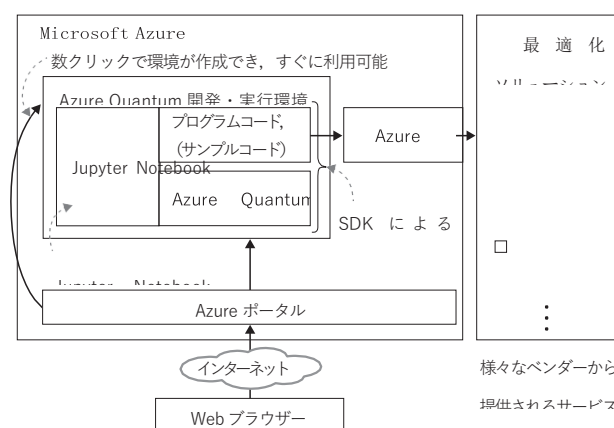


図 5 SQBM+™ Cloud on Azure Quantum

① Azure Quantum による利便性向上

クラウドサービスとして提供するにあたっては、より多くの幅広いユーザーが SQBM+™を評価で

きるように、クラウドサービス上の環境構築，更にはプログラミング環境やベンチマーク環境などの導入及び評価が容易になるような工夫を行っている。

- (1) ユーザーは、Azure のサブスクリプションを持っていれば、簡単にサービスを利用できる。サービスの利用はブラウザ内の操作で完結できる。
- (2) 量子関連技術や AI 技術の場で多用される Jupyter Notebook 環境と、そのサンプルコードがあらかじめ用意されている。これによって、事例を参考にしながらの最適化ソリューションを開発することができる。
- (3) Azure Quantum では、SQBM+™を含む、様々なプロバイダーの最適化サービスや量子コンピューターを利用することができる。Azure Quantum が提供するインターフェースは SDK (Software Development Kit) によって統一されており、各プロバイダーのサービスを単一のプログラムコードで比較評価できる。

② パラメーター自動調整機能

SQBM+™には、最適化問題の計算の性質を制御する固有パラメーターがある。高速に高精度な解を得るには、解くべき最適化問題に応じてこれらのパラメーターを調整する必要があるが、その調整方法には一定の規則がない。そのため、良いパラメーターを探すために何度も SQBM+™の計算を繰り返す試行錯誤が発生し、SQBM+™の高速・高精度な特長を損なってしまうことがあった。SQBM+™ Cloud on Azure Quantum では、ベイズ最適化手法を活用し、SQBM+™サービス内部で複数回の最適化計算を行いながら、より良いパラメーターを自動探索することで、解くべき最適化問題の入力データだけを SQBM+™に投入することで、パラメーター調整の試行錯誤なしに、最良解が得られるようになっている。

6. SB アルゴリズムによるリアルタイムシステム

SB アルゴリズムは、クラウドサービスだけでなく、次の理由からエッジシステム向けの組み込み型にも適していると考えられる。

① 決定論的応答時間

SBM のアルゴリズムは、シミュレーションの各ステップには乱数操作が含まれないいわゆる確定

論的計算になっており、かつ計算のステップ数は用途に応じて事前に決定できる。このため、運用の段階では 1 回の求解に必要な演算量は変動しない。また、専用回路で実装すれば、割り込み処理が発生しないようにできるため求解の時間を厳密に固定することができる。

② エッジシステムへの組み込み

SBM は、通常 (標準電源・室温動作) のデジタル回路上で動作するため、エッジシステムの中に組み込むことが可能である。このことにより、インターネット網の通信遅延を排除でき、た、SBM は、固定設置型システムだけでなく、移動体システムにも組み込むことができる。

③ 用途に合わせたインターフェース

リアルタイムシステムで状況の把握・応答の判断・実行を密に連動させるには、内部モジュールの相互接続インターフェースが重要となる。SBM を専用回路として組み込む場合、用途に応じた最適なインターフェース回路を設計・実装できる。特に、FPGA (Field Programmable Gate Array) など製造後に再構成可能な半導体処理チップを採用する場合、容易にインターフェースの最適化を行うことができる。

こうしたエッジシステム向けの組み込み型の応用への適合性を踏まえて、東芝と東芝デジタルソリューションズでは自立制御移動体システムやハイブリッドシステムなどの技術実証に取り組んでいる。

① 自律制御移動体システム

自立制御移動体システムへの応用を目指し、動画像における多体物体追跡をモチーフにして、自律制御機構のモジュールとして組み込み型 SBM を適用可能であることを実証している (図 6) [16]。

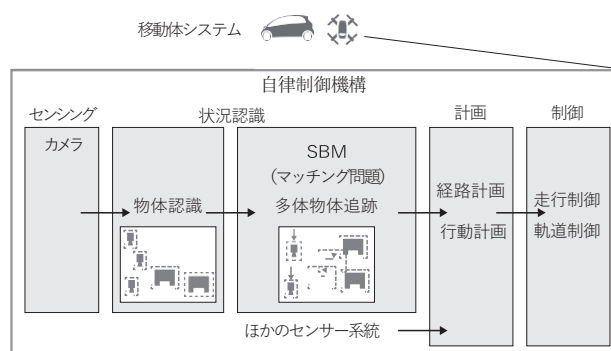


図 6 自律制御移動体システム

多体物体追跡は、画像中の物体の認識と画像フ

フレーム間の物体の対応付けによって実現できる。画像フレーム間の物体の対応付けは、フレーム間での物体の重なり量を指標とする組み合わせ最適化（2部グラフ最大マッチング）として定式化できる[16]。実証機の組み込み型SBM（2,048スピンサイズ）は、1フレームごとに現フレームと過去フレームとのマッチング問題を解いている。前連続する画像情報からイジング形式の問題を生成する前段部、SBM、物体識別子付きの動画を生成する後段部の三つを含む実証システムで、毎秒30フレーム以上のスループットを実測している。

② ハイブリッドシステム

組み込み型SBMの低遅延特性を生かして、不均一分布クラスタリングをモチーフに、汎用プロセッサとSBMによるハイブリッドシステムを構築できることを実証している[17]。不均一分布クラスタリングとは、グループごとに要素数が大幅に異なるクラスタリング問題である。不均一分布クラスタリングは、イジング形式（2次コスト関数）よりも複雑なコスト関数（分数コスト関数）を持つ組み合わせ最適化として表現できる。実証したハイブリッドシステムでは、この問題をイジング問題の求解とそれ以外の処理の繰り返しによって解いている（図7）[17]。イジング問題の求解とそれ以外の処理は、それぞれイジングマシンと汎用プロセッサで実行する。両者を繰り返し実行する必要があるため、両者間の通信オーバーヘッドが問題になり得るが、組み込み型SBMの通信オーバーヘッドは、計算時間と比較して小さく、不均一分布クラスタリングの求解時間全体を短縮できた[17]。

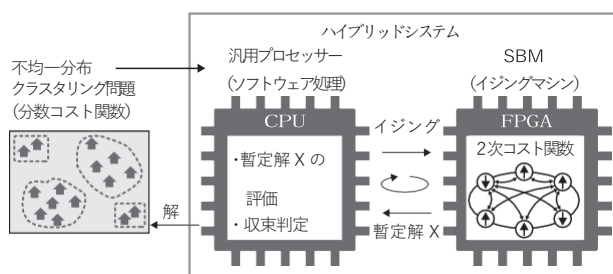


図7 ハイブリッドシステム

7. 計算創薬への適用の取り組み

量子コンピューターの有望な適用分野の一つとして、創薬がある。新薬が市場に投入されるまで

に行われる、基礎研究から、非臨床試験、臨床試験、承認・販売までのプロセスを効率的に進めるために、IT（情報技術）による支援が求められている。量子コンピューターは、HPCやAIなどの既存のITの手法と組み合わせることで、創薬の革新可能にすることを期待されている。量子コンピューターは、本格的に使われるようになる2035年から2050年の間に、創薬の分野で400～800億ドルの付加価値を生むと見積もられている。量子コンピューターの応用としては、現在、量子化学シミュレーションや、分子の安定性予測などが考えられており、創薬候補の選択や、有害作用の特定、個別化医療などへの応用が期待される。

SQBM+では、創薬スタートアップ企業である（株）Revorfとともにアロステリック創薬の応用に取り組んでいる。アロステリック創薬とは、タンパク質の活性部位ではない領域による機能調節（アロステリック制御）を利用した創薬であり、標的タンパク質に特異的に作用する薬剤を創出することが可能であり、活性部位の構造から創薬の対象として適さないとされていたタンパク質を、創薬の対象の候補として見いだせることが特長である。

一方で、アロステリック制御部位の同定には膨大な数のin vitro（試験管内）実験が必要であり、これを計算によって代替する手法の確立がアロステリック創薬の課題となっていた。アロステリック制御部位を計算で同定する既存手法としては、分子動力学法[18]や、タンパク質の3次元構造をネットワークモデルとして表現し予測する手法[19]などがあるが、前者は計算コストが非常に大きく、後者は予測精度が不十分であった。

SQBM+™では、アロステリック制御予測を組合せ最適化問題に帰着させ、高精度にアロステリック制御を予測する手法を開発した（図8）。その手順は次のとおりである。

- ①タンパク質の立体構造からアミノ酸残基間の相互作用を反映したグラフを構築する。アロステリック制御は、アロステリック制御部位に対する入力シグナルの活性部位への伝達としてモデル化し、その伝達経路（アロステリック経路）を予測する。
- ②アロステリック経路の可能性を示す関数を定義し、これを最大化する組み合わせ最適化問題を設計する。
- ③組み合わせ最適化問題をSQBM+™で解き、その結果からアロステリック制御に影響を与えるア

ミノ酸残基を予測する。

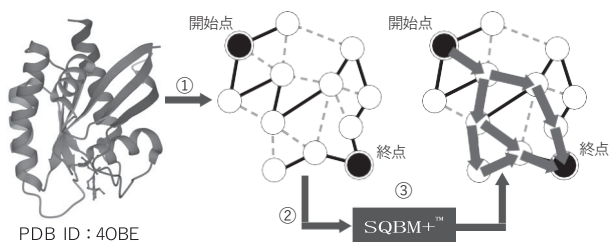


図 8 アロステリック制御予測

この手法を用いてアロステリック制御を予測した一例として、細胞のがん化に大きく関与するタンパク質である KRAS の結果を示す (図 9)。KRAS は I36 残基を中心とした活性部位でエフェクター分子と反応し、細胞増殖などのシグナルを伝達する。この反応は V14 残基を中心とした領域によりアロステリック制御されているが、野生型 KRAS の G12 残基がシステインに変異すると (G12C 変異), このアロステリック制御に変化が生じ、細胞のがん化を引き起こすことが実験的に知られている[20]。図 9 では G12C 変異によって変異残基 (C12) を通る新しいアロステリック経路 (図中太線) が検出されており、上述した既知のアロステリック制御の変化と矛盾しない予測結果が導出された。

ほかにも、複数のタンパク質に対して同様の予測を行い、この手法の有用性を確認した。

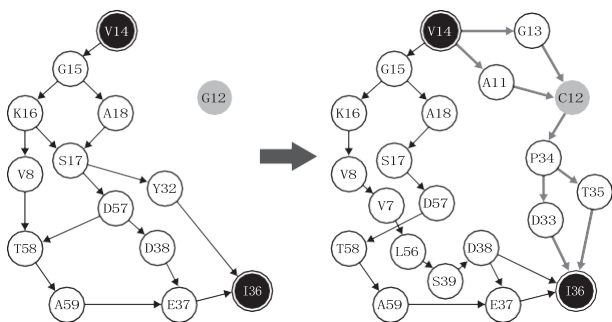


図 9 KRAS に対する計算結果

8. むすび

量子計算を実現する物理現象への洞察から生まれた SBM は、量子計算機ではなく既存の計算機で、大規模かつ高速な計算を可能にする。これを事業化した SQBM+によって、今まであきらめていた問題を今解くことができるようにし、本格的

な量子コンピューター登場を待たずにさまざまな産業のイノベーションに貢献したいと考えている。

参考文献

- [1] 平岡 俊郎, ほか. 「[トレンド]最先端量子技術」, 東芝レビュー77 巻 6 号.2022,p.4-8.
- [2] 後藤隼人. 「インスパイアードアルゴリズムを用いて最適化問題を高速に解くことが可能なシミュレーテッド分岐マシン」, 東芝レビュー 77 巻 6 号.2022,p.29-32.
- [3] 高島和輝, ほか 「インスパイアード最適化ソリューション SQBM+の計算創薬への適用」, 東芝レビュー77 巻 6 号.2022,p.33-34.
- [4] 泉泰一郎, ほか 「インスパイアード最適化ソリューション SQBM+TM のクラウドサービス SQBM+ TM Cloud on Azure Quantum」, 東芝レビュー77 巻 6 号.2022,p.35-36.
- [5] 辰村光介, ほか. 「シミュレーテッド分岐マシンによって合理的な判断を行うリアルタイムシステム」, 東芝レビュー 77 巻 6 号.2022, ,p.37-40.
- [6] Goto, H.: Bifurcation-based adiabatic quantum computation with a nonlinear oscillator network, *Sci. Rep.* 6, 21686 (2016).
- [7] Barahona, F. On the computational complexity of Ising spin glass models. *Journal of Physics A: Mathematical and General.* 1982, 15, 10, 3241.
- [8] Lucas, A. Ising formulations of many NP problems. *Frontiers in Physics.* 2014, 2, 5. <<https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fphy.2014.00005/full>>, (accessed 2022-08-08)
- [9] Goto, H. Quantum Computation Based on Quantum Adiabatic Bifurcations of Kerr-Nonlinear Parametric Oscillators. *J. Phys. Soc. Jpn.* 2019, 88, 061015.
- [10] Goto, H. et al. Combinatorial optimization by simulating adiabatic bifurcations in nonlinear Hamiltonian systems. *Science Advances.* 2019, 5, eaav2372.
- [11] Goto, H. et al. High-performance combinatorial optimization based on classical mechanics. *Science Advances.* 2021, 7, eabe7953.

- [12] Kanao, T.; Goto, H. Simulated bifurcation assisted by thermal fluctuation. *Communications Physics*. 2022, 5, 153.
- [13] Inagaki, T. et al. A coherent Ising machine for 2000-node optimization problems. *Science*. 2016, 354, 603.
- [14] Tatsumura, K. et al. Scaling out Ising machines using a multi-chip architecture for simulated bifurcation. *Nature Electronics*. 2021, 4, p.208-217.
- [15] Tatsumura, K. et al. "A Currency Arbitrage Machine Based on the Simulated Bifurcation Algorithm for Ultrafast Detection of Optimal Opportunity". 2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Virtual Conference, 2020-10, IEEE. 2020, p.3281-3285.
- [16] 濱川洋平, ほか. “疑似量子計算シミュレータッド分岐アルゴリズムによるリアルタイム組合せ最適化システム”. マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO 2022) シンポジウム論文集. オンライン, 2022-07, 情報処理学会. 2022, p.1725-1732.
- [17] Matsumoto, N. et al. Distance-based clustering using QUBO formulations. *Scientific Reports*. 2022, 12, 2669.
- [18] Goncarenco, A. et al. SPACER: server for predicting allosteric communication and effects of regulation. *Nucleic Acids Research*. 2013, 41, p.266-272.
- [19] Wang, J. et al. Mapping allosteric communications within individual proteins. *Nature Communications*. 2020, 11, p.1-13.
- [20] Santos, E. et al. Malignant activation of a K-ras oncogene in lung carcinoma but not in normal tissue of the same patient. *Science*. 1984, 223, p.661-664.
- [21] Goto, H., Tatsumura, K. and Dixon, A. R.: Combinatorial optimization by simulating adiabatic bifurcations in nonlinear Hamiltonian systems, *Science Advances*, 5, eaav2372 (2019).

CMOS アニーリングによる新しい価値創造と その普及を促進する Annealing Cloud Web

山岡雅直 山本佳生 真下まゆ美
株式会社 日立製作所 研究開発グループ

New Value Creation with CMOS Annealing and Annealing Cloud Web to Promote its Spread

Masanao Yamaoka Kasho Yamamoto Mayumi Mashimo
Research & Development Group, Hitachi, Ltd

便利で豊かな暮らしや経済と産業の発展といった新しい価値創造に向けて、最適化技術が様々な分野で活用されている。組合せ最適化処理を高速化する次世代の技術として、様々なアニーリングマシンが発表され、盛んに研究開発が行われており、日立では CMOS アニーリング技術の実適用を開始している。また、新しい技術であるアニーリングマシンをユーザの価値創造に活用するためには、その使いどころと使い方を知るとともに、ユーザの身近に潜在している最適化問題を解決する手段の一つとして認知度を高める必要がある。こういった目的で、Annealing Cloud Web (ACW) という Web サービスを 2018 年に開始した。本稿では、CMOS アニーリングの実用化状況を紹介するとともに、ACW のアプローチについて詳しく述べながら、アニーリングマシンのユーザを増やす取組みについて紹介する。

Keyword: 最適化処理, 組合せ最適化問題, アニーリングマシン, イジングモデル

1 はじめに

ITxOTx プロダクトで SDGs などの世の中の社会課題を解くことを日立では社会イノベーションと呼んでいる。この IT 技術としては、ビッグデータを使ったクラウドサービスが高度に発達している。また、IT と OT またはプロダクトをつなぐ技術として、エッジデバイスを含む IoT システムの高度化が期待されており、今後、ますます IoT 技術の高度化が進むと考えられている。

社会イノベーションにおいて、IT を含む IoT 技術に期待されている計算処理の 1 つが最適化処理であ

る。最適化処理は世の中のあらゆる分野で使われている。例えば、金融では膨大なデータをもとに経営や投資などの判断を行う際に最適化処理が用いられている。交通システムにおいても、人や車を円滑に動かすために最適化処理が用いられている。また、物流や製造の分野では人の代わりに情報を整理して判断、行動するような自律判断ロボットの高度化が求められておりその実現にも最適化処理は大きく寄与している。このように、IoT を使って世の中をより便利で快適にしていくには、膨大なデータを用いて、短時間に最適な判断を選択するために、最適化処理

が必要である。

この最適化処理を実行するには、関係式(コスト関数)を最大化、または最小化し、判断するためのパラメータを決めることになる。そのために解く必要があるのが組合せ最適化問題と呼ばれる問題であるが、大規模な組合せ最適化問題を従来のコンピューティング技術で厳密に解くことは困難であるとされている。組合せ最適化問題とは、離散的なパラメータの最も良い組合せを見つける問題である。この組合せ最適化問題を高速に解く技術として期待されているのが、アニーリングマシンと呼ばれる技術である。

量子の重ね合わせ効果により二値変数を表現してイジングモデル(図 1)を再現する方法を取っているのが量子アニーリングマシンであり、D-Wave が最初に商用化した。日立製作所はその後量子ではなく半導体メモリとデジタル回路を活用して最適解を導く CMOS アニーリングマシンを開発した¹⁾。本稿ではこの CMOS アニーリングの現在の開発状況について説明する。

また、アニーリングマシンを実際に活用するためには、実際に課題を持ったユーザと協創する取り組みが必要とされている。これは、この新技術を世の中に広く普及させるためには、アニーリングマシンの活用に必要な数式に関する知識とユーザが持つ実際の課題を結び付ける知識が必要であるためである。これまで、アニーリングマシンを活用するのに必要な数学的な理論について一般的に理解を促すため、新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託を受けて 2018 年より Annealing Cloud Web²⁾ というウェブサイト無料で一般公開し、アニーリングマシンを理解するためのコンテンツを中心に提供してきた。本稿では、Annealing Cloud Web のアプローチと、さらにアニーリングマシンを普及させるための課題と取り組みを紹介する。

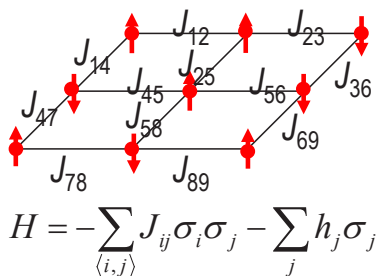


図 1 イジングモデルとコスト関数

2 アニーリングマシンの概要

2-1 アニーリングマシンの基礎理論

アニーリングというのは焼き鈍しのことであり自然現象の一種である。アニーリングマシンでは、汎用的に組合せ最適化問題に対応するために、イジングモデルを活用している。イジングモデルとは、物理学の一分野である「統計力学」におけるもっともシンプルなモデルであり、+1 と -1 の 2 値のいずれかを取るスピント、そのスピン間の相互作用によって成り立つモデル(模型)である。このイジングモデルのエネルギーを最小化する動きにより解を求めるのがアニーリングマシンである。アニーリングマシンによって組合せ最適化問題を解く場合には、組み合わせる要素が二値変数で表され、イジングモデルのエネルギーが最も小さくなる組合せが最適解となるように定式化する必要がある。CMOS アニーリングなどの古典技術を用いたアニーリングマシンでは、コンピュータ上にアニーリング動作を再現して組合せ最適化問題を解くシミュレーテッドアニーリングというアルゴリズムの考え方を導入し、そこでは温度というパラメータを下げ、イジングモデルの基底状態を探索する。

2-2 アニーリングマシンによる課題解決フロー

アニーリングマシンを用いて課題解決する際には、図 2 に示すフローを実行することになる。

まず最初に顧客の実際の課題の要件定義を行う。要件定義は、顧客の実際の課題を言語化するフェーズである。顧客のもつ課題を、アニーリングマシンで解くには、その要件をもれなく考慮し、数式に落とし込む必要がある。その要件には、何を最適化するのかに加えて、どういった制約条件があるかが含まれる。この要件定義のフェーズでは、顧客の要望



図 2 アニーリングマシンの実行フロー

を聞きだして定義していくことになる。

要件定義の次には、定義した要件を数式に落とし定式化のフェーズとなる。さまざまな要件から最適化問題としてのコスト関数を作成する。この関数が離散で二次の数式になっていれば、アニーリングに適した問題になっていると言える。アニーリングマシンで問題を解くには、このコスト関数をイジングモデル(あるいは QUBO(Quadratic Unconstrained Binary Optimization: 2次制約無2値最適化))と呼ばれる形の数式に変換する。これによって、課題をアニーリングマシンで実行することが可能となる。

次は、この数式を用いて、入力データを作成するフェーズとなる。実際の最適化したいデータを実際の最適化したいデータを実際の最適化したいデータを QUBO の式に入れ込み、QUBO の各係数を計算することでアニーリングマシンへの入力データを作ることが出来る。

アニーリングマシンでは、通常、何度もアニーリング処理を行って解精度を高める。得られた解に対しては、その精度がどの程度なのかを検証する。確率的手法であるため、得られた解が厳密な最適解であるという保証はない。肝心なのは、どの程度まで最適解に近付いているかである。かけ離れすぎていては解いた意味がない。このように、アニーリングマシンの処理時間そのものはわずかな時間だが、前処理や後処理も重要であり、得られた解を検証することが実際の顧客価値につながる。

3 CMOS アニーリングの概要と開発状況

日立では、半導体を用いたアニーリングマシンの実装として、CMOS アニーリング技術の開発を行っている。本稿では、その概要と開発状況を説明する。

3-1 CMOS アニーリングとは

CMOS アニーリングとは、アニーリングマシンの機能を半導体を用いて実装する技術である。CMOS アニーリングは、大きく分類すると2つのタイプに大別される。半導体 CMOS プロセスで実装された ASIC 型の CMOS アニーリングマシン(以下、ASIC 版)¹⁾と、GPU 上のアルゴリズムでアニーリング処理を実現している Momentum Annealing 版 CMOS アニーリング(以下、MA 版)³⁾である。

ASIC 版 CMOS アニーリングマシンが疎結合のイジングモデルに対応しているのに対し、MA 版は全結合のイジングモデルを入力して最適化処理することができる。膨大な要素の組合せを表現できるため、金融ポートフォリオやシフト作成の最適化問題を処

理する上でよい成果が得られており、実務での利用段階に入っている⁴⁾⁵⁾。

3-2 実務における適用事例

現在、CMOS アニーリングをいくつかのアプリケーションに適用している。損害保険の保険引き受け業務への適用はその1例である。再保険とは、大災害が起こった際に補償できなくなるリスクを抑えるための仕組みで、保険を持ち合う制度である。再保険の銘柄が増えた場合には、その組合せが膨大となるため、最適な組合せを計算するには、計算時間が年単位でかかる場合があった。ここに CMOS アニーリングを用いることで数日で最適化計算を行うことが可能となる⁴⁾。

また、コールセンターなどのスタッフの勤務シフトの作成でも有効に活用することが可能となる。大規模なコールセンターのスタッフの勤務シフト作成において、これまで手作業で11時間かかっていたのに対し最適化計算前後の事務処理を含めて所要時間を5時間以上短縮することができた⁵⁾。

3-3 CMOS アニーリングのクラウドサービス

これら、顧客協創を積み重ね、2022年10月に CMOS アニーリングを用いてさまざまなアプリケーションを提供するクラウドサービスをリリースした。アニーリングマシンは、有効に使うためにはまだまだ特殊な技術が必要な状況であり、マシンのみを提供しても、実際に世の中に価値を生み出すには時間がかかると考えられる。そこで、CMOS アニーリングのクラウドサービスでは、あらゆる業種において、業務にスムーズに提供するためのアプリケーション群をクラウド環境で提供し、ユーザ価値を生むための仕組みを提供している(図3)⁶⁾。

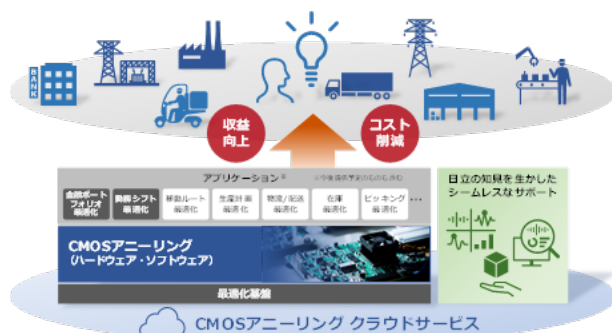


図3 CMOS アニーリングクラウドサービス



図 4 2.25Mbits CMOS アニーリングマシン

3-4 2.25Mbit 大規模 CMOS アニーリングシステム

ASIC 版の CMOS アニーリングは、年々その規模を拡大している。現在では、16k スピンが搭載された CMOS アニーリングチップが 9 枚搭載された CMOS アニーリングボードをさらに 16 枚接続して 1 つの CMOS アニーリングマシンとして動作させ、2.25Mスピンのマシンを実現している(図 4)。ASIC 版では、イジングモデルのスピンを直接半導体回路上に再現していることと、複数チップを接続することにより大規模化を実現している。ASIC 版は、いわゆる疎結合のマシン構成となっており、適用する課題も疎結合の場合に性能を発揮することが出来る。たとえば、交通渋滞を解消するための信号制御のアプリケーションが最適な事例と言える。ここでは、物理的な道路ネットワークを疎結合のイジングモデルにそのまま割り当てて問題を解く。この例は、豊田中央研究所および東大の共著論文⁷⁾によるもので、ASIC 版 CMOS アニーリングマシンで実行することが可能となっている。後述する Annealing Cloud Web にて、デモ及び実行コードが公開されている(5-2.6 参照)。

3-5 2 種類の CMOS アニーリングの活用

2 種類の CMOS アニーリングを比較すると、MA 版は全結合の問題を解くことが出来るため、実際のアプリケーションを実行しやすい構成となっており、先行して実用化が進んでいる。先に挙げた事例はいずれもコスト関数が表す対象が物ではなく抽象的概念のため全結合の CMOS アニーリングを適用している。これに対し、ASIC 版では交通信号の制御などの道路網という実体のある物をコスト関数で表して最適化している。

解ける問題の種類以外の観点で 2 つの実装の差異を挙げるなら、ASIC 版は半導体でスピン間相互作用の情報を持ち最適化処理が高速で省エネルギーな上に、チップ同士を接続していくらでも拡張できる

という特長がある。

これら 2 つのアニーリングマシンは実装も用途も違えど、どちらか一方だけでは研究開発が先に進むことはなかった。ASIC 版が先に実装され、その後開発された MA 版が実用化では先手を打っている。今度は MA 版の顧客協創を通じて得られた知識と経験が、ASIC 版をさらに成熟した技術へと昇華させることになるだろう。

4 アニーリングマシンによるユーザ価値の創造とそれに向けた課題

アニーリングマシンが発表されて 10 年がたち、さらに研究開発が活発となっている。金融ポートフォリオやシフト作成以外にもさまざまな分野のアプリケーションが適用先として研究されているが「この問題はアニーリングマシンで速く解けるだろう」と想起した人が誰でもアニーリングマシンをすぐ使ってみるという時代になったかということ、まだそこには到達していない。本章では、さらなるアニーリングマシンの普及に向けてどのような課題があるかを述べる。

4-1 最適化フローの理解

2-2 で説明したとおり、アニーリングマシンを用いた最適化処理は特別な手順が必要である。数理最適化を専門的に学んできた人であれば、最適化フローを自然と想像することができるかもしれない。しかし、そうではない人、例えば従来のコンピュータのプログラマがアニーリングマシンを使おうとした場合には、要件定義や定式化のプロセスを何度も繰り返す必要があることを知る必要がある。また、アニーリングマシンを実行して解を得た場合にも、導出した解が論理に沿ったものであるか、実際の課題に対する解としてどの程度信頼できるものかは、仮説と様々な知見をもとに評価を行う必要がある。冒頭でも述べたように、必ずしも厳密な最適化(大域最適解)が求まるわけではないためである。そこで、現在は実際の業務において Proof of Concept (PoC) も盛んに行われているが、まだまだ研究機関やアカデミアにおいて机上の実験が繰り返行われている最中でもある。既存のアルゴリズムやコンピューティングによって導き出した解と、精度や速度で比較を行っている状況であると言える。

このようにアニーリングマシンで、実際にユーザの価値を創出するためには、こういったアニーリングマシンを使うためのフローを理解するとともに、

さらには実際に使い出てきた解が本当に価値があるかを検証する必要がある。この部分がアニーリングマシンが今後普及するかどうかの鍵を握っていると言える。

4-2 制約の表現

最適化問題では、制約と呼ばれる満たさないといけない条件が色々と存在する。要件定義の段階では、ユーザが必要とする制約を明確化する必要がある。アニーリングマシンを使う為には、制約を最適化できる形に表現していく必要がある。実際には、QUBO(イジングモデル)の形で表現し、その項のエネルギーが最小になれば、その制約を満たしたことになるように定式化を実施していくことになる。

最新のアニーリングマシンでは、アニーリングのプロセスとは別に制約条件を満たすような仕組みを取り入れて、ユーザが使いやすくする仕組みも存在する。

この制約に関しては、最初の要件定義では定義しきれないことも多く、ユーザとの密な議論を行ったり、PoCを何度も繰り返して結果を検証したりすることで確定させていくことも必要となる。

4-3 問題に応じた最適化ソルバーの選択

最適化問題と一言で言っても、実際には様々な種類があり、その問題の特性に応じて効果の高いソルバーを選定しなくてはならない。

昨今、アニーリングマシンが普及し、実用化が進んでいるが、これは数理最適化という分野の一部の問題を加速することが可能になったと言える。

先に述べたように、離散で2次の項をもつコスト関数で表現する課題であればアニーリングマシンで効果的に解くことができ、そうでない課題であればほかの解法でも効率的に解けることがある問題であると判断される。つまり、要件定義および定式化の段階で、顧客の課題にふさわしい解法が何であるかを見極めることが重要な1つのタスクといえる。また、同時に最も難易度の高いタスクでもある。

また、最適化問題の分類を意識することなくコンピュータに判定機能を持たせて誰もがシームレスに最適化問題を解くことができるような研究も進められている。しかし、この分野の基礎知識を習得したうえでアニーリングマシンを使う人を増やすことは、アニーリングマシンの普及加速には必須であると考えられる。

5 アニーリング技術の普及を促進する Annealing Cloud Web

Annealing Cloud Web (以下、ACW)はNEDOの委託を受けて、CMOSアニーリングマシンの研究成果を一般に公開し、アニーリングマシンの普及に寄与するために2018年に設置したウェブサイトである。当初は、NEDOプロジェクトの成果であるASIC版CMOSアニーリングマシンを世の中に広く紹介する役割を果たしていた。アニーリングマシンを広く知ってもらうことで、アニーリングマシンを普及させるという大目標は当初から変わっていないが、開設4年目となった2021年からはよりユーザ向けの教育的な意味合いを強めている。本章では、ACWによってユーザ層の拡大及びその教育を進めている内容について詳細に述べる。

5-1 Annealing Cloud Web の役割

開設当初より、アニーリングマシンとは何かについて基礎的な解説を行う他、アニーリングマシンにアクセスして最適化処理を行うデモアプリを操作できる。また、メールアドレスを送信してトークンを発行することでWeb-API(Application Programming Interface)を使用してWeb経由でCMOSアニーリングマシンを使う機能が提供されている。2021年以降はユーザー教育の観点において工夫を凝らし、アニーリングマシンの普及のハードルとなっている原因にある程度フォーカスした上で、前の章でも触れた本当の意味での一般普及を促すためのコンテンツを盛り込んでいる。

5-2 Annealing Cloud Web のコンテンツ

5-2.1 ドキュメント：基礎知識

ACWでは基礎知識には、アニーリングマシンが処理する組合せ最適化問題について、また、CMOSアニーリングマシンがどのような技術によるコンピュータなのか、そして、イジングモデルについて基礎的な解説を掲載している。まず、アニーリングマシンを学びたい人が最初にアクセスすべきコンテンツである。ここにある「組合せ最適化問題とは」というページは、アクセスも非常に多く、Googleで検索すると最初にヒットされて表示される(2023/01/13現在)。

5-2.2 ドキュメント：アニーリングマシンのための数学

このコンテンツは、2021年度に実施したユーザ



図5 アニーリングマシンのための数学

アンケートを元に検討し追加したコンテンツである(図5)。アンケート調査では、ある程度現実的な課題を解いた経験のある技術者であっても「アニーリングマシンの使いどころを知りたい」という声が多いことがわかった。アニーリングマシンの使いどころというのはつまり、最適化問題の分類にかかわる数式の中身によって判断すべき事項である。実用レベルの普及のため、我々は「アニーリングマシンを使える環境」と「数理最適化の知識」とを初めて手にすることになるユーザー層を想定し、組合せ最適化問題の性質について初学者でも理解できるように、できるだけわかりやすく解説している。

5-2.3 ドキュメント：ユースケース

アニーリングマシンの活用事例⁴⁾⁵⁾を取り上げて、アニーリングマシンを適用することでどのような課題を解決し、どのような効果を得られたのか、また、同時に、どのような社会課題にアニーリングマシンが適用できるのかについて理解を促す。

基礎知識や数学的解説などの解説だけでは実際に使用されるイメージがわからないことも多いと考えられるが、活用の事例を示すことでユーザを惹きつける。

5-2.4 ドキュメント：コラム

コラムは、実際に著者を含む研究者がユーザとの会話、または要件定義や定式化の試行錯誤において直面することの多い疑問や誤解、あるいは苦労話といった内容を随時更新しているものである。

ユースケースが活用の事例であるのに対し、コラムは研究者の試行錯誤の事例であるともいえる。基礎的、学術的な解説とは異なるアプローチで、研究開発の現場ならではのトピックを素材として疑似体験的な学びを促す効果があると考えている。



図6 画像ノイズ除去デモ

5-2.5 易しく学ぶ最適化フロー

ユーザアンケートの結果をもとに、2022年度に追加した最新コンテンツの1つである。最適化処理のフローは、これまでのコンピューティングにおけるアプリケーション開発と異なった点が多い。それは、アニーリングマシンの最適化処理は、イジングモデル(QUBO)の定式化をユーザの要件に合わせて作成することがほぼすべてであるという性質による。このドキュメントでは4-1節でも取り上げた最適化フローに沿って、それぞれの段階で具体的に何をすればアニーリングマシンを使えるようになるかを、簡単な例題を取り上げながら解説している。実行フェーズについては解説のみならずユーザがデスクトップ上で簡単なプログラミングとACWのWeb-APIを用いることによって実際に実行することができるため、単なるイメージのみならず使い方まで理解することが可能である。

5-2.6 アプリケーションのデモ

誰もがCMOSアニーリングマシンによる最適化処理の様子を見ることが出来るデモアプリである。現在、「画像のノイズ除去」(図6)と「ネットワーク堅牢性最適化」という2つのデモアプリを公開している。ユーザはメールの登録もすることなく、実行ボタンを押すだけでサーバに接続された実物のCMOSアニーリングマシンにより最適化処理がなされる。

さらに、2022年にデモアプリを追加した。こちらは単に見せるだけのものではなく、最適化フローに沿って実用的なアプリを構築しCMOSアニーリングマシンを使った最適化処理までを学ぶことができる演習型学習コンテンツとなっている。アプリは、「信号制御による交通渋滞解消」を題材としている(3-4参照)。

5-2.7 イジングエディタ

イジングエディタ(図 7)は、アニーリングマシンの動作原理であるイジングモデルが、アニーリングマシンを動作させたときにどのように動いているかを視覚的に理解することができるインタラクティブなコンテンツであり、ACW 開設初期から公開している(図 7)。ASIC 版 CMOS アニーリングマシンは、半導体素子でイジングモデルを模擬的に実装しているため、格子状のネットワーク構造を持つイジングモデル(King's Graph)を採用している。King's Graph は 1 つのスピンの周囲の 8 つのスピンの結合している。よって、さらに密な結合を要する問題をそのまま入力することができないが、King's Graph のイジングモデルは、視覚的にわかりやすくアーキテクチャをイメージで理解するのに都合がよい。

イジングエディタでは、スピンへの外部磁場係数および、スピン間相互作用係数をクリックで入力しボタンを押すだけでアニーリング動作を実行でき、実行後のイジングモデルのスピンの状態を上下の矢印の表示で示す。まさに ASIC 版 CMOS アニーリングマシンの仕組みを視覚的に表現したものである。

5-2.8 Web-API

利用約款に同意の上メールアドレスを入力することで Web-API でアニーリングマシンにアクセスするトークンが取得でき、JSON 形式でイジングモデルとして表現された情報を CMOS アニーリングマシンに問題として入力し、アニーリングマシンを実際に使うことができる。

従来は、具体的なアプリ実装例などは示しておらず、操作用のリファレンスのみを提供していたが、前述した信号制御による交通渋滞解消のデモアプリをユーザ自らが実行できるようにコードを公開している。5-2.6 節でも触れている通り、最適化処理の全体的な流れを確認しながら学びつつ実際のマシンでアニーリングの実行を体験できる。

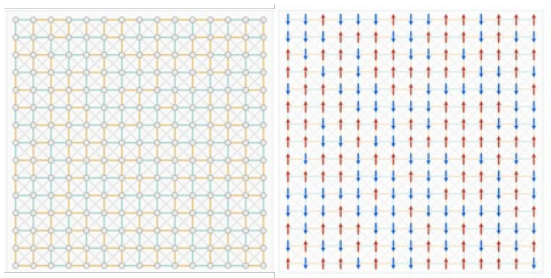


図 7 イジングエディタ

5-2.9 適合率診断ツール

2021 年度の ACW の拡張コンテンツとして最初に公開したのが適合率診断ツール(図 8)である。アニーリングマシンに適用する問題を選択できる数理最適化の知識の普及が重要であると述べたが、このツールでは、数学的理論を学んでいなくても、自分がアニーリングマシンで解きたい課題が、アニーリングマシンで解くべき問題なのかどうかという適合率をパーセンテージで判定できる。アニーリングマシンで何ができるのかを技術者ではないユーザが検討するきっかけとして使うことが可能であり、アニーリングマシンに興味を持った初学者が理論を学ぶきっかけにもなり得る。

6 Annealing Cloud Web の現状

4 章で述べたように、ユーザへのアニーリングマシンの普及とユーザの教育を目的に ACW を運営している。本章では、ACW の内容がどのようにしてユーザに価値をもたらしているかを解説し、その現状と見通しについて述べたい。

6-1 アクセス解析

表 1 に示す通り、アクセスユーザ数は、2018 年の開設以来徐々に増えている。ただし、最も訪問者が多いページの 1 つは「組合せ最適化問題とは何か」を説明したページであるが、訪問者の多くは検索エンジンの結果から訪れ、他のページを閲覧することなくウェブサイトから離脱していく傾向の一過性ユーザであるとみられる。我々は、その中から興味を持ったユーザが 1 人でも多く、知識を深めるためにサイト内で他のページにも立ち寄り深く学んでゆく回遊型ユーザに変わっていくことをアニーリングマシンの普及効果の指標と考えている。表 1 に示すように、2022 年度の 1 ユーザあたりのページビュー(PV)や滞在時間は、年々徐々に増加しており、追加



図 8 適合率診断ツール

表 1. ACW アクセス推移

	2022/12/31時点					
	2018	2019	2020	2021	2022	累計
ユーザ数	3,278	11,874	15,596	18,125	20,512	69,385
PV (ページビュー)	23,836	36,166	43,668	42,780	79,161	225,611
PV@1ユーザー	7.27	3.05	2.80	2.36	3.86	3.25
滞在時間@1ユーザー	4:28	1:49	1:48	1:34	1:56	2:19
トランクリクエスト件数	0	17	92	53	50	212

したコンテンツによりユーザの行動変化が促され、複数の Web ページを閲覧し回遊する人が増えていることがわかる。

6-2 世の中への普及効果

アニーリングマシンが世の中に知られるようになってきた頃、従来のコンピュータに比べて何倍速いかといったインパクトのある発表が人々の関心を惹きつけたが、研究開発の現場においては、実際の業務課題を組合せ最適化問題として定式化する上での制約の考慮や、それ以前に最適化問題の分類上アニーリングマシンのターゲット範囲か否かの判断でもまだまだ議論が必要な場合が多い。リアルな課題へ技術を適用する困難さを乗り越えることが実用化に向け歩みを進めることだと考える。

数理最適化分野だけではなく、業務を知っていなければ知り得ない意思疎通の難しさや、コードを書いてみなければわからない、巨大な数を用いた組合せの世界の出来事を想像だけで学ぶことには無理がある。その為、理論だけではなくコードやアプリケーションを公開して、理論からでも実行からでも学びを進めていけるようにしている。

ACW のユーザの 1 人でもあり、量子関連技術を研究されている横浜工科大学名誉教授の山本富士男先生が、ACW の提供するアプリを応用してスマホアプリを構築し、MIT App Inventor of the Month を受賞された。また、最新コンテンツの「信号制御による交通渋滞解消デモ」も効果的なインターフェースをさっそく実装し、ご自身のブログにおいて公開されている⁸⁾。

これは、ACW で公開しているアニーリングマシンについての知識が優れた技術者に知られることによって、実用化を加速し、世の中に革新がもたらされることの 1 つの証明である。この場を借りて、ACW を効果的に活用してくださった山本先生に感謝申し上げる。

7 おわりに

現在、さまざまなアニーリングマシンが提案され開発されており、一昔前は新しい技術と言われていたアニーリングマシンも一般的に普及する時期に入ったと言える。そういった状況で、CMOS アニーリングは、ユーザとの協創を行うことで、実運用が可能なアプリケーションを提供できる状態となっている。また、アプリケーションを提供するクラウドサービスも始まっている。

さらに、アニーリングマシンを普及させる Annealing Cloud Web も初心者が学ぶためのさまざまなコンテンツを提供しており、実際にそれを使ったアプリ開発につながっている。この分野は、多くの技術者が参入することで、さらに発展する状況になってきたと言える。

8 謝辞

この成果の一部は、国立研究開発法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務(JPNP16007)の結果得られたものである。

参考文献

- 1) M. Yamaoka et al, "20k-spin Ising chip for combinatorial optimization problem with CMOS annealing," IEEE ISSCC 2015, February 2015.
- 2) Annealing Cloud Web, <https://annealing-cloud.com/>
- 3) T. Okuyama et al, "Optimization by momentum annealing", Phys. Rev. E 100, 012111, 10 July.
- 4) “保険引受業務における擬似量子コンピュータの実務利用を開始”，日立製作所ニュースリリース
- 5) 量子関連技術で勤務シフト作成時間を 5 割超短縮，業務実証に成功”，日立製作所ニュースリリース
- 6) “疑似量子コンピュータ「CMOS アニーリング」のクラウドサービスを提供開始”，日立製作所ニュースリリース
- 7) 豊田中央研究所，東京大学，“Traffic Signal Optimization on a Square Lattice with Quantum Annealing”，<https://arxiv.org/abs/2003.07527>
- 8) 山本富士男先生のブログ Sparse-Dense by FO YO, https://sparse-dense.blogspot.com/2022/11/blog-post_24.html

デジタルアニーラの材料開発応用事例

實宝秀幸
富士通株式会社

Use cases of material development with Digital Annealer

Hideyuki Jippo
Fujitsu Limited

富士通ではデジタルアニーラ・AI・HPC(富士通の高度なコンピューティング技術を誰もが容易に利用できる「Fujitsu Computing as a Service」としてご提供)を駆使して、富士通にしかアプローチできない領域まで材料探索の可能性を広げることを目的としてマテリアルズ・インフォマティクスサービス開発を進めています。本稿では、デジタルアニーラ材料開発応用事例として、「マクロ設計：少量・断片的・偏ったデータを最大限に活かす混合物設計支援」、「データ準備支援：確度の高い材料候補絞り込みを可能にする分子・結晶構造類似度計算」、「特徴量解析支援：材料の計測データから微小な差異・特徴量を抽出する L0 正則化」の3つをご紹介します。

Keyword: Materials Informatics, Digital Annealer, Mixture design, Structure similarity calculation, L0 regularization

1. はじめに

近年、化学・材料の分野では、マテリアルズ・インフォマティクス(MI)と呼ばれるデータ駆動型の材料開発が注目されています。専門家の経験や勘に依

存した試行錯誤的な材料開発から、データ科学や計算科学に基づくデータ駆動型材料開発へのシフトが始まっています。MIにより、新しい高機能材料・素材の創出による製品・サービスの差別化や、材料・

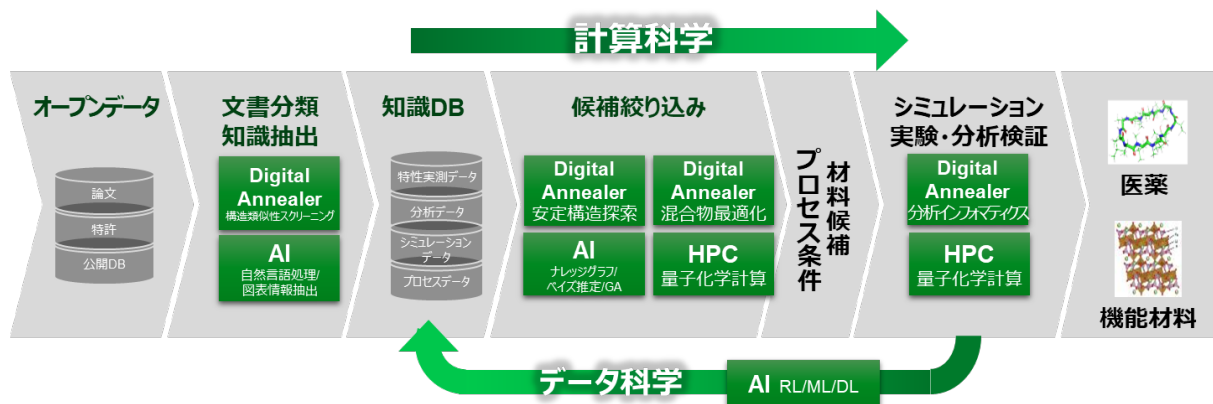


図 1. CaaS を利用した富士通のマテリアルズ・インフォマティクス全体像

素材の開発期間短縮・コスト削減が可能になります。富士通の MI では、図 1 に示すように、量子インスパイアード技術であるデジタルアニーラ[1]，及び AI・HPC を駆使した Fujitsu Computing as a Service(CaaS)[2]により、材料開発・創薬のアプローチの可能性を拡げ、社会課題解決に繋がるイノベーションをお客様とともに実現することを目指しています。計算科学とデータサイエンスを柔軟に組み合わせ、オープンデータからの知識抽出、候補絞り込み、検証、新材料発見の一連のフローを支援しています。

図 2 は、CaaS ならではの材料開発支援のスキームを示しています。このスキームに従って、材料研究開発に必要なデータの準備から、性能予測・最適化・結果解析・フィードバックまで、エンジニアの課題をデータドリブン型で自律的に解決することができます。「データ準備支援」では、物性・プロセス情報の抽出、代替候補の絞り込み、スペクトル・画像の微小な差異・特徴量の抽出を行い、データの探索や作成を支援します。「材料最適化支援」では、最適な材料・構造条件を提供します。分子構造のようなミクロな設計と混合物のようなマクロな設計の両方を支援しています。また、「特徴量解析支援」によって、特性向上のメカニズムなどの解析を支援します。解析結果は材料・構造条件の絞り込みにフィードバックし、より効率的で確度の高い材料探索に繋がります。このようなスキームで、多様化した顧客ニーズ・複雑な要求特性を満たす材料条件を効率的に探索することができます。ここでキーとなる技術がデジタル

アニーラです。本稿では、デジタルアニーラ材料開発応用事例として、「マクロ設計：少量・断片的・偏ったデータを最大限に活かす混合物設計支援」、「データ準備支援：確度の高い材料候補絞り込みを可能にする分子・結晶構造類似度計算」、「特徴量解析支援：材料の計測データから微小な差異・特徴量を抽出する L0 正則化」の 3 つをご紹介します。

2. デジタルアニーラ材料応用事例紹介

2-1 マクロ設計：少量・断片的・偏ったデータを最大限に活かす混合物設計支援

MI のターゲットの一つに混合物設計があります。混合物設計とは、複数の要求特性に対して最適な混合成分と比率、プロセス条件を膨大な組み合わせ候補の中から探索する問題で、生産現場や製品設計、研究開発の様々な場面で現れます。例えば、100 候補からの 5 成分混合を 1%刻みで探索すると、 10^{14} もの膨大な組み合わせ数になります。そのように膨大な組み合わせの中から、複数の特性のトレードオフを考慮しながら最適な混合物を設計していくのは大変難しい問題です。実験データが少なかったり、チャンピオンデータ付近に偏っていたりして十分な最適化ができないことも多いです。混合物設計は、樹脂、ゴム、塗料、インク、洗浄剤、医薬品、化粧品、冷媒など幅広い分野が対象になります。

我々は、材料開発で重要な「混ぜる」業務を MI で支援する一気通貫型の材料設計ソリューションを開発してきました。所望の特性値を与える材料配合比・プロセス条件について膨大な組み合わせ候補の中か

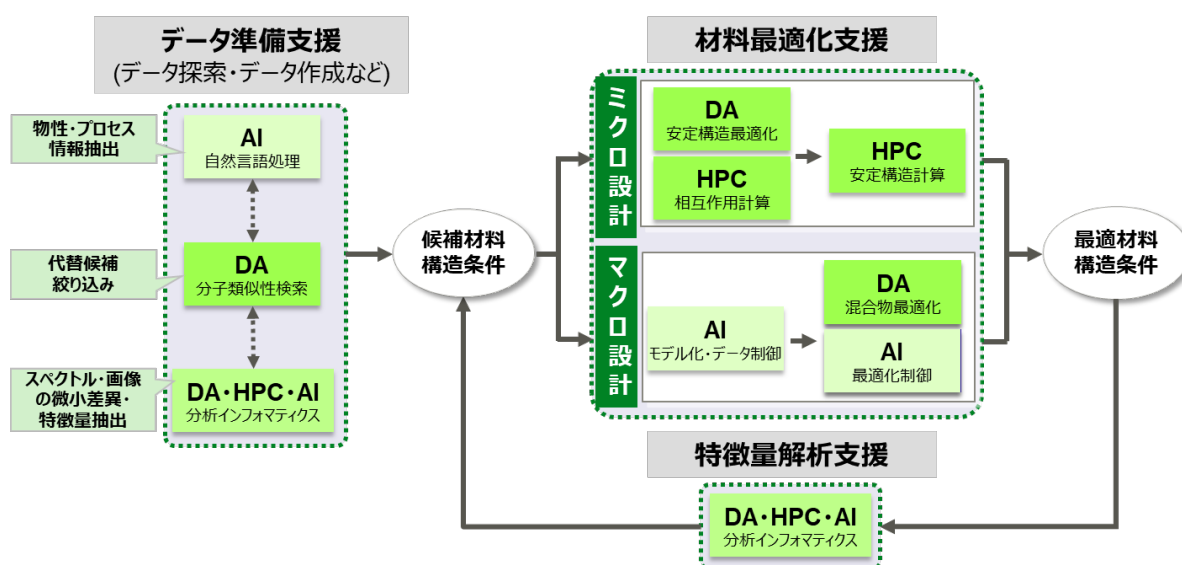


図 2. CaaS ならではの材料開発支援

らの探索を、デジタルアニーラ及び AI を組み合わせた富士通技術で強力にサポートします。データサイエンティストだけでなく、材料開発の専門知識を持つ現場研究者自身でも扱えるように、プログラミング不要の GUI ツール「混合物設計ナビ」[3]も開発・販売しています（デジタルアニーラ機能は次期バージョン以降への搭載を検討中）。本ソリューションの特長は、(1) 手持ちのデータを最大限に活用できる、(2) 開発状況・方針に応じた最適化手法が利用できる、という点です。(1)については、データが少ないときには仮想的にデータを生成してデータを増やし、データに欠損があるときにはデータ補間、データの分布に偏りがあるときにはデータ補正を行うデータ制御機能を開発しました。(2)については、対象となる候補数や実験コストに応じて、デジタルアニーラ、遺伝的アルゴリズム、ベイズ最適化の3種類から適切な最適化手法を選択できます。候補数が多く、複雑な問題ではデジタルアニーラが威力を発揮します。

本稿では、デジタルアニーラを膨大な材料・比率組み合わせの最適化に活用した事例として、フッ素系混合冷媒の探索[4]を紹介します。我々は、図3に示したフローで、膨大な材料・比率組み合わせ候補の中から高い冷却性能を有するフッ素系混合冷媒の組成を発見しました。今回、混合候補 39 種類からの 3 成分混合、10%刻みで比率を探索しました。これは約 32 万パターンもの膨大な組み合わせ数になりま

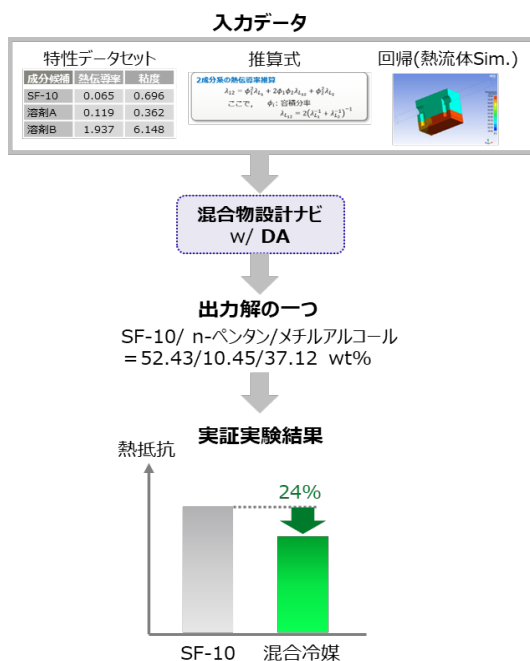


図3. デジタルアニーラを用いたフッ素系混合冷媒の探索事例支援

す。今回の実験は1回あたり数日かかりますので、全パターンを網羅的に実験することは不可能です。混合冷媒に対する要求特性は、高い熱伝導率、低い粘度、高い引火点、大きい比熱、および低い導電率でした。インプットとして、各混合候補単体の特性データセットと各特性の混合時の推算式を用意しました。また、熱流体シミュレーション結果を回帰することでコスト関数を精緻化しています。コスト関数の QUBO をデジタルアニーラで解くことにより、最適な材料・比率の組み合わせを探索しました。探索解を実験により検証した結果、SF-10 というフッ素系冷媒単体に比べて約 24%冷却性能がアップする SF-10 ベースの混合冷媒を、実験を含めてもたった数日で得ることができました。

2-2 データ準備支援：確度の高い材料候補絞り込みを可能にする分子・結晶構造類似度計算

材料 R&D では、膨大な材料候補の中から、高機能・低コストを望める代替材料を素早く絞り込みたいという課題があります。そのような課題に対して、データベースから分子・結晶構造の類似度に着目して目的の物質候補を絞り込む方法がよく用いられます。構造の類似した化学物質は、機能や物性も類似していることが期待されるためです。従来、分子であれば、フィンガープリントと呼ばれる部分構造を比較し、谷本係数 ($T(A,B)=|A \cap B|/|A \cup B|$) 等に従って構造類似度を算出する方法が用いられてきました。しかしながらフィンガープリント法は、部分構造ごとに着目して比較するため、分子構造全体での比較はできません。

我々は、デジタルアニーラ、及び富士通独自の分子構造グラフ化手法や AI 技術との連携によって、分子構造全体を比較し、目的特性も考慮した確度の高い類似度計算手法を開発しました[5][6]。図4は、酢酸と酢酸メチルを例に、デジタルアニーラを用いて2分子間の最大共通部分構造を計算するフローを示しています。ここで、最大共通部分構造とは、比較したい2分子を重ね合わせたときに、最も重なりが大きくなる原子の集合を指します。分子構造類似度は、求めた最大共通部分構造の数から谷本係数等に従って算出できます。まず分子構造をグラフ化します。グラフ化において、AMBER 力場の原子・結合タイプによってラベルを細分化していること[7]が我々の構造類似度計算手法の特徴です。例えば同じ炭素原子であっても、芳香族中の炭素なのかアルキル鎖中の炭素なのかを区別して細分化したラベルづ

けを行うことができます。これにより、特性と相関する可能性の高い類似度を算出できることに加え、デジタルアニーラで求解する際のビット数が減って探索範囲を広域化できるというメリットもあります。次に、2 グラフ間で同じラベルの原子ペアをノードとした中間グラフを作成して、その中間グラフの最大独立集合を探索します。最大独立集合問題は組合せ最適化問題の一つであり、デジタルアニーラで高速に求解することができます。中間グラフの最大独立集合を元の分子構造に復元すると、2 分子間の最大共通部分構造が得られます。

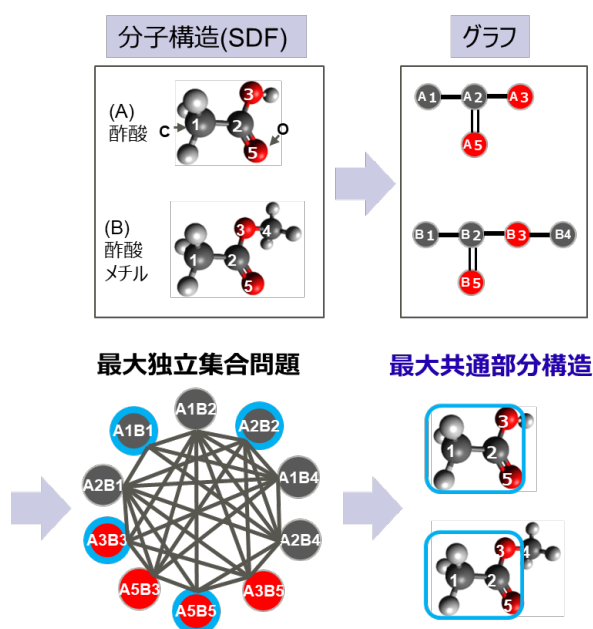


図 4. デジタルアニーラを用いた 2 分子構造間の最大共通部分構造探索

図 5 は、香料分子のクラスタリングについて、従来のフィンガープリント(Avalon)類似度とデジタルアニーラ類似度とを比較した結果です。このデジタルアニーラ類似度は、図 4 で説明した構造類似度に加えて、構造記述子の情報も活用することでクラスタリング精度を向上させています。フィンガープリント類似度では、balsam, citrus, vanilla の香りを持つ分子の境界が曖昧なクラスタリングになっていますが、デジタルアニーラ類似度では、それらの香りを明確にクラスタリングすることができます。

本稿では、デジタルアニーラを用いた構造類似度計算の分子材料への適用事例をご紹介しましたが、分子だけでなく結晶材料にも適用可能です。分子と同様に、結晶構造中の原子種および原子間の結合を

反映した構造グラフを作成して、結晶構造間の最大共通部分構造を探索することができます。我々は結晶構造の類似度計算をリチウムイオン電池の正極材料の探索に利用して、電池特性が向上する新規結晶構造の推定に成功しています。

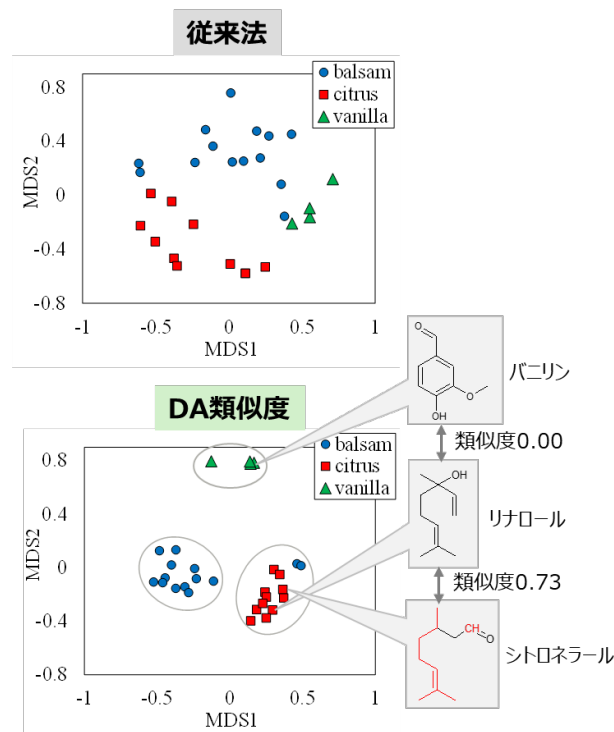


図 5. 分子構造類似度計算について、従来法 (Avalon フィンガープリント) とデジタルアニーラ類似度とのクラスタリング結果比較

2-3 特徴量解析支援：材料の計測データから微小な差異・特徴量を抽出する L0 正則化

計測データには、材料や試験条件によって出現しているはずだが人間の目では見出だせない、あるいは各分析手法の専門家でないで見出だせないような微小な差異・特徴量が多く埋もれています。スペクトルや画像の中で特性に紐づく領域はどこなのかを突き止めたい、材料設計に対する制御因子を導きたいという課題があります。そのような課題に対して、我々は計測データを最大限に活用するデータ駆動型のスペクトル・画像解析サービス (分析インフォマティクス) を開発してきました。分析インフォマティクスでは、計測データの前処理から特徴量抽出、特性予測モデルの構築・予測までの一連作業を自動化し、計測データと構造・特性を紐づけることによる研究開発の効率化を可能にします。わずかな差異・

特徴量を抽出する技術として、正則化やトポロジカルデータ解析を用いています。本稿ではデジタルアニーラを用いた L0 正則化をご紹介します。

正則化は、着目する特性や物理量と密接に関連した要素を探索する技術で、スペクトルの各要素を特徴量と捉え、特性に本質的な影響を与える要素のみを抽出することができます。画像もスペクトルデータに変換することで、スペクトルと同様に正則化を適用することができます。試料数 M 個、それらの測定スペクトルを構成する要素数が N 個の場合、 $M \times N$ 次元の特徴量行列 A と、各試料に紐付けられた目的特性を表す観測行列 y の関係を以下の式で解いて回帰係数 x を求めます。

$$\min_x \left\{ \frac{1}{2} \|y - Ax\|_2^2 + \lambda \|x\|_p \right\}$$

ここで、第 2 項が正則化項であり、回帰係数 x の値に応じたペナルティ項となります。 λ は正則化項の強さを調整するハイパーパラメータで、 p が正則化を加える L_p ノルムを表します。回帰係数 x の絶対値の和である L_1 ノルムを用いる L_1 正則化が一般的ですが、我々は本質的な特徴量抽出を行う技術として、非ゼロの回帰係数 x 成分数である L_0 ノルムを用いる L_0 正則化に注目しました。

L_0 正則化は、対象特徴量を使うか使わないかの組み合わせを探索する大規模な組合せ最適化であり、従来計算機では計算困難ですが、デジタルアニーラを活用すれば高速に解くことができます。 L_0 正則化はスパース度の点で L_1 に勝ります。 L_0 正則化であれば、微小な差異・特徴量であってもノイズに埋もれることなく、目的特性にとって本当に重要な特徴量だけを見つけてくることができます。そのような特長を持つ L_0 正則化を活用すれば、高い分解能で取得したスペクトルデータからでも重要なデータ領域をピンポイントで見つけることができます。また、 L_1 正則化の場合、重要なデータ領域の抽出には、分析の専門家の知見に基づくハイパーパラメータチューニングが必要ですが、 L_0 正則化の場合はそのようなチューニングが必要ないというメリットもあります。

我々は図 6 に示すように、デジタルアニーラを用いた L_0 正則化を、ニッケル水素電池用正極材料の電池容量劣化メカニズム解明に適用しました[8]。充放電に伴って変化する X 線吸収スペクトルとそれらに対応する電池容量維持率の特性データのセットを用意しました。 L_0 正則化を用いて、電池容量維持率に関して本当に重要な X 線吸収スペクトルのデータ

領域（本質的な特徴量）をピンポイントで抽出することができました。その後の解析により、抽出した要素は化合物の価数や特有の結合状態に起因するものであり、それらが電池容量維持率の劣化密接に関係しているということが解明できました。このように、 L_0 正則化を用いることで、生の計測データから着目すべきデータ領域を瞬時に特定できます。抽出した本質的な特徴量は、材料特性の予測モデル化・最適化に活用することができます。

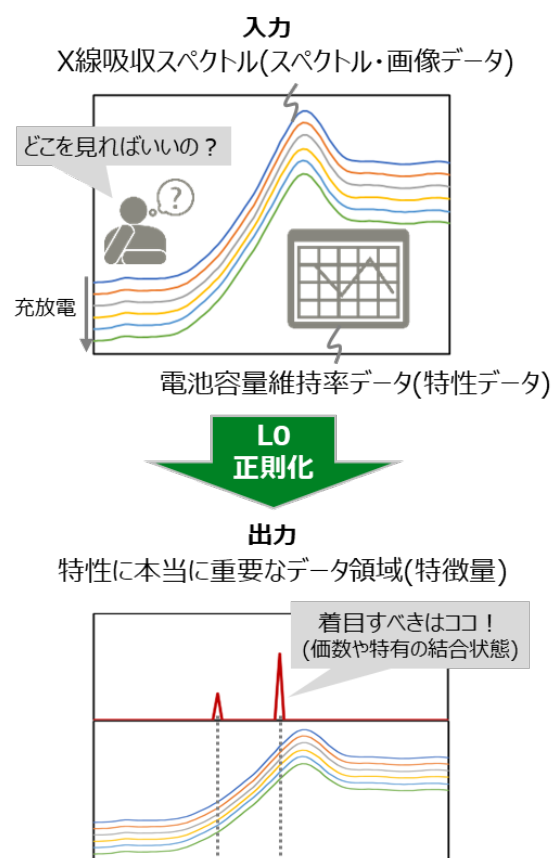


図 6. 充放電を繰り返した電池の容量劣化要因抽出にデジタルアニーラによる L_0 正則化を用いた事例

3. まとめ

本稿では、デジタルアニーラを材料開発に応用した MI 事例として、「マクロ設計：少量・断片的・偏ったデータを最大限に活かす混合物設計支援」、「データ準備支援：確度の高い材料候補絞り込みを可能にする分子・結晶構造類似度計算」、「特徴量解析支援：材料の計測データから微小な差異・特徴量を抽出する L_0 正則化」の 3 つをご紹介します。

富士通は、CaaS のご提供を通して材料探索の可能

性を広げ、お客様や社会の課題を解決する MI サービス開発を進めています。今後、材料に要求される仕様を考慮しながら探索する設計や、要求品質と歩留まりを両立する製造条件の探索など、研究開発現場だけでなく、ものづくり全体まで MI を拡張して無駄を産まない設計や生産、いわゆるサステナブルなものづくりを支援します。

4. 参考文献

[1] デジタルアニーラ - 富士通の新アーキテクチャコンピュータ : 富士通

<https://www.fujitsu.com/jp/digitalannealer/>

[2] Fujitsu Computing as a Service (CaaS) : 富士通

<https://www.fujitsu.com/jp/services/caas/>

[3] 混合物設計ナビ : 富士通

<https://www.fujitsu.com/jp/solutions/r-and-d-support/product/konnavi/>

[4] 塩賀健司, 實宝秀幸, 大淵真理, “デジタルアニーラを用いた液冷向け混合冷媒の成分最適化”, 第57回日本伝熱シンポジウム講演論文集, 2020年6月

[5] 寺島千絵子, 實宝秀幸, 大淵真理, “デジタルアニーラを用いた香料分子の類似度評価”, 第80回応用物理学会秋季学術講演会予稿集, 19a-B01-4 (2019).

[6] 丸尾昭人, 實宝秀幸, “デジタルアニーラによる分子類似度評価を用いた高精度クラスタリング”, 第82回応用物理学会秋季学術講演会予稿集, 11a-N107-7 (2021).

[7] H. Jippo, T. Matsuo, R. Kikuchi, D. Fukuda, A. Matsuura, and M. Ohfuchi, “Graph Classification of Molecules Using Force Field Atom and Bond Types”, Mol. Inf. 39, 1800155 (2020).

[8] 土井 修一, 安岡 茂和, “インフォマティクスを活用した放射光データの解析”, SUNBEAM Annual Report with Research Results, Part 2, Vol.11, p. 31 (2021).

量子コンピュータをモノ作りに活かす

門脇 正史
株式会社デンソー

The future style of product design

Tadashi Kadowaki
DENSO CORPORATION

自動車産業は、車を作り届けるだけでなく、通信により繋がる車、自動運転、シェアするサービスプラットフォームとしての車、そしてそれを支える電動化や電気自動車が、大きく産業構造を変えていくだろう。そのような環境変化の中で、量子コンピューティングをモノづくりにどう活かしていくかを議論する。目指すべき将来のモノづくりの基本的な考えと、第一歩として進めている研究の成果を紹介する。

Keyword: 設計最適化, ブラックボックス最適化

1. はじめに

自動車産業は、今後 CASE をキーワードに大きく変化していくと考えられている。CASE とは Connected, Autonomous, Shared & Service, Electric の頭文字を取った略語で、従来の自動車メーカーが車を作り届けるだけでなく、通信により繋がる車、自動運転、シェアするサービスプラットフォームとしての車、そしてそれを支える電動化や電気自動車が、大きく産業構造を変えていくだろうとの予測から生まれたコンセプトである。自動車産業そのものがこれからの 10 年、20 年で大きく変わる可能性があり、その中で量子コンピューティングが活用されるシナリオもいくつもあると考えられる。

従来の製造業としての側面からは、製造に関するオペレーションでの活用である。自動車は非常に多くの部品から構成され、また車種やグレードによって部品が異なる。需要に合わせて、それらを製造する自動車部品メーカーから調達(在庫管理や物流)し、工場の適切な操業によって短い納期で製品を作るための工夫が数十年に渡り続けられ、自動車メーカーの国際競争力を支えてきた。

現場での創意工夫に加え、現在は DX や AI の導入によりさらに製造の効率化や品質の向上へのチャレンジが進んでいる。量子コンピューティングも、製造装置や人員の配置やスケジュールの最適化、物流のルート最適化などにおいて検討が進められている。法規上の制約やオペレーション上の制約を満足しながらも、少ないリソースで効率的かつ、状況の変化に即時対応できるような支援システムを構築できるのか PoC 研究が進められている。

次に、CASE 時代における活用として、ライドシェアや渋滞解消など、モビリティの社会課題の解決のための最適化が検討されている。将来のスマートシティでは、通信により車両間でやり取りやクラウドに集約された情報を基に、機械学習などの手法が少し未来の渋滞の予測を可能とする。その情報を基に、各車両へ個別の指示を出し、都市を走る車両全体の効率化を行うことで、移動時間の短縮だけでなくエネルギーの効率的な利用につながる。

さらに、信号機の制御も最適化の対象にしたり、緊急車両や CO2 排出の大きい車両の効率化を優先する仕組みを取り入れたりすることで、よりエネル

ギーやその他の資源利用の効率を高めることができる。データの取得できる範囲や、最適化できる変数の数、結果をフィードバックして車両や信号機を制御できる範囲によって、適用範囲は変わってくるが、大規模な量子コンピュータが実現すればそれだけ大きな恩恵を受けられる。

もう一つの量子コンピューティング活用のシナリオが、本稿のテーマである。自動車業界がモノづくりからコトづくりへと変化し、渋滞解消のようなサービスが生まれても、新しい技術や流行を取り入れた新しい製品をタイムリーに市場に提供する必要性は消えない。つまり、量子コンピューティングをモノづくりにどう活かしていくかを議論したい。先に、目指すべき将来のモノづくりの基本的な考えを紹介し、その後、第一歩として進めている研究の成果を紹介する。

2. 量子コンピューティングを活用したモノづくり

まず、従来から様々な研究と製品開発において繰り返されてきたプロセスの中で最も基本的な要素を抽出する。共通する要素を見ていくと類似性があり、幅広く応用が可能な戦略を検討する事が出来る。また、成功している分野での事例を他の領域に水平展開することも可能となる。これは、AIにおいて行われていることと同じである。

(1)これまで積み上げた経験からどのようなモノをどのように作るかという設計情報。例えば、化学物質であれば分子の構造、合成ルートや混合比など、構造物や機械であれば形状や素材および加工方法も含めた設計図、電機製品であれば回路図や基板アートワークなどであり、作りたいモノを説明するのに過不足のない情報である。

(2)モノをつくり、その良し悪しを客観的に評価する指標。化学物質の物性値や活性値など、構造物や機械の強度、動作速度やエネルギー効率など、電機製品のS/N比、動作周波数、エネルギー効率などである。また全てに共通する指標としてコストがある。

(3)設計し、モノの評価を通じて得られた知見やノウハウ。どのような化合物の構造が性質に寄与するのか、機械のどの部分に負荷が掛かっているか、どの部品を変えると周波数特性が変わるか、どこにコストがかかっているかなどである。

上記のプロセスを通じて新しい知見が得られれば、それに従って新たな設計を行い製品の改良をおこなっていく。評価指標は常に良いとは限らないが、指標が悪いことも大事な知見である。これまでの知見

が少ない製品開発ほど、必然的に設計、製造、評価のループ回数が多くなる。

製品によって設計プロセスに違いはあるが、上記の3要素はほとんどの場合に欠かせない要素と考える。そしてこのプロセスをいかに少ない試行回数で行うかが、製品開発においては市場への製品投入までの期間短縮に繋がる。もしこのプロセスを自動化できたらどうであろうか？実は古典コンピュータを用いた自動化はすでに様々な分野で行われている。医薬品の開発では、ロボティクスとAIを組み合わせた化合物の探索が行われている。同様に材料科学においては、データベースを活用して物質の性質を予測し、より望ましい物質を提案するマテリアルズ・インフォマティクス研究がおこなわれている。また、CADを用いた構造物設計では、設計した製品のシミュレーションを行うことで、試作回数の削減を支援する機能が備えられているものもある。このように、分野を超えて共通する課題を解決する手法の研究や、商用ソフトウェア実装が行われている。

本稿では、上記の3つの要素をそれぞれ(1)仮説生成、(2)データ生成、(3)モデル生成、と呼ぶ。これらは繰り返しこの順番に実施されるため、(1)~(3)の番号は重要でなく、前後のつながりが重要である。データ生成は、モノをつくり評価を行う。データとは設計情報と評価値のセットである。近年、データは企業の価値であるといわれるが、モノづくりにおいてもこれが当てはまる。モデル生成は知見やノウハウの見える化である。取得済みのデータを用いて、設計情報と評価値の間に数式としての関係性を求めることである。この関係性は、既知のデータが良く再現できるだけでなく未知の設計情報とその評価値の間の関係性も表現できる(汎化性能を持っている)とみなす。つまり設計情報(x)を入力すると評価値(\hat{y})が得られるモデル(つまり関数 $\hat{y} = \hat{f}(x)$)である。仮説生成は、モデルから意味のある新規の設計情報を導き出すことである。これは逆問題を解くことに相当する。最適化ソルバーを用いることで、評価値の高い新規の設計情報を予測することができる。

既に予測能力の高いモデルを構築済みであれば、仮説生成のみに注力すればよい。あるいは、製品の評価値に影響する要素とその関係が明らかである場合、予測モデルを一から構築できるであろう。これは、その製品領域に対して十分に知見やノウハウがあることと同じである。しかし、多くの場合は、正確なモデルを構築することは困難である。したがって、ほとんどデータがない状況から始められる手法

は汎用的で、適用範囲が広い。このようなアプローチは、ブラックボックス最適化と呼ばれている。特に予測モデルにガウス過程を用いたものをベイズ最適化と呼ぶ。分からないことが多い生命科学分野でベイズ最適化の応用が早くから始まったことは偶然ではない。

さてここで、量子コンピュータ時代にはこのような取り組みがどのように変化するであろうか？それぞれの要素ごとに検討する。データ生成は、実際にモノを作り測定することで得られる、ロボットを活用することでより効率的かつ再現性良くデータ取得することもできる。また、シミュレーションやデータベースを利用することでモノを作らずに評価することもある程度可能である。とくにシミュレーションは、量子コンピューティング技術によって加速することが期待されている。物質の量子力学的な特徴が評価指標に影響する場合、例えば強相関電子系のように古典的描像では正しく現象を説明できない物質は、量子コンピューティングによる量子シミュレーションに向いている。このような理由から量子化学計算が近い将来の有用アプリケーションとして研究されている。また、誤り耐性万能量子コンピュータ時代には、より多くのシミュレーションが(近似も含めて)効率的に解けるため、量子コンピュータのデータ生成への活用は中心的な研究開発テーマであり続け、したがって、ここで紹介するプロセスの加速に直接的に貢献する。

モデル生成は機械学習の主な研究テーマである。データ生成が開発する製品と密接に関連しているのに対して、モデル生成はデータ間の関係性のみに着目するため汎用的であり、機械学習の様々な成果を取り入れることができる。そしてそこには量子機械学習アルゴリズムも含まれる。量子機械学習によってモデル生成がどれほど加速されるのか未知であるが、誤り耐性万能量子計算による各種線形代数計算の加速により、古典コンピュータから置き換える価値がある。量子機械学習においては、入力 of 古典データを量子情報として符号化することに大きなリソースを必要とする。もし、データ生成から直接的に符号化された量子情報を用いることができれば、量子機械学習におけるボトルネックを回避することができる。このような前段と後段を調和させたアルゴリズムの構築が単なる要素技術の組み合わせを越えて可能となれば、真に量子コンピュータ時代のブラックボックス最適化となる。

仮説生成はモデルの最適化である。最適化問題は、

その構造から凸最適化と非凸最適化に分けられる。そして凸最適化は理論やソフトウェアが充実おり、すでに多くの分野で利用されている。また最適化変数が連続値か離散値であるかも重要である。連続変数の非凸最適化は古くから様々研究があり、ベイズ最適化もその成果の一つである。一方で離散変数の最適化問題は二次式であっても NP-hard であり、限られた問題に対して個別に研究が進められてきた。その中で量子アニーリングやイジングソルバーは離散(特に二値)変数の汎用的な最適化手法として開発されてきた。また量子断熱計算は、ある種の問題に対しては、古典に対して超多項式加速であることが分かっている。しかし、二次式で表されるコスト関数の最適化に限定しているため、適用範囲にも限界がある。複数のビットを用いて高次の項をコスト関数に取り入れることも可能であるが、ブラックボックス最適化においては別のアプローチが使われている。先のデータ生成とモデル生成の連携のように、モデル生成と仮説生成が連携する。具体的には、モデルを二次式で構築することで、直接量子アニーリングやイジングソルバーで解くことができる。

3. ブラックボックス最適化における量子コンピューティングの活用

さて、ここまで述べてきた手法はどの程度現実的のであろうか？すべての要素に同時に取り組むことは難しく、ここでは、量子アニーラやイジングソルバーを用いたブラックボックス最適化に絞った研究を紹介する。先に挙げた通り、離散変数の最適化は難しく、ブラックボックス最適化研究としてはほとんど研究されてこなかった。2018 年に Baptista と Poloczek によって、半正定値計画問題へ緩和したり、直接イジングソルバーを用いたりする手法(BOCS)が提案された[1]。実数変数を扱うベイズ最適化が成功した理由は、ガウス過程が使えるためであるが、離散変数ではガウス過程は使えない。彼らは、ベイズ最適化で用いる獲得関数の中で、Thompson サンプリングに着目した。Thompson サンプリングでは、モデルの推定値に応じて次の候補点が確率的採択される。BOCS では、モデルを確率分布として推定し、その分布からのモデルをサンプリングする。そのモデルの最適化問題から次の候補点を採択することで、Thompson サンプリングに近い探索を実現している。また、分布を推定する際の事前分布に horse-shoe prior を使用することで、モデルにスパース性を導入している。

さらに、2020年には北井らによって、Factorization Machine を用いた手法(FMQA)が提案された[2]。Factorization Machine はリコメンデーション用に開発された機械学習手法であり、ハイパーパラメータ k によってスパース性を制御できる。FMQA はモデルを点推定するため、探索と活用のトレードオフが、BOCS に比べると活用側に寄っている。そのため、少ないデータ取得でモデルは収束するが、半面、局所最適解に陥りやすい。FMQA と BOCS の違いは、乱択アルゴリズムか決定的アルゴリズムの違いである(ただし、初期データや最適化ソルバーに乱数が入る余地が共通にある点は除く)。どちらが優れているかは目的によるだろうが、我々は乱択アルゴリズム版 FMQA の提案を行っている。[3]

3-1 基板設計における締結点の最適化[3]

自動車に搭載される電子機器は常に強い振動にさらされるため、そのような状況下でも壊れない設計が必要である。その一例として、ハイブリッド車のエンジンルーム内に搭載されているパワーコントロールユニット制御基板がある(図1)。一般的な電子基板と比べると取り付けのための締結点が多いことが分かる。

この問題をブラックボックス最適化により解くには、(1)仮説生成のためのイジングソルバー、(2)データ生成のための有限要素法によるシミュレーション、(3)モデル生成のための機械学習が必要である。BOCS や FMQA といった手法を適用するのであれば、外部プログラムから制御可能な有限要素法シミュレータが必要である。本例ではフリーで公開されている CalculiX を用いた。

図2は、実際の基板を簡素化して、ブラックボックス最適化を行った結果である。左図の赤丸が最適な締結点を示し、黒丸は部品を示している。部品には質量があるため、配置が異なると振動解析の結果も異なる。右図は最適化途中における最適解の共振周波数である。この共振周波数が高いほど、振動による破損を避けられる。ここでの解析は実際の基板から大幅に簡素化したものであり、実際にはより細かな候補点とより精密な質量分布を用いる必要がある。

この解析では、イジングソルバーにシミュレーテッドアニーリングを用いている。量子アニーリングを用いた場合に僅かによい性能が得られているが、有意な差であるかは不明であり、今後大規模な最適化において明確な差が出るかどうか検証が必要であ

る。一方で本事例は、規模はそれほど大きくないが、従来の最適化手法では手が出せない離散ブラックボックス最適化問題が実問題としてあり、それが現在利用できるイジングソルバーで解けることを示している。量子コンピューティング活用の研究から、量子コンピューティングは必要ないが実問題にチャレンジできる手法の開発につながっている。



図1 パワーコントロールユニット制御基板(4世代プリウス)。振動試験のためのセンサーが配置されている。(注意:この基板設計にはブラックボックス最適化を用いていない)

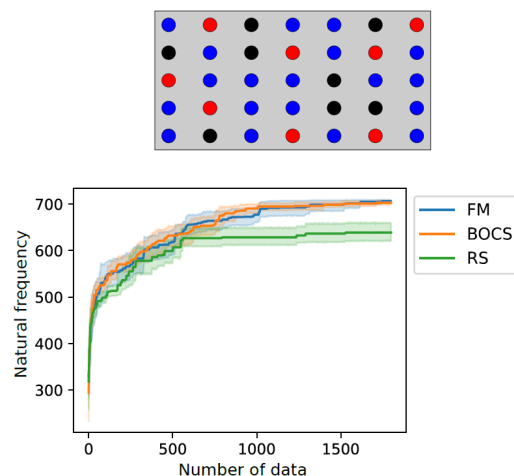


図2上:部品配(黒)置下での締結点(赤)の最適化結果。下:有限要素法による振動解析結果。

3-2 行列の非可逆圧縮[4]

自動運転をはじめとするこれからの車の制御には、機械学習アルゴリズムの利用が欠かせない。学術研究の最先端では非常に高性能なコンピュータによって、新しいアルゴリズムの実証が行われている。しかしこのような研究で必要とする高性能なコンピュータを車に載せることはできない。すべての車が機械学習の恩恵を受けるには、アルゴリズムの性能を損なわずに大幅に軽量化を行う必要がある。より具体的には、機械学習モデルである深層ニューラルネットワークのデータ(=重み行列)が車載コンピュータには大きすぎるため、小さなデータで同等の機能を実現したい。またデータが小さくなると処理時間

も短くなり、さらに消費電力も低くなる。そのため
の手法として、予めビット数の制限された(例えば4
ビットで数値を表現した)ネットワークを学習する
方法と、既存の重み行列を圧縮する方法がある。

ここでは、後者をブラックボックス最適化により
解く方法を紹介する。 $N \times D$ の重み行列 W を、 $N \times K$
の整数(例えば ± 1 の二値)行列 M と、 $K \times D$ 実数行列 C
の積 MC に分解して圧縮することを考える。ここで K
は圧縮率を制御するパラメータで、 $K < D$ である。 M
を固定すると、 $C = (M^T M)^{-1} M^T W$ と書けるため、

$$\begin{aligned} & \underset{\substack{M \in \{-1,1\}^{N \times K} \\ C \in \mathbb{R}^{K \times D}}}{\operatorname{argmin}} \|W - MC\|^2 \\ &= \underset{M \in \{-1,1\}^{N \times K}}{\operatorname{argmin}} \|W - M(M^T M)^{-1} M^T W\|^2 \end{aligned}$$

が解くべき最適化問題となる。このコスト関数は、
イジングソルバーを用いて直接最適化することはでき
ないため、

$$f(M) = \|W - M(M^T M)^{-1} M^T W\|^2$$

をブラックボックス関数とみなして最適化をする。
締結点の例と比べると、CADで共振周波数を計算す
る処理が、二値行列 M を入力としてコスト $f(M)$ を計
算する処理に置き換わる。つまり、(1)仮説生成のた
めのイジングソルバー、(2)データ生成のためのコス
ト関数 $f(M)$ 、(3)モデル生成のための機械学習がそ
ろう。

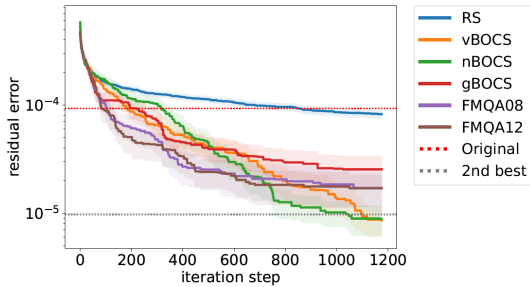


図3 各種アルゴリズムの実行結果

図3は、 $N \times D = 8 \times 100$ の問題をランダムに作成
し、 $K = 3$ の条件で各種アルゴリズムの実行結果を示
している。X軸は繰り返し回数、Y軸は厳密解との
差を表している。表1は、10個の問題を25回ずつ
試行した際に、厳密解が求まった回数、表2は、1試
行あたりの実行時間を集計した結果である。締結点
での解析と同様に、量子アニーリングを用いた場合
(nBOCSqa)の性能がイジングソルバーを用いた場合
(nBOCSやnBOCSsq)よりも僅かに優れているが、こ
こでも有意な差であるとは結論付けられない。

表1 25回の試行のうち厳密解が求まった回数(RS:
ランダムサンプリングは100回の試行)

Instance No.	RS	vBOCS	nBOCS	gBOCS	FMQA08	FMQA12	nBOCSqa	nBOCSsq
1	0	7	7	2	1	3	9	11
2	1	6	11	5	6	9	12	15
3	0	0	13	5	6	9	10	2
4	1	16	20	10	10	13	14	17
5	0	0	1	0	3	4	2	1
6	0	14	12	4	6	4	18	20
7	0	1	4	6	7	8	7	6
8	1	4	2	2	4	1	4	1
9	1	5	1	3	3	4	6	4
10	5	21	20	15	20	21	22	25
Total	9	74	91	52	66	76	104	102

表2 CPUならびにQPUの実行時間

	RS	vBOCS	nBOCS	gBOCS	FMQA08	FMQA12	nBOCSqa	nBOCSsq
CPU	0.72	7165.06	55.39	112.39	3711.31	3625.92	241.46	55.94
QPU	-	-	-	-	-	-	11.60	-

4. まとめ

量子コンピューティングを活用したブラックボッ
クス最適化の事例を紹介した。特に仮説生成での量
子アニーリングの活用を検証したが、問題の規模が
小さく有意な差はみられなかった。今後、量子アニ
ーラの大規模化に伴い、大規模問題での検証が可能
になってくると考える。その際、データ生成やモデ
ル生成も大規模化するため、それらが新たな律速に
なる。そのため、データ生成やモデル生成におい
ても量子コンピューティングを活用することで、大規
模な設計の最適化にチャレンジしていく。最終的に
は3つの要素全てに量子コンピューティングを活用
し、さらに量子情報としてデータをやり取りするこ
とで、古典ではなしえない自動設計技術を目指し
たい。同時に、上に挙げた締結点の最適化のように、
アルゴリズムの改良やスパコンの活用などを通じて
現在の技術で解決できる問題も見出していくことが
出来ると思う。

参考文献

- 1) R. Baptista, M. Poloczek, ICML2018, 2, 782-796 (2018)
- 2) K. Kitai, J. Guo, S. Ju, S. Tanaka, K. Tsuda, J. Shiomi, R. Tamura, Phys. Rev. Res., 2, 013319 (2020)
- 3) T. Matsumori, M. Taki, T. Kadowaki, Sci. Rep., 12, 12143 (2022)
- 4) T. Kadowaki, M. Ambai, Sci. Rep., 12, 15482 (2022)

電力消費量削減に向けた設備運転計画の最適化

渡辺 和泉*¹ 砂長谷 健*¹ 大野 真一郎*¹ 高橋 是清*¹
株式会社 野村総合研究所*¹

Optimization of facility operation plans to reduce electricity consumption

Izumi Watanabe*¹ Takeru Sunahase*¹ Shinichiro Ohno*¹ Korekiyo Takahashi*¹
Nomura Research Institute, Ltd*¹

論文概要

量子コンピュータのビジネス適用への期待は日々高まっている。一方、本技術は学術的にも研究開発の途上にある。その点は踏まえつつも、本技術がどのような社会課題の解消に資するかを試行・検証し、社会実装に向けたアイデアを先んじて提案することは、本技術の持続的な研究開発への一助になり得ると考える。

データセンターは生活基盤として不可欠となりつつある情報通信技術の中核を担っており、その電力消費量は増加の一途を辿っている。電力消費量の削減は社会的に要請されている背景から、筆者らは実証実験としてデータセンターの設備運転計画最適化に対する量子コンピュータの適用可能性を検証した。また、この検証を通じてビジネス適用に向けた論点を整理した。

Keyword: Optimization, Electricity Consumption Reduction, Data Center, Quantum Computing

1. はじめに

近年、脱炭素化や電力価格の高騰といった背景から、社会全体として電力消費量の削減が求められている。

情報通信技術が発達した現代において業務利用向けの情報通信機器はセキュリティや耐災害性の観点からデータセンターに設置されることが多い。データセンターにおいても電力は重要な資源であり、将来の電力消費量は増加することが見込まれている。

[1]また、電力は情報通信機器そのものが稼働するために消費されるだけでなく、それらを冷却する空調関連設備が稼働するためにも大量に消費される。

[2]

データセンターの空調関連設備では大まかに、①

電力を受け取り、②電力を冷気に変換をして、③冷気を情報通信機器に吹き付ける、という3つのプロセスがある。そのうち、②の電力を冷気に変換するプロセスを司る設備のことを熱源設備という。熱源設備はデータセンターのみならず建築物全般において省エネ対策を行う対象の一つとされている。省エネ対策の例としては熱源設備の運転計画を無駄なく最適に立案することが挙げられる。 [3] [4]

筆者が所属する株式会社野村総合研究所では、事業における電力消費量の約8割がデータセンターの運用に使われており、先述のような電力消費量削減の取り組みによる効果を見込むことができる。特に、当社データセンターでは年々稼働する機器が増加しており、必要な冷却熱量もそれに伴って増加してい

るという背景から、より効率の良い熱源設備の運用が将来的に求められる。[5]

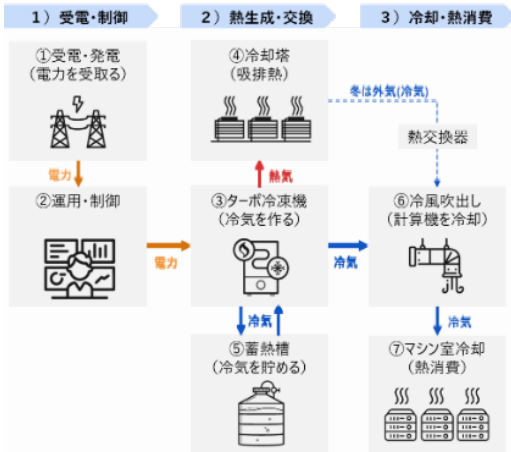


図1 データセンターにおける空調関連設備

本稿では、当社データセンターにおける熱源設備の最適な運転計画の立案を最適化問題と捉え、量子アニーリングマシンを用いて最適化計算を行った実証実験の事例を紹介する。また、この事例を踏まえて、ビジネス上の具体的な課題に先進技術の適用を検討する意義について筆者の見解を述べる。

2. 熱源設備を構成する主な設備とその特性

熱源設備はデータセンターのみならずオフィスビルや商業施設など規模が大きい建造物で運用される。熱源設備は様々な設備で構成されているが、主要な設備について紹介をする。

2-1 ターボ冷凍機

ターボ冷凍機は熱源設備における中心的な設備で、電力を冷気の元となる「冷水」に変換する役割を果たす。空調機から暖められた冷水を受け取り、ターボ冷凍機により熱交換を行うことで作られた冷水を空調機に送ることで、冷却対象を所望の温度に調整する。

ターボ冷凍機は冷媒の圧力を変えることで所望の冷凍容量を得ることができる。そのため、ターボ冷凍機ではこの冷凍容量が制御対象となる。なお、冷凍容量とは単位時間あたりの熱量を指す。

特筆すべき点は運転特性で、例えば 100%の冷凍容量を 1 台で賄うよりも、各々50%の冷凍容量を 2 台で賄うほうが、エネルギー消費効率が高くなる。一方で、合計で 40%の冷凍容量しか必要ではない場合は、20%ずつ 2 台で運転するよりも、1 台で運転したほうがエネルギー消費効率は高くなる。したがって、電力消費量の最小化にあたっては、冷却量の需要に応じた運転負荷・台数の調整が必要となる。

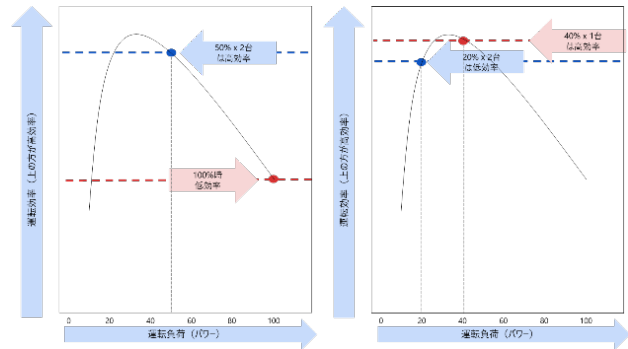


図2 ターボ冷凍機の運転特性

2-2 冷却塔

ターボ冷凍機は、流入する冷却水温が低いときに効率よく運転することができる。冷却塔はその流入する冷却水温を下げる役割を果たす。冷却塔は気化熱を利用して冷却水の温度を下げている。冷却塔ではそのファンの回転数を設定することができる。対象のデータセンターではファンの回転数が自動で設定されることから、今回の実証実験では冷却塔からターボ冷凍機に流入する冷却水の温度は所与として扱った。

2-3 蓄熱槽

蓄熱槽はターボ冷凍機が作った冷水のうち余剰となった冷水を貯め込む役割を果たす。一般的にターボ冷凍機は外気の気温が低い夜間のほうが、冷却塔から流入する冷却水の温度が低くなることから、効率良く運転することができる。それ以外にも、ターボ冷凍機の冷凍容量を頻繁に大きく変化させることはエネルギー消費効率上望ましくないため、あえて冷凍容量を大きい設定としたまま運転するケースもある。そのようにしてできた冷水の余剰を蓄熱槽に蓄える。本来は蓄えた熱をロスなく使うことはできないが、今回の実証実験ではそのロスを考慮せずに扱った。

3. 熱源設備の運転計画最適化

今回の実証実験では、熱源設備の中でも主要な設備であるターボ冷凍機の電力消費量が最小となるような最適化問題を解くことで運転計画を立案した。この最適化問題の求解ソルバーとして量子アニーリングマシンである D-Wave Advantage および D-Wave Hybrid Solver Service を用いた。

問題設定としては次の2つのパターンを想定した。

- ターボ冷凍機を最大 2 台まで稼働させることを許容した場合

- ターボ冷凍機は1台だけ稼働させ、蓄熱槽の活用も許容した場合

なお現状の運用は、ターボ冷凍機は1台のみ稼働であり、蓄熱槽は主に耐災用途での利用となっている。

3-1 ターボ冷凍機を最大2台まで稼働させることを許容した場合の運転計画立案

冒頭に述べた通りデータセンターに納入される機器が単調増加の傾向にある背景から、将来的に現状の運用では冷却熱量を賄うことが難しくなる見込みとなっている。そのため複数台のターボ冷凍機の稼働を許容する必要があるが、一方で電力消費量を考慮した運転計画の立案は煩雑となる。本節の検証では、その運転計画の立案を自動的に実施することを目的とした。また、現状の量子コンピュータのスペックでも解くことができる規模として2台の稼働を想定して定式化を行った。

最適化計算を実行する上で、必要な冷却熱量が2021年実績値よりも30%増加した場合を仮定した。計算の結果、ターボ冷凍機の稼働台数を適切に切り替えることで外気温が20度前後となる春秋の季節に限り、現状の運用よりも電力消費量を最大約10%削減可能であることが明らかとなった。

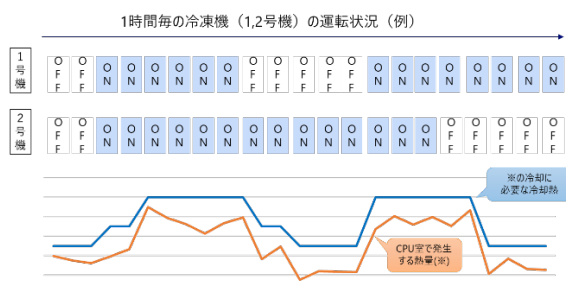


図3 熱需要に応じたターボ冷凍機台数切替イメージ

3-2 ターボ冷凍機は1台だけ稼働させ、蓄熱槽の活用も許容した場合の運転計画立案

前節の検証では、「必要な冷却熱量の増加に伴う運転計画の煩雑化」というデータセンターにおける課題に対する実利を強く意識した。しかし、この計算は線形計画問題に落とし込むことができるため、QUBO問題（二次制約なし二値最適化問題）を得意とする量子アニーリングマシンの利点を十分に活かすことができたとは言い難い。そこで、QUBO問題を強く意識した問題設定の検討を進めた。

本節の検証では、ターボ冷凍機の冷凍容量設定を頻繁に変更すると電力効率も低下することに着目し、前後の時刻における設定がなるべく大きく変わらない

いように運転計画を立案するよう定式化を行った。これにより、前後の時刻における設定が相互作用を及ぼしあうこととなり、二次計画問題として捉えることが可能になる。ターボ冷凍機の設定変更をなるべく抑止する観点から蓄熱槽の活用も許容している。

ターボ冷凍機の設定変更による電力効率ロスや蓄熱槽の蓄熱ロスはこの計算において非常に重要な数値であるが、あくまで仮定した数値を置いた計算を行ったため、削減効果等を論ずることはできない。ただし、設定変更も考慮した蓄熱槽込みの運転計画を最適化する計算を数理モデル化することができた点はこの検証の成果である。今回対象としたデータセンターでは蓄熱槽を主に耐災目的で利用していたが、一般的には蓄熱槽を通常利用しているケースも多いため、様々な建築物にこの数理モデルを応用することができると考えられる。

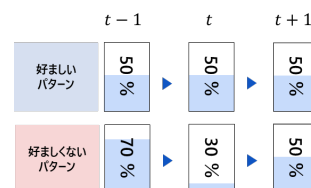


図4 前後の時刻におけるターボ冷凍機設定相互作用

4. 具体的なビジネス課題へ量子コンピュータを適用検討する意義

前章で紹介した実証実験の問題は量子コンピュータによってのみ解くことができる問題ではなく、古典コンピュータによる数理最適化アルゴリズムによって解く手法も存在する。では、なぜ量子コンピュータを用いた実証実験を実施したのか、その意義について筆者の見解を述べたい。

4-1 社会実装に向けた現状の課題認識

この実証実験を踏まえて、量子コンピューティング技術をビジネスに応用する際に解決すべき論点を以下三点確認した。

- ① QUBO問題に落とし込むべき最適化問題をビジネス観点で探索するにあたり専門性を要す
- ② 現状の量子コンピュータで扱うことができる問題の規模が限定的
- ③ ビジネス応用可能な計算にて量子コンピュータが既存計算を圧倒的に凌駕した事例は稀ならず、①について、量子コンピュータが得意とするQUBO問題に落とし込むことで求解しやすくなる最適化問題がビジネス上にあれば、量子コンピュータで解くべき問題と断言できるだろう。しかし、そのような問題は限られた範囲で確かに存在している

ものの、至るところに存在しているとは言い難いと考える。なぜなら、QUBO問題は「二次」「制約なし」「二値」の最適化問題という条件を備えた問題であるため、その条件に完全に適合するビジネス課題は非常に限定的であり、探索に専門性を要す。

次に、②については、2023年現在量子アニーリングマシンで最大5千強の量子ビットを搭載している。この量子アニーリングマシンでは20地点弱の巡回セールスマン問題が解ける程度であるが、古典コンピュータでは85900地点の巡回セールスマン問題を解くことができるソルバーも存在している。[6]また、量子ゲートマシンでは433量子ビットを搭載したIBM社のIBM Qの最新マシンなどが登場しているが、いずれのマシンもNISQ(ノイズあり中規模量子コンピュータ)の領域にとどまっている。NISQは現在も活用方法が盛んに検討されている状況である。

そして、③について、大規模かつ誤り耐性のある量子コンピュータを前提とすると、ShorのアルゴリズムやGroverのアルゴリズムなど古典コンピュータを凌駕しうる速度や精度を期待できる計算が可能だが、現状それを実機で証明した事例はない。また、ガウシアンボソンサンプリング [7]やランダム量子回路の出力 [8]など、特定の計算については量子超越性が謳われているが、これらはビジネスに直ちに活用できる計算ではない。いわゆる「キラアプリ」の出現が望まれているが、これを実現できると明確に断言できる状況にはまだ至っていない。

量子コンピュータの社会実装を見据えると以上三点の論点を解決する必要がある。その解決に向けて学術界や専門組織が不断の努力を欠かすことなく挑戦し続けている状況であると筆者は認識している。

4-2 具体的な課題への適用事例の発信を行う意義

では、将来の量子コンピュータのユーザとなるビジネス界は先述の論点が解決されることを漫然と待つだけで良いのだろうか。

筆者は、不完全ながらも社会実装に繋がりうる具体的な活用事例を積極的に社会へ提案することが重要だと考えている。それをきっかけに「様々な人の目に止まり、次なる活用アイデアが膨らみ、そこに対して予算が付けられ、この分野の研究を希望する優秀な人材が増え、研究開発に還元されていく」という流れを作り出すことで、持続的な研究開発が進むと期待している。これは量子コンピュータに限らず多くの先進技術についても同様である。

このことから、量子コンピュータの優位性を断定できないながらも、具体的な適用例を示すという動

機のもと、データセンターの電力消費量削減に向けて量子コンピュータの適用検証を実施したのである。

5. おわりに

量子コンピュータが直面している課題は先述した三つの論点以外にも様々ある。それらの課題解決に立ち向かう研究開発に対して、現状は期待感の高まりから国家予算が付けられる領域となり注目を浴びている。しかし、その状況が長く続くかは不透明であり、そのうち世間から目を向けられない領域となる可能性も否定できない。我々のような量子コンピュータを始めとする先進技術の社会実装を目指す者としては、今灯っている灯火を今後も消すことなく灯し続けることが重要だと考えている。より良い社会の創造に向けた技術革新に対して少しでも良い影響を与えることができるよう、今後も歩みを進めていきたい。

6. 参考文献

- [1] 国立研究開発法人科学技術振興機構, “情報化社会の進展がエネルギー消費に与える影響 (Vol.4),” 2021. <https://www.jst.go.jp/lcs/pdf/fy2021-pp-01.pdf>.
- [2] 国立研究開発法人科学技術振興機構, “情報化社会の進展がエネルギー消費に与える影響 (Vol.2),” 2020. <https://www.jst.go.jp/lcs/pdf/fy2020-pp-03-gaiyou.pdf>.
- [3] 環境省, “省エネのための設備の基礎～省エネ対策の基礎知識～,” 2014. https://www.env.go.jp/policy/local_keikaku/training2014/pdf/teitanso03_01.pdf.
- [4] 井澤 知, 熱源設備と電動力応用, 電気設備学会誌, 2014.
- [5] 株式会社野村総合研究所, “ESG データブック 2022,” 2022. https://www.nri.com/-/media/Corporate/jp/Files/PDF/sustainability/library/ESG_Databook2022.pdf.
- [6] University of Waterloo, “Concorde TSP Solver,” <https://www.math.uwaterloo.ca/tsp/concorde.html>.
- [7] H.-S. Zhong, “Quantum computational advantage using photons,” Science, 2020.
- [8] Google, “Quantum Supremacy Using a Programmable Superconducting Processor,” 2019. <https://ai.googleblog.com/2019/10/quantum-supremacy-using-programmable.html>.

事例紹介：保守部品の配送計画最適化の取り組み

上野 瑛士, 伴内 光太郎, 家志 門太, 泓 宏優, 千嶋 博

日本電気株式会社 先端プラットフォーム事業部門 量子コンピューティング事業統括部

Challenges for the delivery plan optimization of maintenance parts

Eiji Ueno, Kotaro Bannai, Monta Yashi, Hiromasa Fuchi, Hiroshi Chishima
Quantum Computing Business Department, NEC Corporation,

NEC と関連会社の NEC フィールドイングは、保守部品の配送計画最適化に量子コンピューティング技術を適用し、2022 年 10 月より現場で本番業務システムの運用を開始した。今回適用した技術は、NEC のベクトル型スーパーコンピュータで動作する擬似量子アニーリング技術である。

具体的には、東京 23 区内に保守部品を供給する NEC フィールドイング東京パーツセンターにおいて、従来人手で行っていた日々の配送計画業務を、擬似量子アニーリング技術を適用したシステムを導入し自動化、効果を上げている。擬似量子アニーリング技術が、企業の業務で適用されて本格運用に至ったケースとしては、おそらく国内外ではじめて公開された事例[1]だ。

本稿では、この業務システムを導入するに至った背景、実際のシステム構築にあたり技術適用にあたって工夫した概要や今後の展望についてまとめる。

Keyword: 組合せ最適化, 配送計画最適化, イジングモデル, アニーリング

1. 物流業界の社会的背景

1-1 「2024 年問題」がもたらす影響

近年、物流業界の危機とされる「2024 年問題」とは、働き方改革関連法により、2024 年 4 月 1 日から物流業界に生じる様々な問題である。主に「自動車運転業務の時間外労働」が年 960 時間に上限規制されることに起因する。時間外労働の上限規制によりドライバー 1 人当たりの走行距離が短くなるため、長距離でモノが運べなくなると懸念されている。さらに付随して、トラック運送業界の売上減少、トラックドライバーの収入減少、荷主企業の配送コスト上昇などの問題が起きると危惧されている。その結果として、2028 年度には全国でトラックドライバーが 27.8 万人不足する[2]と予想されており、2030 年

度には輸送能力の 34%が不足すると推計されている[3]。この問題は、物流業界に限らず、配送業務を持つ企業には重要な課題となっている。

1-2 NEC フィールドイングが抱える 4 つの課題

配送業務における課題は「2024 年問題」だけではない。幅広い機器に対する運用保守サービスを提供している NEC フィールドイングのロジスティクス部門における課題は下記の通り 4 つある。

- ① 2024 年の法規制による配送コスト上昇とドライバー不足
- ② EC 市場拡大によるドライバー不足
- ③ 燃料高騰による配送コスト上昇
- ④ 配送計画の属人化と後継者育成

課題①～③における「ドライバー不足」と「配送コスト上昇」の課題に対し、以前と同様のサービスを行うためには、少ない配送車で以前より効率化された配送計画を立案することが求められる。一方で、配送計画立案においても「④ 配送計画の属人化と後継者育成」の課題がある。

1-3 解決に期待される量子コンピューティング技術

配送計画をコンピュータに解かせる試みは以前から存在する。配送計画はいわゆる「組み合わせ最適化問題」の一つであり、膨大な選択肢の組合せから全ての制約条件を満たした上で、目的関数を最小化または最大化する組合せを見つけることである。配送計画の立案を行う上で、配送ルートの組み合わせは膨大になるため、うまくコンピュータで処理できず人手に頼っていた。これに対し、量子コンピューティング技術はこれまでのコンピュータでは現実的な時間で解くことが難しかった「組み合わせ最適化問題」の求解に期待されている。

2. NEC フィールディングの業務内容

2-1 保守部品ロジスティクス業務の概要

NEC フィールディングの運用保守サービス事業における保守部品ロジスティクス業務は、NEC 製や他社製の法人向け ICT 機器のほか、医療機器や店舗設備、ロボットなどの非 ICT 機器などに故障が発生した場合に、CE（カスタマーエンジニア）が現場に出向いて保守、修理サービスを行っている。

NEC フィールディングの東京パーツセンターは都内南部に約 6000 平方メートルの倉庫を構え、およそ 15 万点の保守部品を保有している。30 台の軽車両と 8 台のバイクを使い、24 時間 365 日体制で 1 日あたり数百カ所に部品を配送している。

2-2 都市圏特有の配送計画

都市圏で保守／修理を行う CE は、公共交通機関を利用して顧客先間を移動する。一方で、配送車は 23 区内をカバーエリアとして、CE が顧客先に到着する時刻に合わせて保守修理作業に必要な部品類を届ける。

この配送計画は、CE の現場到着時間を基に作成した出動計画をもとに、交通事情も加味した上で、配送コストを最小化するために複数の案件の保守部品をまとめて配送している。CE と配送車を別々に顧客先へ到着させている背景には都市圏特有の事情が 2 つある。

1 つ目は、公共交通機関を使用する方が車移動よりも CE の顧客先到着時刻を正確に見積もれることである。CE の到着時刻に合わせて事前に部品を到着させることにより、時間厳守の高いサービスレベルを実現している。

2 つ目は、都市圏では顧客先での駐車場確保が難しいことである。これにより、CE 自身が配送車両を運転して顧客先に出向き、長時間の保守/修理を行うことが出来ない。この事情を逆手に取り、配送車が長時間停止せず、常に顧客先へ部品を配送することで、高い配送効率を実現している。

以上の理由から、NEC フィールディングはお客様への高いサービスレベルの提供と法規制を遵守した都市圏特有の効率的な配送計画を立案している。

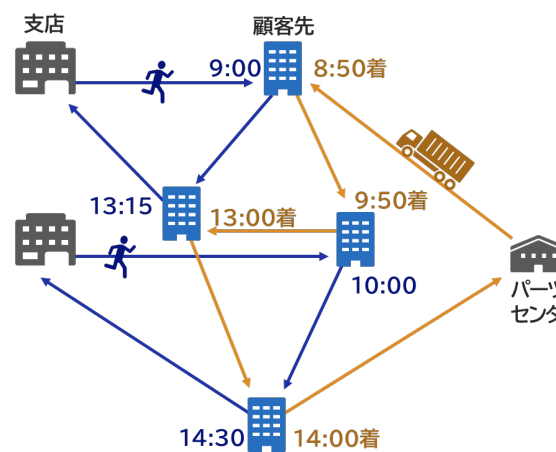


図 1. 配送問題イメージ図

3. 配送計画立案業務の現状と課題

3-1 配送計画立案の現状と難しさ

配送計画立案業務において機器故障への対応依頼があると、CE の派遣を調整すると同時に、保守部品の配送を手配する。保守部品の配送計画は、数百もの配送場所、軽車両やバイクなどの配送手段の選択、一度に複数個所巡る積み合わせによる効率化等を考慮して決定する。これだけでも配送計画の組合せは 10 の 753 乘にもおよび、普通に計算するのは現実的ではない。さらに、本件特有の条件として、図 1 に示す通り CE と配送車を別々の手段で同時時間帯に到着させる必要があり、一般的な物流最適化問題に比べて非常に複雑で難解な問題である。

3-2 配送計画の属人化と後継者育成の課題

これまで、熟練社員が、配送計画の膨大な条件を加味するとともに、「距離は遠くても、こっちを通っ

た方が早い」, 「この曜日は、この道の渋滞が多い」といった経験的な情報も駆使しながら、前日までに受注した配送依頼を2時間程度かけて配送計画の立案を行っていた。仮に熟練社員が配送計画立案をしない場合、配送効率が大幅に低下することが予想されるため配送コストが増加する深刻な課題が生じる。そして配送計画立案業務の後継者を育成するにも膨大な育成時間が必要になるため非常に困難である。

4. 疑似量子コンピュータの活用による課題解決 4-1 VA を活用した配送計画最適化

上述の課題を解決するために、NEC では、大規模な組合せ最適化問題を高速に解くために開発された疑似量子アニーリングマシン、VA(Vector Annealing)を採用した。

アニーリングマシンを用いた最適化では、解決すべき社会課題から組合せ最適化問題を抽出し、これをイジングモデルないしは QUBO(Quadratic Unconstraint Binary Optimization)と呼ばれる形式に落とし込んで処理を行う。以下ではまず、アニーリングマシンを用いて実問題を解く一般的な手順について説明し、その後、本ユースケースで活用されている NEC の VA の特長について紹介する。最後に、本ユースケースでの VA を活用した最適化について概説する。

4-2 アニーリングマシンで実問題を解くステップ

ここでは、世の中の解決すべき課題から組合せ最適化問題を抽出し、アニーリングマシンを用いて適切な解を算出するまでの一般的な流れについて説明する。図2にアニーリングマシンで実問題を解く4つのステップを示す。

第1ステップとして、お客様が抱える課題についてヒアリングを行い、解くべき問題を定義する。

第2ステップとして、第1ステップで定義した問題の中から組合せ最適化問題を抽出する。

第3ステップとして、第2ステップで抽出した組合せ最適化問題を、目的関数と制約条件を含む数式(ハミルトニアン)で表現し、定式化された数式を、アニーリングマシンに入力可能なイジングモデルないしは QUBO 形式に落とし込む。

最終ステップとして、第3ステップで得られたイジングモデルないしは QUBO をアニーリングマシンに投入することにより、最適解ないし有効解を計算する。ここで得られた組合せを評価し、問題の解として採用するかを検証する。結果検証までの一

通りのプロセスを踏んだ後は、制約を満たす解や、より高品質な解が得られるように、パラメータのチューニングを繰り返す。問題のケースによっては、問題分割やアニーリング以外の最適化ソルバ・手法等も組み合わせながら対応していく。

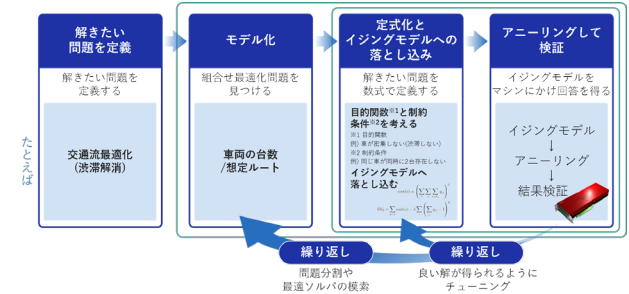


図2. アニーリングで実問題を解くステップ

4-3 VA の特長

NEC が開発する VA は、従来の一般的なアニーリングマシンと比較して、実課題への適用という点において強みとなる3つの特長を有している。

1つ目の特長として、NEC が開発したスーパーコンピュータ SX-Aurora TSUBASA (高速行列計算・高速メモリアクセス) 上でエネルギー計算を行うことにより、高速な求解処理を実現している。

2つ目の特長として、SX-Aurora TSUBASA 1 ユニットで10万ビット級の大規模問題を投入することができる。さらに、複数のユニットを用いて並列に処理することにより、実課題の中で想定される、より大規模な問題を投入して解くことも可能になる。

3つ目の特長として、アニーリング処理において、有効解を効率的に探索する独自のアルゴリズム(制約フリップオプション)が実装されている。[4]

このフリップオプションについて、単純な巡回セールスマン問題(TSP)のケースを用いて解説する。図3は、4都市のTSPにおいて、QUBO変数の配置(右)と、セールスマンの各都市への訪問順(左)との対応を示した例である。QUBO定式化においてTSPは、図3のように、ある時刻 t にある都市 i を訪問するか否かを表すバイナリ変数(1 or 0)を用いて記述されるため、都市数 N とすると、問題空間は $2^{(N^2)}$ と非常に大きい(図4右)。一方、純粋なTSPの制約条件※1を前提とした原問題、すなわち制約条件を満たす実行可能解のみを探索する場合、解の探索空間は $(N-1)!$ である(図4左)。このように、一般的なアニーリングマシンでQUBOを解く場合、制約条件を満たす実行可能解は問題空間の中で非常に少なく、探索効率が悪い。

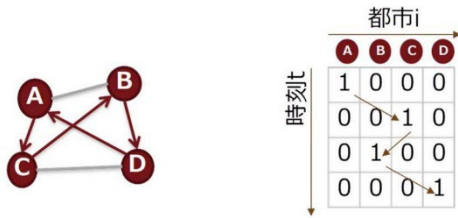


図 3. TSP の問題例(左)と QUBO の変数配置例(右)

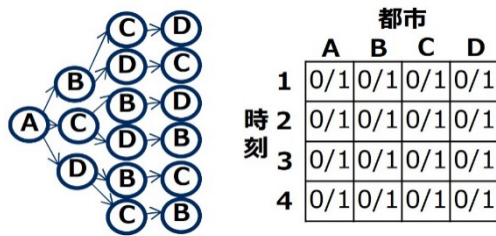


図 4. 4 都市 TSP の問題空間: 原問題(左)と QUBO (右)

前述に対し、フリップオプションが実装された NEC の VA では、アニーリング探索中に、指定された制約条件を考慮することにより、解の探索範囲を絞り込み、効率的に有効解を探索している (図 5, 6)。図 5 のような状態の場合、同じ時刻で 1 つだけ 1 となる one-hot 制約が全ての時刻で満たされるように探索していく※2。制約条件を満たす状態のみを集中して探索することにより、高精度の解を高速に得ることができる。

別の言い方をすれば、フリップオプションを活用すると制約条件を満たす解を得られやすくなるということである。これは、NEC フィールディングの例のように毎日入力データが異なるケースで、入力データのトレンドが多少変化した場合でも安定的に有効解を得られやすくなる。このことは、実社会での実装において大きな強みとなっている。

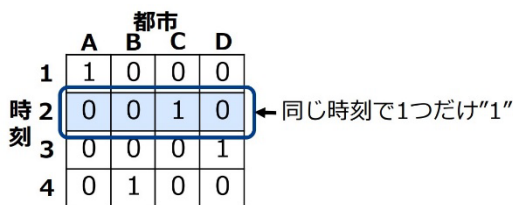


図 5. TSP での制約条件

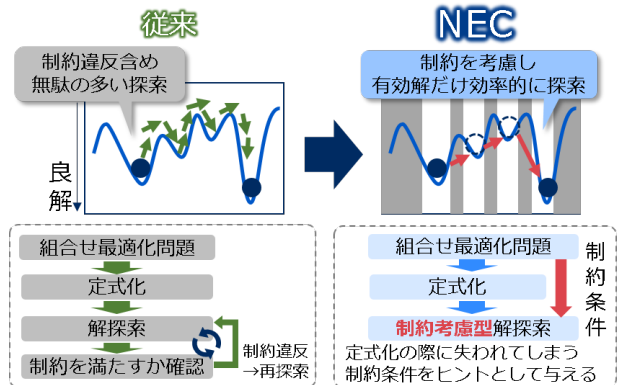


図 6. VA の制約考慮型探索アルゴリズム

※1: セールスマンは各都市を 1 回のみ訪問し、同じ時刻で複数の都市を訪問してはならない。

※2: 例えば、C2 をフリップする場合は変数 A2, B2, D2 のいずれかを同時にセットでフリップする。反対に変数 A2, B2, D2 のいずれかをフリップしようとした場合は変数 C2 を同時にフリップする。これにより時刻 2 における one-hot 制約は満たされたままとなり、制約を満たさない状態を探索せずに済む。

4-4 NEC フィールディング事例における最適化

ここでは、NEC フィールディングの事例において、実際に VA を活用して配送計画を最適化した際の概要について述べる。

NEC フィールディングの業務フローでは、コンタクトセンタが、お客様からの障害対応依頼の連絡をもとに、保守部品の必要な到着タイミング、場所を随時パーツセンターに連絡する。パーツセンターは、上記の依頼をもとに、当日のトラックの割り当てや、どの保守部品をどの順番で輸送するかを決定する。本事例では、このパーツセンターで行われている配送計画に VA を用いた最適化を実装した。



図 7. 保守部品を積み込みパーツセンターに待機している配送車

問題の定式化においては、トラックの走行距離を最小化する目的関数を導入している。制約条件としては、保守部品を漏れなく配送する、CE の到着時間帯に合わせる、全てのトラックは業務時間内にパーツセンターに戻る、等が含まれている。定式化された数式から QUBO モデルを構築し、VA に投入することで、膨大な配送計画の選択肢の中から適切な配送計画を算出した。(図 8)



図 8. 配送計画（ガントチャート）のイメージ

4-5 効果

上述の最適化によって、配送計画を自動生成できるようになり、毎日 2 時間程度かけて行っていた翌日分の計画業務を 12 分にまで短縮することに成功した。生成された計画を、担当者である熟練社員も確認しているが、熟練者が作成したものと同水準であると高く評価している。また、得られた結果の中には、「我々では気付かなかったルート案もある」と、新しい発見に繋がったものもある。

本最適化では、熟練社員にヒアリングを重ねて、

彼らの豊富な経験に基づく知見も計算条件に組み込んでいる。そのため、道路の混雑状況など、これまでは属人的で暗黙知でしかなかったノウハウを、本最適化を通して形式知化することができた。豊富な経験を持つ貴重な熟練社員には、配送計画以外の業務でも活躍してもらえらる環境になるため、運用保守サービスのさらなる価値向上が期待できる。

今後は、さらにパラメータのチューニングを重ね、システムを適用する業務範囲や対象エリアを拡大していくことにより、稼働する配送車の数や走行距離、コストをさらに削減し、配送効率を最大 30% 効率化できると見込んでいる。

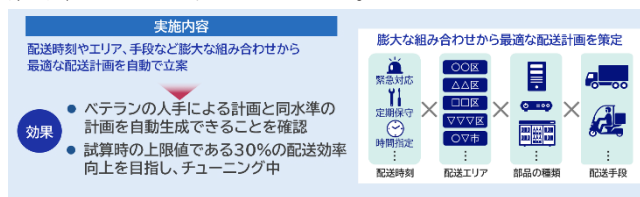


図 9. 本事例における配送計画最適化の効果サマリ

5. 今後の展望とまとめ

5-1 NEC フィールディング配送計画業務の今後

本システムは、2021 年末から数カ月の現場での評価を経て 2022 年 10 月に東京 23 区内の、前日までに確定した翌日分の保守作業に対する配送計画の自動化を行うシステムとして本番稼働を開始した。

今後システムの拡張を含め以下の適用拡大を計画している。

① 近々では東京 23 区内と同様の業務を行っている大阪市内への横展開。

② 今回は前日までに確定した保守作業を対象としたが当日に入る緊急配送業務も含めリアルタイムに配車計画をたてる運用に改善。

上記②の緊急配送業務への対応は、刻々と配送地点が追加されることで、最適化対象のデータが刻々と増えることとなる。つまり、より高度な最適化手法の模索と運用での対応が求められるわけだ。反面、リアルタイム配車計画が実現すると、緊急配送用に個別にトラックを手配していたケースが減ることで、トラック台数と走行距離削減への効果が期待される。このため、既の実現に向けた検討と現場での検証を本格化しており、2023 年度より運用開始となる見込みだ。

5-2 VA 最適化を経営者の意思決定支援に応用

NEC フィールディングでの適用において、VA による最適化は、変化した状況下においても現実的な

時間内に適切な解を出すことが出来る強みを持つことが分かった。

その強みを応用すれば、本システムを応用することで、「もし事前に分かっていたならこう判断したのに…」をコンピュータ上で検証することが可能となる。ビジネスに変化を加えた際の効果を事前にシミュレーションし、その対処のヒントを知ることが出来れば、経営者の意思決定において非常に有用なツールとして活用できる。

具体的には、一般的な配送業務を例として考えると「もし、配送にかかる時間に応じた配送料金を提供するのであれば、どのような料金設定が良いか」を決定する業務課題が想像できる。

緊急性の高い配送依頼はコストを上乗せし効率を度外視で最早配送、急ぎでない配送依頼に対しては効率化を重視する配送を計画する。過去の配送データに対し、要求に応じた納期を想定して配送料金を設定し、VAによる最適化を実行する。つまり様々なケースをシミュレーションすることで、何パーセント効率化出来るかを定量的に事前に知ることが出来る。これにより、配送料金の原価の大きな部分を占める輸送費の想定が付き、適切な料金を設定することができる、というようなイメージだ。

5-3 最終目標はデジタルツイン

これまで述べた通り VA 最適化を業務に適用する効果は、属人化脱却、業務時間の短縮という現場視点の業務課題の解決にとどまらない。最適化を常にリアルタイムに回し続けることで、経済的効果を出すことが可能となる。

また、過去データや AI によって予測された未来データをインプットとし、様々な事業パラメータを変えて VA 最適化を活用してシミュレーションを行えば、経営者が経営判断を行う場合に必要となる有益なデータをアウトプットできる。これは現実世界の情報をもとに、仮想 (デジタル) 世界に「双子」を構築し、さまざまなシミュレーションを行う、まさにデジタルツインそのものである。

NEC は VA による最適化を、顧客課題を顧客価値へ変えるデジタルツイン構築の強力なツールの一つとして位置付け、今後も一層の機能・性能の強化を図っていく予定である。

[1] 2023 年 1 月時点の NEC 調べ

[2] 国土交通省近畿運輸局 「[トラックドライバー需給の将来予測](#)」

[3] 「物流の 2024 年問題」の影響について (NX 総合研究所) [Microsoft PowerPoint - set CŽ \(mlit.go.jp\)](#)

[4] 鷹野 英美代, 鈴木 基己, 小林 悠記, 荒木 拓也, "組合せ最適化問題における制約条件を考慮した QUBO ソルバ", 信学技報 119(313), pp.15-20, 2019

イジングマシンによる勤務シフトの自動作成とその実証

齋藤 和広^{*1,*2} 岡本 浩尚^{*1} 山本 啓介^{*3} 川田 慎人^{*4}

KDDI 株式会社^{*1}

株式会社 KDDI 総合研究所^{*2}

株式会社日立製作所^{*3}

株式会社 KDDI エボルバ^{*4}

Demonstration of Automatic Work Shift Creation by Ising Machine

Kazuhiro Saito^{*1,*2} Hironao Okamoto^{*1} Keisuke Yamamoto^{*3} Norihito Kawada^{*4}

KDDI Corporation^{*1}

KDDI Research, Inc.^{*2}

Hitachi, Ltd.^{*3}

KDDI Evolva, Inc.^{*4}

論文概要

勤務シフトは、スタッフの勤務条件や時間帯ごとの必要人員数など多くの要件があり、従来は対象が百名規模でもその作成の自動化が困難であった。そこで、量子インスパイアード技術により組合せ最適化問題を高速に解くことが可能なイジングマシンを活用し自動作成を試みた。業務実証として、KDDI エボルバ社のコンタクトセンターのスタッフ 99 名を対象に、当該手法で勤務シフトを自動作成し、実勤務へ適用した。その結果、作成にかかる時間を 5 割以上短縮できることを確認した。さらに、当該スタッフに調査した結果、その 92%が勤務シフトの自動作成に肯定的な回答であった。

Keyword: Ising machine, Annealing, Combinatorial optimization problem, Shift scheduling problem

1 はじめに

勤務シフトは、従業員の勤務時間を固定せず、一定の時間帯ごとに勤務する従業員を決めるために作成される。勤務シフトの作成は多くの業界で行われる重要な業務である。勤務シフトが作成される例として、工場の作業員、病院の看護師、飲食店のスタッフ、製品サポートのスタッフなどが挙げられる。これらの勤務シフトは、スタッフの契約条件や勤務希望、スキル要件などの勤務条件を満たすだけでなく、時間帯ごとの必要人員数を満たす必要があり、非常に複雑な条件のもとで作成される。

勤務シフトの作成はシフトスケジューリング問題と呼ばれ、多項式時間で解くことが困難な問題であることが知られている[1]。多数ある条件を完全に満たすことは困難なため、一部の条件を緩和して未達成度を最小化する条件とし、組合せ最適化問題としてできる限り条件を守るように解くことが一般的である。特に看護師を対象とした勤務シフトの自動作成は古くから研究が行われており、タブーサーチなどのヒューリスティックな組合せ最適化手法を用いて近似解を求めるアプローチ[2]などが検討されている。また、勤務シフトを作成するソフトウェア

製品やクラウドサービスも多数存在する。しかし、百名規模の勤務シフトの作成においては、これらを利用して十分に条件を満たせず、人による手直しによって、全て手動で作成した場合よりも時間を要していた。

近年、ヒューリスティックな組合せ最適化手法として、量子アニーリング[3]が注目を集めている。量子アニーリングは、量子力学の原理を利用して高速に組合せ最適化問題の解を探索することが可能な手法で、様々な問題でその効果を検証する実験が行われている。勤務シフトの作成に関しても量子アニーリングの適用が検証され、他の手法と比較して高速性に優れ、良い近似解が得られることがわかっている[4]。しかし、評価した勤務シフトの作成条件は限定的であり、現在の量子アニーリングの実装では適用できる規模が非常に小さく、また安定して良い近似解を得ることができない。

一方で、量子アニーリングと同様に組合せ最適化問題を解くためのマシンとして、量子インスパイアード技術を活用したイジングマシンも注目が集まっている。イジングマシンは、量子アニーリングの古典的な手法（シミュレーテッドアニーリングなど）をソフトウェアや専用のハードウェアで実装したものである。高速性では量子アニーリングに劣るものの、より大規模な組合せ最適化問題に適用でき、かつ安定して良い近似解が得られることが期待される。

本稿では、このイジングマシンを利用した勤務シフトの自動作成を実際の業務で実証した事例を紹介する。勤務シフトに従って勤務している KDDI エボルバのスタッフを対象に、日立製作所製のイジングマシンである CMOS アニーリング[5]で勤務シフトを作成する評価を行った。さらに、作成した勤務シフトを実際の勤務へ適用し、そのスタッフに対してアンケート調査を行った。

2 勤務シフトの自動作成

2-1 問題設定

勤務シフトの作成の対象は、実サービスのチャットサポートを担当するスタッフである。スタッフが割り当てられるシフトは、業務の種類ごとに勤務時間で定義される。例えば、ある業務において早番の 9:00-18:00 や遅番の 12:00-21:00 など勤務時間ごとに複数種類のシフトが存在し、その他の業務に関しても同様に複数種類のシフトが存在する。勤務するスタッフは、雇用契約に基づいて勤務条件が設定されている。この条件には、勤務可能な時間帯や、合計

勤務回数、合計勤務時間、最大連続勤務回数、年次有給休暇回数などがある。業務の種類に対しても、スタッフごとに可能な業務やその中の優先度が設定される。加えて、各スタッフの要望として、勤務可能な時間帯の一部変更や、合計の勤務回数・勤務時間の変更、希望シフト、休日希望日、年次有給休暇希望日などが適用される。さらに、チャットサポートの需要などから、時間帯ごと、業務ごとに必要人数が設定される。割り当てられるスタッフの人数は、この必要人数に対して、不足するとチャットサポートの品質が低下し、超過すると過剰な人員配置となるため、等しくなることが好ましい。

勤務シフトの自動作成では、これらのスタッフの勤務条件と要望を満たし、かつ必要人数と等しくなるよう、一日ごとにすべてのスタッフのシフトを決定する。したがって、勤務条件と要望を制約として、必要人数と割り当て人数の差分を最小化することを目的とした組合せ最適化問題となる。

2-2 イジングマシンの活用

イジングマシンは組合せ最適化問題を QUBO (Quadratic Unconstrained Binary Optimization) 問題と呼ばれる二次の制約なしバイナリ最適化問題へ定式化することで利用できる。定式化された QUBO 問題は、元の問題の制約を目的と同様に最小化対象とするため、必ずしも制約が守られるとは限らない。そのため、それぞれの制約に対してパラメータを設定し、できる限り制約が守られるようにパラメータをチューニングする。特に必須としたい制約はパラメータを大きく、優先度の低い制約はパラメータを小さく設定する。また、目的の必要人数に関しても、同様にパラメータを設定することで、特定の時間帯や業務を優先することが可能となる。

イジングマシンはヒューリスティックな組合せ最適化のソルバーであり、得られる解は近似解で、必ず最適解となるのではない。この近似解も必ず制約を満たしているとは限らないため、複数回実行していくつかの解を出力し、必須となる制約の違反をチェックしたうえで制約違反が少なく目的の値がより良い解を選択して利用する。

3 業務実証

3-1 本実証の目的

本実証は、イジングマシンを利用した勤務シフトの自動作成が実際の業務で利用可能であることを検証することが目的である。作成した勤務シフトは、実サービスのチャットサポートを担当する KDDI エ

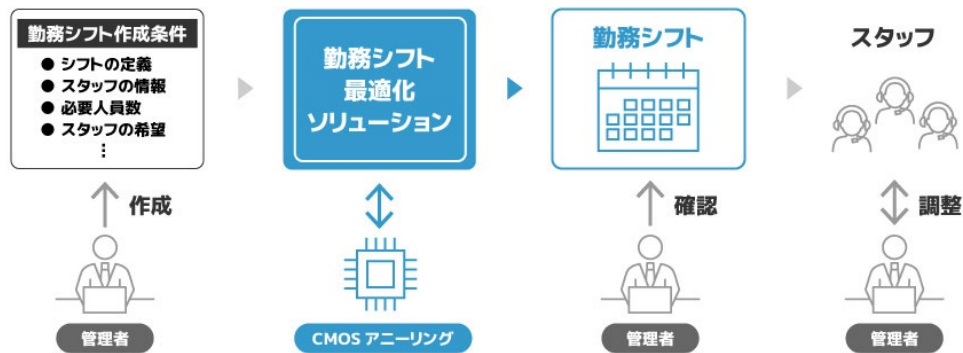


図 1 イジングマシンによる勤務シフト作成の業務実証シナリオ

ボルバのコンタクトセンターのスタッフを対象とした。業務実証として、イジングマシンによる最適化の時間だけではなく、勤務シフトを作成するために必要なデータの収集時間や、作成した勤務シフトの確認・修正時間も考慮して評価した。さらに、勤務したスタッフから見た勤務シフトの品質も評価した。

3-2 実証内容

従来の勤務シフト作成の業務は、チャットサポートを担当するスタッフを管理する管理者が手動で実施している。管理者は、スタッフから勤務の要望を収集したうえで、その要望と勤務条件、必要人数から一か月分の勤務シフトを作成し、スタッフへ配布して確認を依頼する。スタッフは自身の勤務シフトを確認し、必要に応じて管理者へ修正を依頼する。本実証では、このうち勤務シフトの作成のみをイジングマシンで自動化した。なお、イジングマシンには日立製作所製の CMOS アニーリングを利用した。

図 1 に本実証のシナリオを示す。まず、管理者があらかじめ収集したスタッフの要望と、勤務条件および必要人数を決められた形式のファイルに入力する。この勤務シフト作成条件をもとに、CMOS アニーリングで最適化を実行して勤務シフトを自動作成する。ここで、必要に応じて何度か最適化を実行し、パラメータのチューニングを行う。勤務シフト作成条件を CMOS アニーリングで実行可能な QUBO 問題に変換する処理と最適化処理の実行には、日立製作所が提供する勤務シフト最適化ソリューション [6]を利用した。最適化して作成した勤務シフトは、管理者によって確認・修正が行われ、スタッフに配布される。スタッフは従来の業務同様、シフトを確認し、必要に応じて管理者へ修正依頼を行う。

本実証では、KDDI エボルバの北海道地区事業所に勤務する 99 名のスタッフを対象に一か月分の勤

務シフトを作成し、イジングマシンを利用した場合の業務と従来の業務を比較した。評価指標として、勤務シフト作成にかかった時間を計測した。具体的に、勤務シフト作成条件の作成時間と、勤務シフトの作成時間、勤務シフトの確認・修正時間を計測した。その後、自動作成した勤務シフトの評価としてスタッフに以下の四択のアンケートを実施した。

- 違和感なし
- 変更なしで許容可能
- 変更必要だが許容可能
- 手作成希望

3-3 実証結果

業務実証として 3-2 節で述べた実証シナリオを実行し、勤務シフト作成業務の時間を計測した結果が表 1 である。従来の業務では 11 時間かかっていた勤務シフト作成が、イジングマシンを利用することで 5 時間に短縮できることを実証した。なお、従来の業務の時間は、実証対象の事業所において最もベテランの管理者が勤務シフトを作成した時間であり、勤務シフト作成の時間は人によってさらに時間を要する。従来の業務の勤務シフト修正は、その勤務シフトを管理者が作成しているため発生しない。実証結果の勤務シフト作成時間については、パラメータのチューニングのために最適化を複数回実行した時間も含まれる。

表 1 勤務シフト作成業務の時間

作業	従来	実証結果
条件作成	2.5 時間	2 時間
勤務シフト作成	8.5 時間以上	0.5 時間
勤務シフト修正	-	2.5 時間
合計	11 時間以上	5 時間

この結果から、勤務シフト作成の業務にかかる時間を5割以上削減できることがわかった。作成された勤務シフトの確認にある程度時間を要するものの、それを上回るほど、勤務シフトの自動作成が高速に行われた。また、今回は勤務シフト条件を一から作成したが、実際に業務活用して毎月自動作成することを考えると、勤務条件が大きく変わることがないため、条件作成の時間は短縮できると考えられる。従来の業務の勤務シフト作成に関しても、今回実証に参加した管理者はベテランであり、長期休暇や異動などで管理者が変更された場合により時間を要することから、イジングマシンによる自動作成は今回以上の効果を発揮できるとともに、そのようなリスクの回避にもなると考えられる。勤務シフトの品質も、管理者が確認した結果、修正は最小限のものであった。

本実証で作成した勤務シフトを管理者からスタッフへ配布した後については、スタッフの要望による修正量は従来と実証時で同程度であった。その後、本実証の対象のスタッフに四択のアンケートを実施し、65人が回答した。その結果が表2で、92%が許容可能と肯定的な回答をし、65%が変更なしで許容可能という回答であった。

表2 イジングマシンで自動作成した勤務シフトに関するアンケート結果

違和感なし	変更なしで許容可能	変更必要だが許容可能	手作成希望
32	12	16	5

アンケートの結果から、十分に業務適用可能な品質の勤務シフトが作成できたと考えられる。一方で、変更が必要であったスタッフも一定数存在している。これらは、個別の希望が一部反映されなかったなど、最適解ではなく近似解を出力するイジングマシンの特性上の結果と言える。また、本実証時に考慮できていなかった制約も見つかっており、制約を改善することで、変更の必要なスタッフを減らすことができる可能性も示唆された。

4 まとめ

本稿では、イジングマシンを利用した勤務シフトの自動作成を実際の業務で実証した事例を紹介した。実証の結果、勤務シフトの作成にかかる時間を5割以上短縮できることを確認し、実証後の調査で、92%

のスタッフが勤務シフトの自動作成に肯定的な回答が得られた。したがって、イジングマシンによって勤務シフトの作成業務を改善できることがわかった。今後、効果をより高めるための改善を行うとともに、本業務での実導入を検討していく。

参考文献

- [1] Fred Glover and Claude Mcmillan, "The general employee scheduling problem: An integration of MS and AI," *Computers & operations research*, vol. 13, no. 5, pp. 563–573, 1986.
- [2] Ahmed Oughalime, Wan Rosmanira Ismail, and Liong Choong Yeun, "A tabu search approach to the nurse scheduling problem," In *IEEE International Symposium on Information Technology*, 2008.
- [3] Kadowaki and H. Nishimori, "Quantum annealing in the transverse Ising model," *Phys. Rev. E*, vol. 58, no. 5, pp. 5355–5363, 1998.
- [4] N. Hamada, K. Saito, and H. Kawashima, "Applying Quantum Annealing for Shift Scheduling Problem for Call Centers," *International Journal of Networking and Computing*, vol. 13, no. 1, pp. 2-17, 2023.
- [5] 日立製作所, CMOS アニーリング, https://www.hitachi.co.jp/products/it/finance/solutions/application/common/CMOS-annealing_cloud/index.html
- [6] 日立製作所, 勤務シフト最適化ソリューション, <https://www.hitachi.co.jp/products/it/finance/solutions/application/common/CMOS-PersonnelShift/index.html>

DXにおける量子コンピュータの役割

田中 孝^{*1}

株式会社グルーヴノーツ^{*1}

The role of Quantum Computers in Digital Transformation

Takashi Tanaka ^{*1}

Groovenauts, Inc. ^{*1}

DX (Digital Transformation) は、企業にとって不可欠な取り組みである。グルーヴノーツは、先端技術を用いて、生産工程や物流・サプライチェーン分野の DX・課題解決に取り組んでおり、テクノロジー（ツール）の一つに量子コンピューティング技術（主に量子アニーリング・イジングマシン）を積極的に活用している。グルーヴノーツの課題解決のアプローチは、社会的な課題から俯瞰して問題を分解し、DX 推進において必要な技術を必要と場所に適用することにポイントがある。これらを統合的にサポートできる自社のクラウドプラットフォーム「MAGELLAN BLOCKS (マゼランブロックス)」、およびその活用事例をご紹介します。

Keyword: グルーヴノーツ, MAGELLAN BLOCKS, 量子アニーリング, DX, Digital Transformation

1 企業に求められる DX

企業にとって外部環境の変化が激しい中でも競争優位性を保つために、DX (Digital Transformation) は重要なテーマであると言え、各社は専門の組織・担当者を作るなどして、DX 推進に取り組んでいる。

1-1 2025 年の崖

経済産業省は 2018 年、DX レポート¹⁾ で次のように、既存システムの問題点や DX の必要性を提起した。

「あらゆる産業において、新たなデジタル技術を活用して新しいビジネス・モデルを創出し、柔軟に改変できる状態を実現することが求められている。しかし、何を如何になすべきかの見極めに苦勞する

とともに、複雑化・老朽化・ブラックボックス化した既存システムも足かせとなっている。複雑化・老朽化・ブラックボックス化した既存システムが残存した場合、2025 年までに予想される IT 人材の引退やサポート終了等によるリスクの高まり等に伴う経済損失は、2025 年以降、最大 12 兆円/年（現在の約 3 倍）にのぼる可能性がある。」

国内企業が DX の実現に至らないのは、まさにこの予想が当てはまる。現在の運用・現在のシステムを正として DX プロジェクトをスタートさせる、もしくは、現状どのような事業ドメインの制約に基づいて業務をしているかを分析しようと、ブラックボックス化したシステムや運用を深掘りすることになり、いわゆる「パンドラの箱」を発見することになる。

1-2 DX 推進における問題点

IDC Japan 株式会社は、DX を「企業が外部エコシステム（顧客、市場）の破壊的な変化に対応しつつ、内部エコシステム（組織、文化、従業員）の変革を牽引しながら、第3のプラットフォーム（クラウド、モビリティ、ビッグデータ/アナリティクス、ソーシャル技術）を利用して、新しい製品やサービス、新しいビジネスモデルを通して、ネットとリアルの両面での顧客エクスペリエンスの変革を図ることで価値を創出し、競争上の優位性を確立することを指す。」と定義¹⁾している。これは、「世界最先端デジタル国家創造宣言・官民データ活用推進基本計画」（令和2年7月17日閣議決定）²⁾においても踏襲され、現在のDXの定義とされている。

つまり、単純にITや技術を導入するだけではなく、企業風土や従業員の意識改革をあわせて進めることが重要なポイントになるといえる。

DXの取り組み、そのプロジェクトの多くは、PoC（概念実証）のフェーズで頓挫すると言われる。これは、システム導入効果を測ることに終始してしまい、新しい付加価値を創出するプロセスが置き去りになり、単なるシステム導入に留まってしまうことが問題であると考えられる。

現状の足かせやパンドラの箱のような、DXを拒む要因を改善しながらプロジェクトを成功させるためには、ツールの導入だけに目を向けるのではなく、従業員教育やITリテラシー向上、既存の運用を積極的に変えていくような現場の変革もあわせて必要になると強く感じている。

1-3 当社のDX推進アプローチ

各社の課題は必ずしも、現状から一層の最適化を図っていくこととは限らない。DX化の前提には、次のような環境を作っていくことが大切だと考える。

- (1) 現在何が起きているかを正確に把握できること
- (2) 未来の状況を正確に予測できること
- (3) さまざまなデータを掛け合わせて、より良い状態を思考/試行することができること
- (4) 関わるすべてのメンバーが、こうした情報を積極的に使うことができること

もちろん、このようなデータ活用ができる状態と

は、現場の柔軟な運用変更や担当者のリテラシー向上を同時に図ったうえのことである。

2 グルーヴノーツの取り組み

2-1 課題の抽出

DXプロジェクトは、テクノロジーだけが唯一の切り口になるわけではなく、顧客に伴走し、顧客にあわせて推進する必要がある。それにはまず、顧客における課題、事業の構造（収益構造）・制約を適切に抽出することが必要になる。

ここで抽出された課題およびドメイン制約が、組み合わせ最適化問題として定義可能であれば、量子コンピューティング技術（以下 量子アニーリングと記す）の活用が候補に挙がる。ここでは、対象の問題が、一般的かつシンプルな組み合わせ最適化問題パターンと近似性があるか、また、当てはまる場合は現状の量子アニーリングで解ける問題サイズであるかを同時に検証する。

2-2 技術的アプローチ

顧客の課題解決にあたり、それが特定の組み合わせ最適化問題を解くことで可能な場合は、量子アニーリングを活用する。一方で、量子アニーリングを用いることが必ずしも相応しくない場合には、古典コンピュータ（クラウドコンピューティング）の技術で処理を実装するアプローチを取る。

複雑かつ多様な社会課題を解決するには、複数の技術を組み合わせた対応が求められると考える。最新のコンピューティング技術やアルゴリズムはもとより、旧来からの古典的な手法も含めて解決のアプローチを探ることが、極めて重要だといえる。

また、グルーヴノーツ独自の SaaS 型サービス「MAGELLAN BLOCKS（マゼランブロックス）」³⁾を用いることで、高速にプロトタイプ構築・検証を行うことができる。これにより、早期の段階でKPIの達成状況を確認しながらPDCAサイクルを回してプロジェクトを推進することが可能となる。

このように、量子アニーリングやその他の技術を組み合わせることで問題を解くこと、量子アニーリングの一択ではないことが、当社がむしろ多くの量子アニーリング適用事例（図1）を有している理由に他ならないと考える。



図 1：量子アニーリング活用事例の一部

2-3 「MAGELLAN BLOCKS」の機能

グルーヴノーツの「MAGELLAN BLOCKS」は、DXに必要な要素技術を簡便に利用できる環境を用意している。「MAGELLAN BLOCKS」を利用することで、素早くアジャイルにプロトタイプシステムの実装や検証を行うことができる。「MAGELLAN BLOCKS」では、大きく以下の機能を有している。

- (1) IoT データの受信・取り込み機能
- (2) データ分析機能
- (3) データ可視化機能
- (4) データ処理作成・自動実行機能
- (5) AI・機械学習機能

- (6) 量子アニーリングの組み合わせ最適化機能
- (7) 簡易なユーザー操作画面機能

これらの機能を複合的に利用することで、プロトタイプシステムの実装が容易にできる (図 2)。

2-4 データ活用リテラシーの醸成

各社の従業員がデータ活用のリテラシーを高めていくことは、何よりも肝要である。

グルーヴノーツでは旧来から、子ども向けのテクノロジー教育事業として「TECH PARK (テックパーク)」を展開している。子どもたちは、遊びの中でテクノロジーを使う経験を通じて、楽しみながら IT リテラシーを身につけていく。すると子どもでも、大人が仕事で扱うような高度な AI を上手にすなりと使いこなせるようになる。そうした学び方は企業からの関心が高く、多くのご要望をいただき、現在は企業向けトレーニングプログラムへと発展させ、IT リテラシー研修やデータ活用ワークショップなどの各種教育メニューを取り揃えている。DX プロジェクトの推進にあたり、必要に応じてこのトレーニングプログラムを加えることで、顧客におけるデータ活用の土壌の醸成を図っている。



図 2：さまざまな機能の“ブロック”をつなぐことで、プロトタイプシステムを容易に構築できる「MAGELLAN BLOCKS」

当社のデータ活用ワークショップは、データにまつわるアイデアソンのようなプログラムとなっており、事業や組織の潜在課題や課題解決のアイデアを引き出す効果も期待できる。このデータ活用ワークショップで出てきた課題やアイデアに対して新たにDXプロジェクトを立ち上げることは、一つの成功パターンになると考えている。

3 量子アニーリング活用事例

グルーヴノーツにおいて量子アニーリングの活用は、サプライチェーン改革にあたる領域が多い。それは大きく、次のように分類でき、それぞれの領域において各社とともにプロジェクトを推進している。

- (1) 生産計画
- (2) 在庫計画
- (3) ワークフォースマネジメント
- (4) 基幹物流
- (5) ラストワンマイル物流

3-1 「土砂運搬計画の最適化」事例

清水建設株式会社と共同で実施した、量子アニーリング活用による土砂運搬計画最適化のプロジェクトについて紹介する⁴⁾。これは、土木工事においてダンプトラックが土砂の搬出場所と搬入場所等を行き来する際に、各所での運搬条件や道路の渋滞状況などを踏まえて最適な経路をリアルタイムに導き出すという事例になる（図3）。

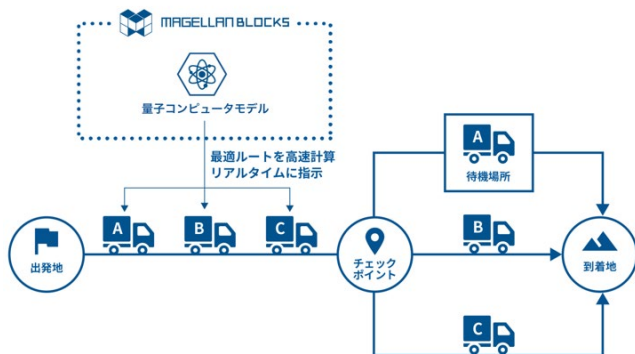


図3：土砂運搬計画の最適化プロジェクトイメージ

対象となる工事現場では、土砂の搬出入場所の往復に高速道路と一般道路の2経路を使用しており、高速道路においては経路途中で待機場所を有してい

る。土砂が発生する搬出場所から搬入場所に向かい、また搬出場所に戻る過程を1往復とし、1往復中は同一の経路を走行するという条件がある。

従来は経路が複数ある場合には、ダンプトラック毎に当日の経路を固定していたが、この方法では突発的な渋滞などへの対応が難しく、状況に応じたりアルタイムなルート選択が課題になっていた。そこで本プロジェクトでは、道路の渋滞状況や待機場所の混雑状況といった走行に関わる情報をリアルタイムに取得し、量子アニーリングを用いてその時点での最適な経路を導出、ダンプトラックのドライバーに経路の指示を出すという試行を実施した。

走行実証は、4日間に渡り計29台のダンプトラックを対象に実施した。その結果として、従来法と比べて量子アニーリングを用いた場合について、次の3点の効果を確認することができた。

(1) 1往復あたりの運搬時間は、最適化を図ることで高速道路では8分、一般道路で6分の時間短縮につなげることができた。運搬時間は土砂の積込対応などさまざまな要因が絡むものの、量子アニーリング活用により運搬にかかる時間短縮化に一定の効果があつたと考えられる。

(2) 工期短縮を図るうえで、1日あたりの運搬量を増やすことが肝要となる。(1)で示した1往復あたりの運搬時間短縮によって、対象の現場では1日あたり平均50トン(10トンダンプトラックの5往復分に相当)の運搬量増加を図ることができるとわかった。

(3) カーボンニュートラルの推進に向け、(一社)日本建設業連合会では、施工段階の二酸化炭素(CO2)排出量について、施工高あたりの原単位(t-CO2/億円)を2030年に1990年と比較して25%削減するという目標を掲げている⁵⁾。CO2排出量算定方法の一つである燃料法⁶⁾を用いて算出・比較すると、運搬時間短縮に伴い1往復あたり約10%のCO2排出量削減が可能となった。

なお、本実証はダンプトラックの台数や経路数が限られていたことから、古典的手法でも解法はあるものと考えられるが、都市土木や今後のさまざまな現場への適応を考慮し、量子アニーリングを活用した試行を実施したものである。

4 おわりに

このようにグローヴノーツでは、量子コンピューティング技術や他のさまざまな技術を活用しながら、DX、課題解決を進めていくことをご理解いただければ幸いです。また、こうした技術は、あくまでデータを活用するための道具（IT ツール）であって、道具を使いこなすために教育やリテラシーの醸成が欠かせない点も心得ておいていただきたい。

当社も、日本の企業の一員として、量子コンピューティング技術の活用推進において可能な限りの力を尽くしていきたい所存である。興味をお持ちいただけるようなら、ぜひとも一緒に新たなチャレンジに取り組めることを楽しみにしている。

参考文献

- 1) 経済産業省(デジタルトランスフォーメーションに向けた研究会), 「DX レポート ～IT システム「2025年の崖」の克服とDXの本格的な展開～」, https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/digital_transformation/20180907_report.html
- 2) 世界最先端デジタル国家創造宣言・官民データ活用推進基本計画(令和2年7月17日閣議決定), <https://cio.go.jp/node/2413>
- 3) グローヴノーツの「MAGELLAN BLOCKS」ホームページ, <https://www.magellanic-clouds.com/blocks/>
- 4) 清水建設株式会社 宮岡香苗, 株式会社グローヴノーツ 田中孝他著, 量子コンピュータを活用したダンプトラックの土運搬経路最適化の試行, 令和4年度土木学会全国大会第77回年次学術講演会, 公益社団法人土木学会
- 5) (一社)日本建設業連合会, 2017年度CO2排出量調査報告書, p. 1
- 6) 経済産業省・国土交通省, 物流分野のCO2排出量に関する算定方法ガイドライン, p. 4

離散事象シミュレーションソフト FlexSim の

特長と活用事例

横田 貴史 佐藤 真樹
株式会社 ゼネテック

Features and Application Examples of FlexSim, Discrete Event Simulation Software

Takafumi Yokota Maki Sato
Genetec Corporation

論文概要

国内産業は生産性向上が至上命題として社会的に要請されているが、現場の効率化のための投資は十分に進んでいないのが現状である。その原因として設備投資の費用対効果が定量的に予測できないことが考えられる。そこで筆者は、設備投資の費用対効果を検証する手法として離散事象シミュレーションソフト FlexSim の活用を提案する。本稿では FlexSim の理論的背景を簡略に説明し、主たる特長であるユーザビリティの良さや最適化機能について解説する。そして株式会社パワーエックスの事例を通じて実運用での成果を紹介する。

Keyword: Discrete Event Simulation, Operations Research, Factory, Warehouse, Optimization,

1. はじめに

近年、COVID-19 の影響に加え、世界情勢の変化が長引く国際サプライチェーンの混乱を招き、資材の深刻な供給不足や、円安も後押しする形で価格高騰が続いている。国内の製造業は、従来の人手不足に加えて、これらの課題に対処しなくてはならず、これまで以上に、コストを削減しつつ品質や生産性を向上していく取り組みが必要となる。 [1]

生産性や効率性の向上のために、ロボット化や IoT 化などに代表される製造 DX の機運が高まってはいるが、その効果を定量的に事前検証できないため導

入提案が通りづらいという問題がある。膨大な時間と労力をかけて設備投資やレイアウト変更を実施しても、効果がなかったとなれば現場に多大な負荷をかけただけに終わってしまう。そのため、事前に検証が得られなければ、製造現場は効率化に向けた取り組みに消極的にならざるを得ない。

この問題を解決するには、仮想空間上で、現場（物理空間）と同じ状況を「デジタルツイン」として構築することが有効である。

コンピュータ上に現場を再現し、様々な条件で稼働させて分析することで、ボトルネック工程を特定

できることはもとより、加工機械や無人搬送車（AGV）、自律移動型ロボット（AMR）の投資効果を定量的に検証することが可能となる。さらに、AIを活用することで作業計画やリソース配置の最適化も行える。

このようにデジタルツインを活用して定量的な分析をすることで、改善案の価値を客観的に判断できるため、効果的な投資を積極的に実施することが可能となる。

しかしデジタルツイン活用が普及するためには、正確かつ高速かつ使いやすいツールが存在が必要である。そのようなツールの筆頭として挙げられるのが、筆者が所属する株式会社ゼネテックが日本総代理店として、販売・保守・SIを行う離散事象解析3Dシミュレーションソフト「FlexSim」である。[2]

本稿では、FlexSimの技術的背景と特長、株式会社パワーエックスでの活用事例について述べる。

2. FlexSimの技術的背景と特長

2-1 技術的背景

FlexSimは待ち行列理論に基づいた物流・人流の3Dシミュレーションソフトである。待ち行列理論とは、例えば飲食店にできる行列のように、利用客があるサービスを受けるために行列をなすという現象を数理的にモデル化するための理論である。

工場の生産ラインも、部品が組立や加工といったサービスを受けるとみなせば、典型的な待ち行列モデルである。そのため、製造ラインを待ち行列モデル化してシミュレーションを行うことで部品の滞留や欠乏を起こさない設計・運用を導き出すことができる。

このような待ち行列に基づくシミュレーションは、離散事象シミュレーション(discrete-event simulation)と呼ばれ、工場や物流倉庫、医療施設、商業施設など、物流・人流を扱う現場においてオペレーション最適化のために活用されている。

次節では、離散事象シミュレーションソフトのなかでも、FlexSimが持つ独自の特長について述べる。

2-2 特長

本節では、FlexSimの特長を2点取り上げて論じる。

2-2-1 ユーザビリティ

FlexSimは、シミュレーションソフトやプログラミングに馴染みのないユーザーでも直感的に操作してモデリングできるよう、ユーザーフレンドリーなUI

設計がなされている。

このことは、実社会にデジタルツインを普及させていくために重要である。実社会において、デジタルツインによるオペレーション最適化を必要としているのは、必ずしもシミュレーションやプログラミングの専門家ではないからだ。

ユーザビリティの良さの具体例として、マウス操作で現場の3Dモデルを作成することができるという点が挙げられる。人や設備といった基本的な3Dオブジェクトについて、標準のライブラリが用意されており、ドラッグ&ドロップでシミュレーションモデル内に設置できる。工程の順序の設定も、資材が通過していく順番どおりに装置をクリックしていくことで設定が可能だ。そしてメニュー画面から作業者の移動速度や作業時間などのパラメータが設定できる。このように、FlexSimは直感的操作でシミュレーションモデルの作成が可能である。

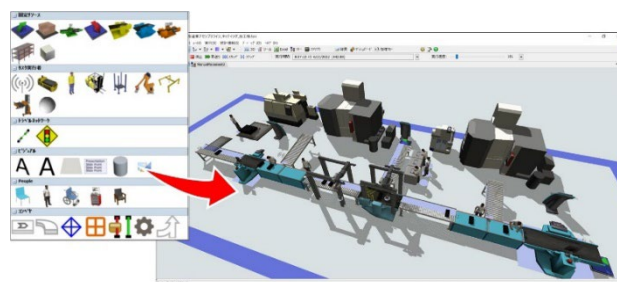


図1 ライブラリから各種設備を配置可能

複雑なモデルの場合は、挙動を詳細に定義するためにプログラミングが必要となるが、「プロセスフロー」というプログラミング支援ツールを搭載しているため、図2のようにローコードでのプログラミングが可能だ。これもFlexSimのユーザビリティの良さを象徴する機能の一つである。もちろん、開発に慣れているユーザー向けにコーディングによるロジックの記述も可能である。

さらに、「ダッシュボード」という機能を使えば、シミュレーション結果を統計的に処理してグラフ化することもノーコードで可能である。装置の稼働率や、在庫量、出荷量、運用コスト等の重要なKPIの変化を視覚的に分かりやすく提示できる。

このように、モデル作成から結果表示まで一貫したユーザーフレンドリーさがFlexSimの特長の一つである。

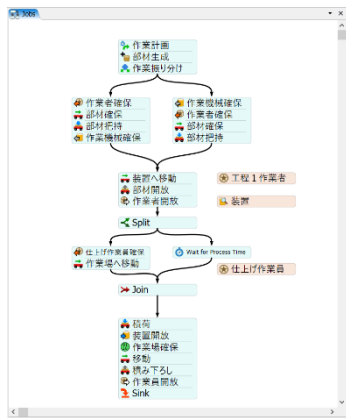


図 2 プロセスフロー機能

様々な活用が可能となる。

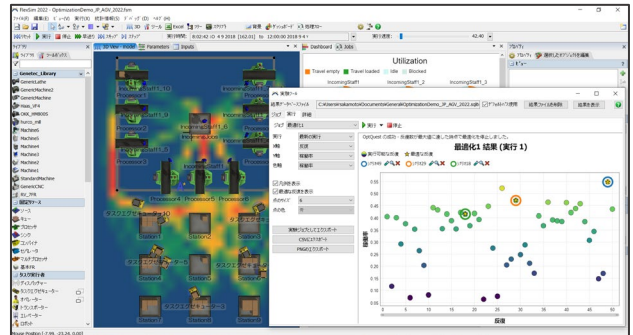


図 4 オプティマイザ機能

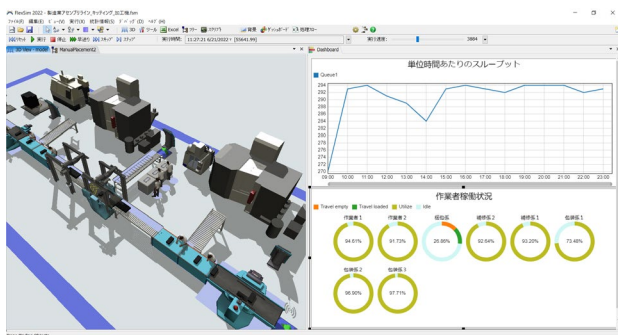


図 3 ダッシュボード機能(画面右側)

3. 株式会社パワーエックスの活用事例

本章では、株式会社パワーエックス(以下、パワーエックス)の FlexSim 活用事例を取り上げ、その背景と成果を解説する。

3-1 背景

パワーエックスは、2023年2月現在、日本最大級(約28,272平米)の蓄電池組立工場「Power Base」の立ち上げプロジェクトを進行中で、2024年春の出荷開始を予定している。



PowerX © 2023

図 5 蓄電池工場「Power Base」建築設計イメージ図

2-2-2 最適化機能

FlexSim は、AI にパラメータを最適化させて KPI を最大化または最小化する、オプティマイザという機能をオプションとして有することも特長の一つである。

工場を新設する場合を例にとると、ユーザーはまずオプティマイザに、製造機械の台数、作業者の人数をパラメータとして範囲指定する。そして目標を「機械の稼働率が最大、かつ生産量が最大」と設定する。そして最適化を実行すると、AI が目標に適った最も生産効率の良い機械台数と作業者数を推定して表示してくれる。最適化するパラメータは、装置台数、作業人数に限らず、装置の処理能力、作業順序等、様々な値が選択可能だ。

この機能は、デジタルツインの活用範囲を広げるために重要である。最適化機能を有さない離散事象シミュレータは、工場の設計が完了した後で最終確認のために使用されるのが主な利用用途である。しかし、最適化機能を有することによって、レイアウト設計支援や操業開始後の日々の運用の効率化等の

この蓄電池工場の立ち上げにあたっては、工場建屋、生産工程、ロジスティクス、システムといった複数のワーキンググループが設けられている。

しかし、ワーキンググループ全体で工場内部の完成イメージが統一されていないという課題があった。それゆえ意思決定の際に、各ワーキンググループの認識をすり合わせるという作業が必要となり、迅速な問題解決を妨げるボトルネックとなっていた。

パワーエックスは、この課題を解決するため、離散事象シミュレーションソフトを導入し、工場内部を 3D モデリングして視覚的かつ定量的に完成ビジョンをグループ間で共有することを決定した。そしてそのソフトとして FlexSim を採用した。

3-2 FlexSim の選定理由

パワーエックスの担当者は、離散事象シミュレーションソフトの中でも FlexSim を採用した主な理由を2つ挙げている。

第一の理由はユーザビリティの良さである。特に「プロセスフロー」機能を利用することでコードを書かずにシミュレーションモデルの作成が行えることを高く評価している。

ローコードでの開発が行える点は、高度なプログラミングスキルが不要となることでソフト利用者の属人化を防げることから、パワーエックスに限らず多くのユーザーから評価を受けている。

第二の理由は、設備数やライン数、人員数、稼働スケジュール等、様々な観点の最適化が行えるので工場の立ち上げ後も長期的に効率化に寄与できることである。この最適化機能も、費用対効果の高さという観点で多くのユーザーから評価されている点である。

3-3 導入成果

FlexSim 導入後1ヶ月で、図6に示すような蓄電池工場全体のシミュレーションモデルが完成した。

これにより、当初の目的通りワーキンググループ全体でのイメージ共有と意思決定を迅速化することに成功した。

そして、詳細に動線のシミュレーションを行ったことで、フォークリフトとAGV(無人搬送車)の動線が重なる箇所が発見され、レイアウトの改善にも貢献した。

今後も引き続き、設備配置の最適化や、立ち上げ後の運用改善、別工場の立ち上げ時の設計等に FlexSim が活用されていく予定である。



図6 蓄電池工場「Power Base」シミュレーションモデル(一部)

4. おわりに

直感的なユーザーインターフェースや最適化機能などの特長を持つ離散事象3Dシミュレーションソフト FlexSim は、製造業・流通業の現場の迅速かつ正確なデジタルツイン構築ツールとして、国内市場で急成長の途上にある。

本稿ではパワーエックスの事例を取り上げたが、他にも生産性向上に取り組む多くの企業に採用され、成果を上げている。

今後も躍進を続ける FlexSim にご注目いただければ幸いです。

5. 参考文献

- [1] 経済産業省, "令和2年度ものづくり基盤技術の振興施策," 2021. [Online]. Available: <https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2021/pdf/all.pdf>.
- [2] 株式会社ゼネテック, "FlexSim 製品紹介," [Online]. Available: <https://flexsim.jp/>. [Accessed 15 2 2023].

量子アニーリング早わかり

竹井俊文

モバイルコンピューティング推進コンソーシアム

Quick understanding of quantum annealing

Toshifumi Takei

論文概要

本稿では「量子アニーリング」とは何か？ AI の視点から「ディープラーニング」との比較で解説する。また量子アニーリングによって革新的な解決が期待される「組合せ最適化問題」とは何か？ 日常生活における身近な例で解説する。最後に、量子アニーリングによる課題解決の方法を例え話でやさしく解説する。

Keyword: ディープラーニング, 組合せ最適化問題, イジングモデル, QUBO

1. 「ディープラーニング」との比較から「量子アニーリング」を理解する

1-1 従来のコンピュータが苦手なもの

AI(人工知能)が目指すものは「ヒトの脳は得意だが、従来のコンピュータには苦手な情報処理」である。「AIの父」と称されるミンスキーが1961年に発表した「AIへのステップ」によると、AIが目指す情報処理能力は「アナロジーによる推論」「パターン認識」「ヒューリスティック探索」、ならびにヒトとの意思疎通をゴールとする「自然言語」である。

1-2 アナロジーによる推論

ヒトの脳が日常的に行っている高度な情報処理であり、過去の経験や学習などから物事の因果関係や相関関係を導き出し、未来の結果や過去の原因などを予測する能力である。この推論能力を実現する代表的なAIが数理統計学を駆使した「統計モデル」と呼ばれるものであり、人手によるビッグデータの分析や機械学習などによって構築する。

たとえば「ベイジアンネットワーク」は着陸経路上の気流ビッグデータから着陸難易度の確率推論、「線形回帰」は曜日時間毎の販売ビッグデータから商品の売上予測といった能力をもつ。

1-3 パターン認識：「ディープラーニング」

同じくヒトの脳が日常的に行っている情報処理ではあるが、論理や思考の必要な推論とは違い、赤ちゃんや子供にも備わる視覚や聴覚などによって特定のヒトやモノを識別する能力である。このパターン

認識能力を実現する代表的なAIが脳内ネットワーク構造を模倣し、その統計的振る舞いを利用した「ニューラルネット・モデル」と呼ばれるものである。

中でも視覚野の深層ネットワーク構造を模した「ディープラーニング」は、画像認識や手書き文字認識、初歩的な自然言語処理などが得意である。同モデルに多量の画像データを与えて機械学習させると、ビッグデータに内在するヒトやモノの特徴量を自ら抽出し、認識に必要な「ヒトやモノの概念」をそのネットワーク内部に自動的に構築する。

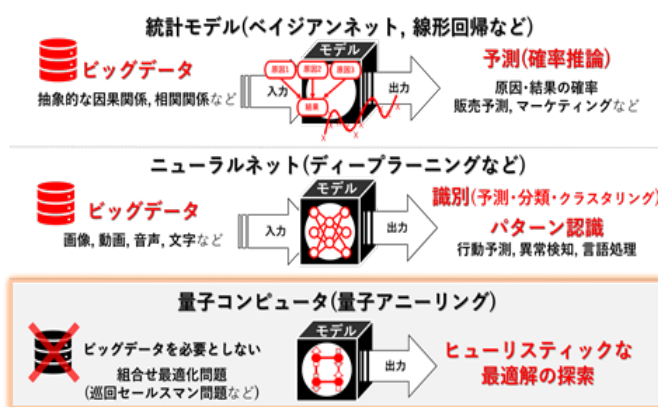


図1. 入出力によるディープラーニングと量子アニーリングの違い

1-4 ヒューリスティック探索：「量子アニーリング」

前二者のように論理や過去の経験の積み重ねによって解に至るのではなく、直感によって素早く解に到達する発見的な方法である。たとえば、配送管理や

スケジュール管理において、多くの組み合わせの中から一番効率的な配送ルートや勤務シフト表を決定するなど、管理者の直感によって「決断や意思決定に必要な最適解」を求める能力である。

この「組み合わせ最適化問題」の困難さは「巡回セールスマン問題」として知られている。セールスマンがいくつかの都市を一度ずつ訪問し全ての都市を巡回し終え出発点に戻ってくる際、その移動距離が最小になる経路を求める問題であり、仮に 30 都市の場合の全ての経路を計算し厳密解を求めようとすると、スパコンでも百億年以上かかる。

そのため、各種「組み合わせ最適化問題」ごとに考案されたアルゴリズムによる最適解の探索が古典コンピュータ(従来のコンピュータ)によって行われていたが、新たに量子の振る舞いを利用した量子コンピュータなどが登場しヒューリスティックな探索が行われるようになった。たとえば、量子コンピュータの一種である「量子アニーリング」やその計算過程を古典コンピュータ上で模した「シミュレーテッドアニーリング」などは、「ディープラーニング」のようなビッグデータを必要とせず、瞬時に高精度な最適解を探索する能力を持つ。

2. 割と多い身近な「組み合わせ最適化問題」

2-1 「組み合わせ最適化問題」とは？

少し難しいが、最適化問題とは、制約条件 ($x \in S$) を満たす解の中で、目的関数 $f(x)$ を最小(最大)にする解を求める問題である。ただし、変数 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ は n 次元ベクトルであり、 S は変数 x がとりうる値の集合である。目的関数は、損失(コスト)関数とも呼ばれる。特に変数 x が整数などの離散値をとる場合を「組み合わせ最適化問題」と呼ぶ。

2-2 通信における「組み合わせ最適化問題」

通信ネットワークにおいては、「ネットワーク資源」(通信帯域、電波の周波数帯域)の割り当て問題が、重要な「組み合わせ最適化問題」の一つである。

1) 固定通信(電話)ネットワーク：

古くから「アラン B 式」が一般的な近似的解法となっており、呼損(通信回線の輻輳のため不通となる)による損失を目的関数として、それを最小とする通信帯域を求める。

2) 無線通信ネットワーク：

周波数帯域を分割したチャネルの「静的割り当て方式」においては、呼損(チャネルの輻輳のため不通となる)による損失と電波干渉による損失の加重

和を目的関数として、それを最小とする周波数帯域の割り当てを求める。また、周波数の適応変調によって電波干渉を回避できる「動的割り当て方式」においては、同じく呼損による損失と送信電力による損失の加重和を目的関数として、周波数帯域の割り当てを求める。

3) IoT の大規模センサーネットワーク：

多くの装置が稼働する工場などの異常検知には AI によるデータ分析が欠かせない。そのビッグデータを集めるために、数多のセンサーによる IoT (モノのインターネット) が導入される。この IoT エリアネットワークで利用されているマルチホップ通信などの無線通信方式においては、周波数帯域を複数のアクセスポイントに割り当てる「組み合わせ最適化問題」がある。たとえば最適な割り当てを行った場合には、データ収集に要する時間が短縮し、かつ消費電力も低下することが報告されている。

2-3 身近な「組み合わせ最適化問題」例

1) 最短経路問題

出発地から目的地までの最短の経路を求める問題(カーナビのルート検索, 電車・バスの乗換案内)

2) 最大流量問題

目的地へ最大の量を流す経路を求める問題(交通網, 通信網, 電気・水道ライフライン, 石油パイプライン)

3) 配送計画問題

トラック等で配送・収集する最も効率的な経路を求める問題(郵便, 宅配, コンビニ商品配送, ゴミ収集)

4) 施設配置問題

都市施設(役所, 学校, 病院, 消防署, 店舗, 銀行等)の利便性と収益性を最大にする配置を求める問題

5) スケジューリング問題

従業員・乗務員・看護師等の勤務シフト表, スポーツ対戦の日程表等, 時間軸上の最適な割り当て問題

2-4 「組み合わせ最適化問題」の解法

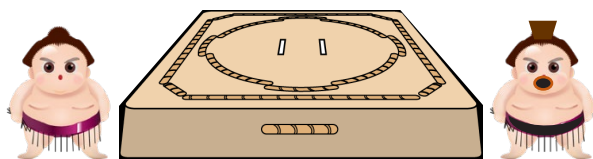
「組み合わせ最適化問題」には論理的な解法としての厳密解法と、困難な問題に対する様々な近似解法がある。最近、近似解法ではあるが、より精度の高いヒューリスティックな探索法の一つとして「シミュレーテッドアニーリング」さらに「量子アニーリング」が登場してきた。

3. 誰でも分かる量子アニーリングによる課題解決

【ある奉納相撲における課題】

神社で子供力士の横綱による奉納相撲を行うことになった。横綱は東西一人ずつ二人しかいない。と

ころが、奉納相撲の主催者であるあなたは、神主からある厳しい要件を与えられた。その要件とは、この神社の祭神は勝負事が大嫌いなので、取り組み結果を「二番勝負による引き分け」にすること。その際、一番ごとにどちらを勝たせるか、星取りを予め決めておいてもよい。但し、その星の組み合わせの決定には、不浄な人間が関わってはいけない。



3-1 課題を「組み合わせ最適化問題」として明確化

二番勝負であるから、星の組み合わせは「二勝 (〇〇)」「一勝一敗 (〇●)」「一勝一敗 (●〇)」「二敗 (●●)」の四通りしかない。この中から、引き分けにするための最適な組み合わせを探索するまでもなく、五分の星すなわち「一勝一敗 (〇●あるいは●〇)」にすればよいことは、人間ならば誰でもすぐ分かる。しかし、神事であるから、不浄な人間の探索行為は許されない。ならば、どうするか？そこで、“自然神”とでも言うべき不思議な自然現象由来の探索能力を持つ「量子アニーリング」様にお伺いを立てて、星取の最適な組み合わせを決定していただくことにする。

量子アニーリング様にお伺いを立てる際には、人間の言葉やプログラミング言語が通じない。そこで、量子世界の「イジングモデル」という、量子ビットを変数とする量子力学の数式にしなければならない。量子とは、物質を形づくっている分子や原子よりも小さい電子などの「粒子」であるが、同時にその運動状態を観測しようと思っても、捉えどころのない「波動」の性質を持つ。それゆえ「+1(スピン↑)」と「-1(スピン↓)」といった、粒子の相反する(自転)運動状態を重ね合わせ持つ「量子ビット(スピン変数) S」として表現する。

この量子ビットは相撲に似ている。相撲の場合、「〇(勝ち)」か「●(負け)」のいずれかであり、引き分けはない。しかし、それは結果であって、相撲の最中は、たとえば相手を土俵際まで追い詰めたり、逆に追い詰められたりして、勝っている状態(+1)と負けている状態(-1)が重ね合わされた状態がしばらく続いた後、土俵を割って勝負が決まる。

そこで、相撲の星取を「量子ビット S」の和で表すことにする。但し、Sは「+1(〇勝ち)」か「-1(●負け)」

のいずれかである。これを、 $S \in \{+1, -1\}$ と表す。二番勝負の場合、片方の横綱の一番目の星を S_1 、二番目の星を S_2 とすると、引き分けとするためには、 S_1 と S_2 の和が 0 となればよい。つまり「 $S_1 + S_2 = 0$ となる (S_1, S_2) の最適な組み合わせは何でしょうか？但し、 $S_1 \in \{+1, -1\}, S_2 \in \{+1, -1\}$ 」という「組み合わせ最適化問題」の質問として明確化し、これをイジングモデル(数式)に変換して、量子アニーリング様にお伺いを立てればよい。

3-2 QUBO による「イジングモデル」の具体化

イジングモデルは、下記のような数式にて表される。右辺の第1項は量子ビット(スピン変数) S_i と S_j 間の相互作用、第2項は S_i に働く局所磁場の強制力であり、 J_{ij} と h_i はそれぞれの定数である。左辺の H はハミルトニアンとも呼ばれ、系(辺 E と頂点 V から成る格子)全体のエネルギーであり、各量子ビットの状態によって変化する。

$$\mathcal{H} = - \sum_{(ij) \in E} J_{ij} s_i s_j - \sum_{i \in V} h_i s_i$$

量子力学を専攻していない限り、上記のような数式とは馴染みが薄い。そのため、量子ビット (S_1, S_2, \dots) をバイナリ変数 (x_1, x_2, \dots) に替えて、量子世界のイジングモデルを人間世界の「QUBO」に落とし込む。バイナリ変数とは、我々にとって馴染みのあるデジタル情報処理の二値(0/1)のことである。QUBO (Quadratic Unconstrained Binary Optimization) とは、このバイナリ変数の制約が無い場合に限定した比較的扱いやすい高々二次関数の数式を用いることによって、難解なイジングモデルを代替する方法である。

分かりやすく言えば、QUBO とは、人間が組合せ最適化問題に直面した際、“お伺い書”を持って「量子アニーリング様、最適解を教えてください！」とお伺いを立てさえすれば、即時に量子アニーリング様から「最適解はこれだ！」とお答えをいただける、実にありがたい方法なのである。

まず、量子ビット (S_1, S_2) の質問をバイナリ変数 (x_1, x_2) の質問に替えると、「 $x_1 + x_2 = 1$ となる (x_1, x_2) の最適な組み合わせは何でしょうか？但し、 $x_1 \in \{0, 1\}, x_2 \in \{0, 1\}$ 」となる。

次に、この質問をイジングモデルに代わる QUBO (数式) に変換しなければならない。ところが、量子アニーリング様は、そもそも「方程式 $x_1 + x_2 = 1$ の最適解は？」という人間世界の質問を理解できない。

なぜならば「アニーリング」とは元々“焼きなまし法”（少しずつ温度を下げるなど、変化させながら最適解を探索する方法）であり、方程式の解を一意的に求めるような人間やコンピュータが得意とする「演算」ではないからである。それは、投げたボールが必ず計算された放物線を描いて落ちるような決定論的なものではなく、つかみどころのない「波動」として振る舞う目に見えないボールが、揺らぎながら徐々に最適な穴凹へと落ちるイメージである。

すなわち、量子アニーリング様は「時間とともに、全体としてエネルギーが最小となるような組み合わせに落ち着く」という量子の自然現象に拠って、最適解を探索しているわけである。そこで、人間にも分かるようにするために、量子力学の難解な「エネルギー」を人間世界の具体的な「コスト」に読み替える。つまり「時間とともに、コストが最小になるような組み合わせに落ち着く」という汎用的な表現にすることによって、我々が直面する様々な「組み合わせ最適化問題」に応用できる。

3-3 量子アニーリングによる瞬時の課題解決

一般的には、個々の「組み合わせ最適化問題」ごとに、個々の「コスト関数（目的関数）」が定義される。「コスト関数」とは、最適な価値を生み出すために最小あるいは最大にしたい「目的関数」（関数値）のことであり、この関数値を変化させるのがバイナリ変数の組パターンである。

たとえば、宅配業の配送トラックによる「配送最適化問題」においては、文字通り「輸送コスト」というコスト関数（目的関数）を最小にする配送ルート of 最適な組み合わせを探索する。また、通信事業の「ネットワーク最適化問題」においては、通信ネットワークを流れるデータの「フロー（流量）」というコスト関数（目的関数）を最大にするネットワーク（枝・容量）などの最適な組み合わせを探索する。

さて、質問「 $x_1+x_2=1$ となる (x_1, x_2) の最適な組み合わせは？」を QUBO（数式）に変換する場合、バイナリ変数 (x_1, x_2) の組ごとに求まる“ x_1+x_2 ”値 $(2, 1, 0)$ の中から“1”に一致するものを探索すればよいので、コスト関数として「誤差関数」を使えばよい。すなわち、誤差関数を「最小二乗法による“ x_1+x_2 ”の値と正解値“1”との誤差の二乗」として定義し、コスト関数 Cost が最小になるバイナリ変数 (x_1, x_2) の組み合わせを求める。

$$\text{Cost} = (1 - (x_1 + x_2))^2 = 1 - 2x_1 - 2x_2 + x_1^2 + 2x_1x_2 + x_2^2$$

ここで、バイナリ変数の細工を施す。 $x_1 \in \{0, 1\}, x_2 \in \{0, 1\}$ ゆえ、 $x_1 = x_1^2, x_2 = x_2^2$ であるので、
$$\text{Cost} = 1 - 2x_1 - 2x_2 + x_1^2 + 2x_1x_2 + x_2^2 = 1 + \underbrace{(-x_1^2 - x_2^2 + 2x_1x_2)}_H$$

コスト関数 Cost の変数部分 $H = -x_1^2 - x_2^2 + 2x_1x_2$ は、二次関数となっているので、以下のような $n \times n$ 上三角行列式（対角とその上以外は 0）：QUBO 行列式という、で表すことができる。

$$H = (x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \quad \text{QUBO 行列式} = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$$

そこで、この QUBO 行列式が書かれた“お伺い書”を持って量子アニーリング様にお伺いを立てれば、「 $x_1+x_2=1$ となる (x_1, x_2) の最適な組み合わせは何でしょうか？」、すなわち「奉納相撲の二番勝負による引き分けの最適な組み合わせは何でしょうか？」という質問に対する最適な組み合わせを即時に決定していただくことができる。

たとえば「Wildqat」という QUBO のオープンソースの Python フレームワークに QUBO 行列式を入力すれば、 $(x_1, x_2) = (0, 1)$ あるいは $(1, 0)$ 、すなわち「一勝一敗（○●あるいは●○）」という答えが瞬時に出力される。

4. (まとめ) 量子アニーリング普及の課題

もちろん、前述の「奉納相撲における課題」は人間によって簡単に解決できる「組み合わせ最適化問題」である。しかし、実際には「巡回セールスマン問題」のように困難なケースが多々ある。それも、我々が日常直面している課題が、実は「組み合わせ最適化問題」であるにもかかわらず、全くそれに気づいていない場合がほとんどかも知れない。

それゆえ、前述したように、業務などにおいて直面する課題を具体化かつ明確化し、それを「組み合わせ最適化問題」として認識することが第一歩である。その上で、厳密解法を採用できるならばそれで良いし、もし近似解法が必要であれば「量子アニーリング」あるいは「シミュレーテッドアニーリング」の採用を検討する。

ただ、アニーリングにおいては QUBO によるイジングモデル対応が避けられないので、今後、量子アニーリングの普及には、従来のコンピュータにおけるプログラミングに替わる数式（数学）を扱える人材が必要となる。（了）

おわりに

我々量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG は、発足から 4 年を経過し、皆様のご協力により、理念・目的であったコミュニケーションハブとして様々な情報のエクステンションを行うことができました。関係者の皆様には厚く御礼申し上げます。国内外の量子コンピュータを取り巻く技術革新のスピードは速く、特にアニーリング方式は様々な分野へ応用され、その社会実装システムが具現化しています。さらに、物理世界のソフトウェアモデルをコンピュータ上に構築しシミュレーションするデジタルツイン技術との融合は、これからの AI-DX 進化の重要なファクターであり、それら環境への適用ポテンシャルも高いものがあります。アニーリング方式のコンピュータは、従来のデジタルコンピューティングの概念と異なり、本質的に物事の振る舞いは何処に収斂していくのかという命題の解法により、最適な近似解を求めて行く新しい概念のコンピューティング・パラダイムシフトです。

今回、このような状況変化の中にあって、アニーリングコンピューティングの最新技術とその応用社会実装として、非常に興味深い解説をいくつかご紹介いただきました。最近どのような進展が起こったのか、また新しいソリューションはどのような方向性を持つのかなど、各社・著者から最新動向のご提供と解説を頂戴し、本解説書を通じて情報共有を行います。皆様の動向把握や、今後の取り組みにご活用いただければと考えています。

2023 年 3 月 量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG 主査 柏山 正守 (Ph.D.)

MCPC AI& ロボット委員会
量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG

「量子コンピューティング最前線 2023」

<企画・編集メンバー>

- 量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG 主査
柏山 正守 株式会社ゼネテック / アビーム コンサルティング株式会社 /
慶應義塾大学 SFC 研究所 / 東京工業大学科学技術創成研究院
- 量子コンピュータ・デジタルツイン推進 WG 副主査
白根 昌之 日本電気株式会社
- AI& ロボット委員会副委員長
鈴木 優 東芝デジタルソリューションズ株式会社
- 顧問 田中 宗 慶應義塾大学理工学部物理情報工学科 准教授
- 事務局 秋山 孝 MCPC

企画・編集メンバーは 2023 年 3 月現在のメンバーです。

【MCPC について】

ワイヤレスデータ通信とコンピューティングシステム（モバイルシステム）の普及を促進するために、1997 年にわが国を代表する移動体通信会社、コンピューターハードウェア / ソフトウェアメーカ、携帯電話 / PHS メーカ、システムインテグレータなどにより組織化されました。現在、モバイル利活用の M2M/IoT 市場の発展・拡大実現に向かって活動しており、そのための技術課題への対応、運用課題の調査・研究、開発の推進、標準化、相互接続性検証、普及啓発活動、人材育成などの活動を行っています。さらには、米国姉妹組織の WTA（Wireless Technologies Association）、USB-IF、Bluetooth SIG、IEEE などと連携を図りながら、モバイル利活用の M2M/IoT ソリューションの市場の形成拡大と、利用環境の高度化に努めています。（2023 年 3 月現在 会員会社数 162 社）

DXを推進する
MCPC

技術解説書

「量子コンピューティング最前線 2023」

発行元 モバイルコンピューティング推進コンソーシアム (MCPC)
【法人番号：9700150005356】

発行日 2023年3月27日

製作/編集 MCPC AI&ロボット委員会
量子コンピュータ・デジタルツイン推進WG

問合わせ先：MCPC 事務局

〒105-0011 東京都港区芝公園3-5-12 長谷川グリーンビル2階
TEL：03-5401-1935 FAX：03-5401-1937
E-mail：office@mcpc-jp.org URL：https://www.mcpc-jp.org/



本冊子の解説論文の著作権は、各々の執筆者に帰属します。解説論文を複写・複製・転載する場合は、個々に執筆者から承諾を得る必要があります。その際は、モバイルコンピューティング推進コンソーシアム (MCPC) へお問い合わせ下さい。