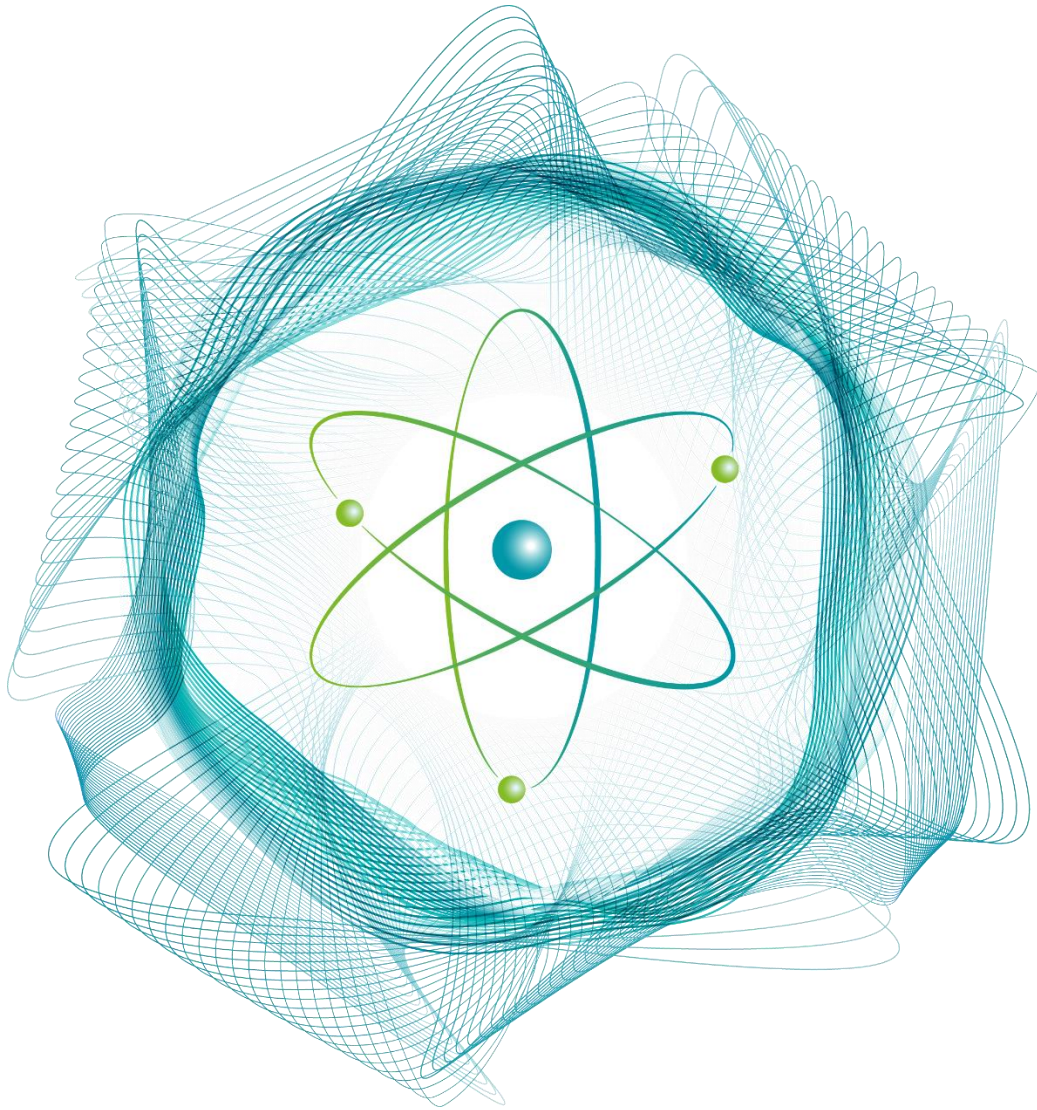




金融サービス業界における市場調査

量子コンピューティングのユースケースに関する市場分析

目次

エグゼクティブサマリー	1
金融サービスにおける 量子コンピューティング	2
ユースケースのランク付け	5
ランク付けしたユースケースの概要	7
ランク上位のユースケース	8
結論	15
用語集	16
引用文献	18

エグゼクティブサマリー

量子コンピューティングという革新的な計算手法が今、高度なコンピューティングの新時代を切り開こうとしている。量子コンピュータは、現在のコンピュータとは異なる方法で計算することにより、金融サービス業界の企業において、不正行為の特定精度を改善し、複雑な評価計算を高速化し、ポートフォリオや資金決済ネットワークにおける流動性をより適切に最適化することができるようになる可能性がある。本レポートでは、量子コンピューティングを金融サービスにどのように応用できるかについて、取り入れやすい視点を紹介に加え、影響度と実現可能性によって各種ユースケースを優先順位付けし、金融サービス企業と量子テクノロジー企業の両方にとって、量子テクノロジーを理解して投資を行う際に役立つ情報を提供している。

金融サービス業界は特に、このような量子コンピューティングの進歩がもたらしうるメリットを享受しやすい立場にある。金融サービス業界には、量子ソリューションで対応できそうなユースケースが、既存のものも未開発のものも豊富に存在している。その一例が、最適化、機械学習、シミュレーションへの応用などである。

デロイトでは、金融サービス業界にもたらすメリットをよりよく理解するために、考えられるユースケースを 50 以上評価した後で 12 に統合した。そして、ビジネス要因（収益性改善の可能性、業界規模、問題に対する規制の程度）と技術的要因（現在の別手法のスケラビリティ度合、量子コンピュータで問題を処理する場合の複雑さ、スピードアップの見込み）を組み合わせそれぞれを評価した。調査結果を検証するために、対象分野の専門家や業界リーダーからの意見やフィードバックを取り入れ、業界幹部を対象に実施した調査結果と比較した。本レポートは、金融サービスにおける最も有望な量子コンピューティングのユースケースを、ビジネスへの影響度と技術的実現可能性を組み合わせた重み付け分析によって決定し、その要約と評価をまとめたものである。

ビジネスへの影響度と技術的実現可能性が最も高い 6 つのユースケースは、デリバティブの価格設

定、資金決済ネットワークにおける流動性の最適化、ポートフォリオの最適化、リスク分析、教師あり機械学習、教師なし機械学習である。それぞれの詳細は、金融サービス業界の様々な側面で予想されるビジネス上のメリットを含め、第 5 章で説明する。

金融サービスでの量子コンピュータ活用の見通しについては非常に楽観視されているものの、本レポートの執筆時点では、大部分のユースケースにおいて、求められる量子コンピュータの性能は、現在のハードウェアの能力を超えている。量子コンピューティング業界は、現在の課題を克服するためのハードウェアとソフトウェアの組み合わせを引き続き探っている。このプロセスは、いわゆる「論理量子ビット」または誤り耐性のある量子コンピュータ

（FTQC）の構築を試みるものである。今後の研究によっては、様々なユースケースの相対的な魅力を大幅に変えるソフトウェアアルゴリズムやアプローチが明らかになる可能性がある。

99

短期的には、量子コンピューティングが組み合わせ最適化を通じて業務にプラスの影響を与えることを期待している。長期的には、微分方程式と逆行列を用いたモデリングのアプローチに最も大きな影響があると予想している。

— 金融業界企業幹部

金融サービスにおける 量子コンピューティング

従来のコンピュータとは異なる方法で計算する量子コンピュータによって、金融サービス業界は計算上困難な問題を解決できるようになる可能性がある。量子コンピュータの能力が成熟していくにつれて、この新しいコンピュータをどのように産業用途に応用できるか、その理解を深めることに関心が高まっている。

今日、継続的な進歩はしているものの、量子コンピュータはビジネス活用する上で多くの技術的課題に直面している。今日、量子コンピュータは研究段階を終えて市販されるようになったが、現在の最先端技術は「ノイズの多い中規模量子コンピュータ（NISQ）」と表現されることが多い。つまり、解決できる問題の種類はまだ限られており、利用できるデータの量は比較的小さい。業界では現在、ハードウェアとソフトウェアの改善に加えて、量子誤り訂正（QEC）を使用して計算の再現性と信頼性を向上させることに焦点を当てている。最終的な目標は、現在の限界を超えて、複雑な計算に対応するのに十分な容量（「量子ビット」で測定される）を備えた、完全な誤り耐性のある量子コンピュータを様々な手段で作成することである。

99

量子コンピューティングは、大規模なデータセットを迅速に分析し、より高い精度でパターンを特定することで、金融サービスにおける不正の検出と防止を強化し、新たな脅威の一步先に行くことに役立つ可能性がある。

—金融業界企業幹部



金融サービスセクター

金融サービス業界は、個人消費者や多様な企業に幅広い金融ソリューションを提供し、経済情勢の重要な礎石となっている。また銀行、投資機関、保険会社、金融会社などの幅広い事業体を包含しており、様々な専門のサブセクターにまでその範囲を広げ、多様な金融ニーズと需要に対応している。

銀行

このセクターは、預金口座、ローン、クレジットカードなどのサービスを提供する商業銀行を中心とした金融業界の柱である。信用組合も同様のサービスを提供しているが、所有者は組合員である。ネット銀行は完全にデジタル化されており、請求書の支払い、ローンの申し込み、仲介サービスなどのオンラインサービスを提供している。貯蓄貸付組合は主に住宅ローンに注力しており、このセクターのサービスは多様化している。

投資サービスおよび資産運用

資産運用の専門家は、可能な限り価値を高め、リスクを軽減するなど、顧客の個々のニーズに応じた戦略を策定することにより、顧客のポートフォリオの運用を手助けする。他の投資サービスには、有利な取引をして数字を上げるために企業に投資するプライベートエクイティ会社や、成長性の高いスタートアップに資金を提供するベンチャーキャピタルがある。

資本市場

このセクターは、株式、債券、デリバティブを含む証券の売買を促進する。証券取引所は証券を売買する市場であり、証券会社は顧客に代わって取引を行う。

保険

保険会社は個人や企業を財政上のリスクから守っている。生命保険は契約者の死亡時に保険金が支払われ、健康保険は医療費を負担する。損害保険は財産の損失や損害を補償する。再保険会社は、他の保険会社に保険を提供することによって、さらにリスクを管理する。

ファイナンシャルプランニングおよびアドバイザリーサービス

ファイナンシャルプランナーは、個人向けのファイナンシャルアーキテクトとしての役割を果たし、個人が長期的な経済的目標を達成するために戦略を考案することを支援する。デジタル分野では、ロボアドバイザーがアルゴリズムを利用した自動化されたファイナンシャルプランニングサービスを提供し、人間の介入を最小限またはゼロに抑えている。これらを補完するのが、富裕層のニーズに特化した投資顧問サービスや包括的なファイナンシャルプランニングサービスを提供するウェルスマネジメント会社である。

不動産業

不動産会社は、不動産の売買、賃貸、管理を行う。居住用、商業用および工業用の不動産が対象である。顧客に代わって不動産投資を行う会社もある。

99

量子コンピューティングは、銀行業界における複雑な数学的問題の解決に大きな影響を与えることが期待されている。量子コンピュータがいつ実際の事業規模で問題に取り組めるようになるかは不確実だが、量子インスパイアードソリューションなど、新しいアルゴリズムアプローチの研究に取り組む社内の人材を育成することで、早期にメリットを得ることができる。このような心構えは、組み合わせ最適化の分野における問題などに対する準最適アプローチを特定したり、緩和したりする際にも役立つものである。

—金融業界企業幹部

金融サービスにおける量子コンピュータの適用可能性

量子コンピューティング技術が成熟するにつれて、金融サービス業界での応用の可能性が具体化し始めている。主に、組み合わせ最適化、機械学習、シミュレーションという3つの重要分野が中心である。

組み合わせ最適化

組み合わせ最適化とは、考えられる結果を多数分析して処理するプロセスであり、多くの選択肢がある場合に「最善」の選択を行い、計算量の多いモデルを使用して非常に迅速に多くの変数を処理する。組み合わせ最適化は多くの金融サービス業務の中心となる考え方であり、金融サービスにおいて、ポートフォリオの最適化、不正検出、リソース割り当てなどの複雑な問題の解決に役立つ。資産価格設定からポートフォリオ管理、物流計画に至るまで、複雑な問題に対して最も効率的なソリューションを見つけること。これは常に直面している課題である。

量子コンピュータでは、正確で迅速な最適化計算ができる。従来のコンピュータではそのような作業は困難であるが、複雑な計算を高速に処理できる量子コンピュータであれば革命をもたらす可能性がある。例えば、ポートフォリオ管理では、量子コンピュータが全ての資産の組み合わせとそれぞれの予想リターンを同時に評価することによって、最小のリスクで最大のリターンをもたらすようにポートフォリオを最適化することができる。

今日、各組織では、様々なオープンソースや市販のソルバーを用いて、分枝限定法など特定の問題に向けた最適化ソリューションが利用されている。分枝限定法は、線形および混合整数計画（MIP）問題を対象とするものであるが、二次計画問題（目的関数または制約式の二次項）を解くこともできる。

機械学習

人工知能の一部である機械学習では、時間の経過とともに学習して改善するアルゴリズムを作成できる。この技術は、パターンを識別し、結

果を予測するためのアルゴリズムを採用しており、既に金融サービスセクターに変化をもたらしつつある。多くの場合、これらのアルゴリズムは「分類」と呼ばれるプロセスを実行する。このプロセスでは、例えば、詐欺の可能性がある場合とそうでない場合など、入力を2つ以上のグループに分類する。

機械学習と量子物理学を組み合わせた量子機械学習は、機械学習を次のレベルに引き上げる可能性がある。量子機械学習アルゴリズムでは、トレーニングが必要なパラメータの数も大幅に削減でき、それによってより大規模なデータセットを処理し、機械学習のアルゴリズムよりも複雑なモデルを効率的に作成できる可能性がある。これにより、財務モデルの予測能力が向上し、より正確なリスク評価と意思決定につながるかもしれない。例えば、不正行為の検出において、量子機械学習は、従来のアルゴリズムでは見逃される可能性のある異常を特定するのに役立つかもしれない。

現在、各組織では多彩な機械学習モデルが採用されている。各モデルの説明可能性と予測能力は様々であり、勾配ブースティングアンサンブルモデルやサポートベクターマシンからディープラーニングニューラルネットワークまで、様々な手法に対応している。パターン検出または教師なし機械学習では、Isolation Forest、Local Outlier Factor、およびオートエンコーダーや敵対的生成ネットワーク（GAN）のようなニューラルネットワークなどの方法が一般的に利用されている。

シミュレーション

金融サービスでは、現実世界をモデル化したり、最も可能性の高い結果を計算したりするため

に、シミュレーションが利用されている。最先端のシミュレーションの中には、モンテカルロ計算のような手法を用いて、ランダムサンプリングを繰り返し実行して、未知の分布の進化に関する統計などの数値結果を得るものもある。モンテカルロシミュレーションは、退職後の貯蓄が十分であるかを予測したり、複雑なデリバティブ商品を評価したり、複雑な金融システムをシミュレーションしたりするために利用できる。

量子コンピュータは、従来のコンピュータが苦手とするような複雑なシステムでもモデル化できるため、複雑なシステムとそのダイナミクスについて、より詳細に理解できるようになる。量子アルゴリズムを使用すると、確率的であり進化するプロセスを多くの相互作用シナリオを使用してシミュレーションし、対象の統計を迅速に推定できる。例えば、量子シミュレーションで資産価格を改善する場合である。量子アルゴリズムは従来のモデルよりも多くの変数やシナリオを考慮し、はるかに短い時間でより正確な価格設定ができる可能性がある。

今日、各組織では様々な高パフォーマンスのカスタムコードを使用して、シミュレーションの結果を計算している。数値メソッドは、CやC++などの言語を使用してコンパイルされたコードベースで実装されることが多い。

ユースケースのランク付け

ランク付けの手法

デロイトでは、応用可能な金融サービスのユースケースをランク付けするために、ビジネス基準と技術基準の2つの観点から分析した。ビジネス基準では、業界と、量子ソリューションの実装に関連して見込まれる利点とコストについて説明する。技術基準では、量子ソリューションの実装に必要な労力と技術的な専門知識のレベルについて説明する。

各ランク付け基準には相対的な重み付け（重要度評価）を含め、さらに特定された全てのユースケースで定量的な評価を実施した。加重合計でユースケースの最終的なランク付けを行い、本レポートでさらに詳細な分析を行うために、上位6つを選出した。

99

量子コンピュータによって、より信頼性が高い高速な不正検出が可能になると信じている。

—金融業界企業幹部

ランク付け基準

業界内の組織数：影響を受ける組織が多いほど、ソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

業界のリスクプロファイル：業界がリスクを取ることに寛容であればあるほど、ソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

影響を受ける業界の規模：生じうる全体的な財務的影響が大きいほど、ソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

量子プロセッシングユニット（QPU）の処理の複雑さ¹：量子コンピューティングアルゴリズム（量子ビットと量子ゲートの組み合わせ）の複雑さを推定した。複雑度の低いソリューションは、複雑度の高いソリューションよりも短期的に価値があると想定している。

収益性への影響：収益性への影響の絶対値が大きいほど、ソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

改善効果の推定¹：量子ベースのソリューションによってもたらされうる改善と影響の程度を推定した。改善度が高いほど、ソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

所有コスト：量子コンピューティングベースのソリューションの切り替え、実装、運営にかかるコストを推定した。所有コストが高いほど、ソリューションが採用される可能性が低くなると想定している。

量子ソリューションによる改善の確実性¹：現在のアルゴリズムとアプローチに関する最大限の科学的理解に基づき、量子ベースのソリューションによって改善がもたらされる現時点での可能性を推定した。この可能性が高いほど、ソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

規制の厳しさ：厳しい規制が存在している場合、変革ができることを論証するのに時間と労力を必要とし、ソリューションが採用される可能性が低くなると想定している。

従来の手法のスケラビリティ：従来の手法におけるスケラビリティの程度を推定した。スケラビリティが低いほど、量子ベースのソリューションが採用される可能性が高くなると想定している。

その他の前提条件

現在の量子計算の制限

量子コンピュータは、量子ビット（キュービット）を計算の基本要素として使用する。今日のコン

ピュータに存在する量子ビットは「物理量子ビット」と呼ばれることが多く、エラーのない誤り耐性のある量子ビットの理論的構成体は「論理量

子ビット」と呼ばれる。論理量子ビットを構築するための現在のアプローチでは、多くの場合、複数の物理量子ビットを組み合わせ、今日の

¹ アルゴリズム開発は急速に進んでおり、必要なアルゴリズムの複雑さ、実現見込み、および改善の程度を変更する可能性のある新しいアプローチが発生する可能性がある

量子コンピュータによるアウトプットの品質を向上させることを想定している。

論理量子ビットを生成するために必要な物理量子ビットの数は、現在議論の対象となっている。その推定値は、20 程度から、1,000、1 万までと、幅が広い。現在の科学的コンセンサスでは、約 1,000 の物理量子ビットが必要になる可能性があると考えられているものの、最近の研究では、その数は 24 程度である可能性が示唆されている。さらなる研究と検証は必要であるが、エラー訂正の分野は急速に発展することが想定されている。本レポートでは、少なめに数百と想定している。

さらに、量子ビットは一般に「ゲート」と呼ばれるプロセスで相互作用する必要がある。連続して動作する必要があるゲートの数は、「ゲート深度」と呼ばれることが多い。今日のハードウェアにおいては、ゲート深度が大きいと問題になる可能性がある。その理由は、量子ビットの数の場合と同様である。計算によって必要なゲート深度の大小、また量子ビットの数は異なる。ある問題を解決するには量子ビットは少なくともよいがゲート深度は大きくすることが必要になるなど、様々であるという点が複雑である。

結局、重要なのは問題を解決するために必要な量子ビット数とゲート深度である。それによって既存の量子コンピュータがビジネス上有益な課題解決ができるようになるまでの時間が左右されるからである。

量子アルゴリズム開発の現状

ユースケースを評価するために使用される技術的考慮事項および技術的基準は、関連分野への応用に対する従来のアプローチおよび量子的アプローチに関する最新（2024 年 4 月現在）の理解に基づいて開発された。量子コンピューティングは急速に進化しているため、量子ビットとゲート深度の要件、アルゴリズム、および見通しも大きく変わる可能性がある。したがって、将来の分析は、この現時点でのレポートとは大きく異なる可能性がある。

今後、様々なアルゴリズムが使えるようになり、必要な量子ビットやゲート深度のしきい値が小さくなるのであれば、複数の方法を使用できそうなユースケースの場合は今後数年間で実現される可能性が高くなると想定している。



ランク付けしたユースケースの概要

スコア付けしたユースケース（上位 6 つとそれ以外の 2 グループに分け、それぞれアルファベット順で表示）			
ユースケースの種類	ソリューションのタイプ	主要セクター	説明
デリバティブの価格設定	シミュレーション	資本市場	バリュアットリスク（VaR）の計算によってデリバティブ、オプション、CDO のプライシングを強化するためのシミュレーション。
資金決済ネットワークにおける流動性の最適化	最適化	銀行業	決済システムの流動性効率を最大化するために、トランザクション処理の最適な順序を求める最適化ソリューション。
ポートフォリオ最適化	最適化	投資運用業	リスクを最小限に抑え、他の要因も考慮しながら、リターンを最大化することを目指す最適化ソリューション。
リスク分析	シミュレーション	全てのセクター	バリュアットリスク（VaR）による金融商品および取引先の信用リスクのリスク分析を強化するためのシミュレーション。
教師あり異常検知	機械学習	銀行業	詐欺／財務異常のラベル付きケースでトレーニングされた機械学習分類タスク。
教師なし異常検知	機械学習	銀行業	ラベル付きトレーニングデータなしで異常識別を学習する機械学習アルゴリズム。
アルゴリズム取引	機械学習と最適化	資本市場	最適なタイミングや価格を考慮して取引を行うために、自動取引プラットフォームの速度を向上させる最適化ソリューション。
CAT モデリング	シミュレーション	保険業	収益性向上と顧客基盤拡大のために、大規模災害のモデリングの速度と深度を向上させることを目的としたシミュレーションソリューション。
担保最適化	最適化	資本市場	マージンコールに対応するための最適な債券の組み合わせを見つけるための最適化ソリューション。これにより、複雑さが軽減され、コストも削減される。
クレジットスコアリング	最適化	銀行業	借り手の信用力の決定に影響を及ぼす、独立した特徴の特定。
オンデマンド保険	シミュレーション	保険業	個々の旅行・イベントにかかる保険の分析のために、保険計算の速度を向上させるシミュレーション。
金融暴落予測	最適化	銀行業	最適化された金融暴落予測のために金融ネットワークのモデリングを強化する最適化ソリューション。

ランク上位のユースケース

デリバティブの価格設定



説明

デリバティブとは、1 つ以上の原資産から価値が派生する合成金融商品である。デリバティブは主に、リスクヘッジ、将来の値動きへの投機、一般には取引が困難な資産や市場を対象とするために利用される。デリバティブには、株式のコールオプションやプットオプションから、ターゲット・リデンプション・フォワード（TARF）や債務担保証券（CDO）などのエキゾチックデリバティブまで、多くの種類がある。複雑なデリバティブの場合、現在のバリュエーションの計算では数学的に複雑なものになり、時間がかかる。例えば、多くの複雑なデリバティブはモンテカルロ法に基づいて評価されるが、この手法ではランダムサンプリングを繰り返し実行する必要があり、計算量が非常に多くなる。



業界における重要性

一般に、量子コンピューティングベースのソリューションでは、二次関数的な高速化が可能であると考えられている。つまり、従来のシミュレーション方法で 50 万サンプルが必要な場合、同等の量子アルゴリズムでは 750 サンプルで済む可能性がある。このような予想は業界全体の注目と関心を集めている。量子コンピュータには、計算時間を短縮してより多くの計算を実行できるようにすることで将来の精度向上を実現する可能性が秘められている。デリバティブ評価の高速化と精度向上は、リスク管理と取引の優位性の向上につながる。これはどちらも資本市場のプレーヤーにとっては極めて重要な事項である。



業界での応用

資本市場には複雑なデリバティブ商品が存在し、主に大規模なセルサイドの機関や大規模なバイサイドのファンド、あるいは投資に関する知識や経験がある投資家によって運用されている。デリバティブは、他のポジションをヘッジするためのリスク軽減戦略を強化するうえで極めて重要である。世界のデリバティブ市場の規模は 204 兆ドルに達している⁸。処理の高速化がメリットとなるような複雑なデリバティブを運用しているのはこの市場の一部ではあるが、デリバティブの評価をより迅速かつ正確に行うことで、収益性を大幅に向上させ、リスクを軽減できるという事実には変わりはない。



技術的考慮事項

現在検討されている重要な戦略は、既存の計算を高速化するために量子モンテカルロ（QAMC）法を使用することである。QAMC 法の主な利点は、グローバーのアルゴリズムに基づくサブルーチンである量子振幅推定（QAE）によって、理論上二次関数的な高速化が可能になることである。現時点では、現在使われている従来の手法を超えるには何千もの論理量子ビットが必要になると考えられており、非常に深く幅広い回路を数秒以内に実行する必要がある。非効率な手法でアルゴリズムの速度を低下させないためには、時系列のデータ分布のロードの強化、効率的な演算を行うなど、さらなる取り組みが必要である。

99

業界における重要な課題のひとつは、金融デリバティブの価格設定の複雑さである。量子コンピューティングは、より正確で効率的な価格モデルを実現することで、この課題を解決する可能性を秘めている。

—金融業界企業幹部

資金決済ネットワークにおける流動性の最適化



説明

流動性の最適化とは、金融機関間の即時グロス決済プロセス中に支払いを行うプロセスである。その代表的な例は、連邦準備制度で運営されている Fedwire Funds Transfer System などの銀行間決済システムであり、金融機関は決済が処理される前に必要な流動性を確保する必要がある。つまり金融機関がある出金を行うにあたり、その前に別の入金を待つ必要が生じるかもしれないということであり、これによって金融システム全体の効率が低下する。支払いの順序を変更すれば、決済システムの参加者は流動性負担を軽減させ、それによって、機会費用を削減することができる。このような支払順序の変更は、対象の支払いの件数に伴って指数関数的に計算の規模が増大するため、計算困難な最適化問題であることが知られている。このユースケースは、キャッシュフローが集中するビジネスを最適化する場合や、機会費用を最小限に抑えるために金融機関が債権と債務の処理の順序付けをすることが重要な場合にも使用できる。



業界における重要性

流動性の最適化により決済システムの大幅なコスト削減とリスク低減ができる可能性は、これまでの研究で示されている。債権と債務を一定の期日において回収し、相殺して最終的に決済するネット決済は、決済リスクと信用リスクの増大とひきかえに、参加者の流動性を最小限に抑えるという利点がある。グロス決済にはそのようなリスクはないが、流動性要件が大幅に引き上がる。グロス決済プロセスを最適化することにより、リスク管理と所要自己資本の削減のバランスをとることができる。



業界での応用

このユースケースは、即時グロス決済システムを使用して口座を維持する預託銀行やその他の機関、および支払いが即時決済される清算プロセスに従事する機関で応用が可能である。全ての銀行が中央組織に対して毎日膨大な量と頻度で処理しているため、このユースケースは経済システムの効率を最大化するうえで根本的に重要である。あるいはもっと一般的に、大きな資本を扱う機関がキャッシュフローと流動資産を最適化する目的で応用する可能性もある。



技術的考慮事項

流動性最適化問題のための最も有望な量子アルゴリズムは、量子近似最適化アルゴリズム（QAOA）と、もうひとつはグローバーの適応探索（GAS）などのアルゴリズムである。QAOA と GAS ではどちらも回路が深いいため、論理量子ビットを必要とし、最小 1 つの論理量子ビットが 1 つの変数を表す。組み合わせ最適化の問題を解決するために使用できる現在のアルゴリズムを考えると、このユースケースの実装を成功させるには、数千の論理量子ビットが必要になる可能性がある。従来のソルバーであっても最良のものを使えば、おおむね数百から数千の変数でこの組み合わせ最適化問題を効率的に解くことができる。そのため、産業用途で応用する場合、量子コンピューティングの利用が正当なものとされる程度に大規模なものである必要がある。

99

量子コンピューティングは、価格モデルの最適化やカスタマーエクスペリエンスの向上といった長年の課題に対処するための有望な手段だと考えている。先行きは不透明かもしれないが、真剣に可能性を探りたいと思っている。

ポートフォリオの最適化



説明

ポートフォリオの最適化とは、各種制約（ポジションタイプ、投資バンド、回転率制約、カーディナリティ制約、セクター制約、取引コストなど）の中でリターンを最大化し、リスクを最小化するために資産の最適な組み合わせを選択するプロセスである。何千ものエキゾチック資産や、取引の影響、取引コスト、複数期間のリバランスなどの制約を鑑みると、ポートフォリオの最適化は計算が困難になる可能性がある。再計算の頻度も、時間に依存する場合としない場合があるため、重要である（例えば、ポートフォリオが1日に1回構築される場合と数週間に1回しか構築されない場合など）。



業界における重要性

投資のプロによる運用資産残高（AUM）が大きく、ヘッジファンドなど一部のサブセクターでは比較的規制が緩和されていることを考えると、ポートフォリオの最適化ソリューションの質を少し高めるだけでも、収益性の大幅な向上につながる可能性がある。量子ポートフォリオの最適化という手法によって、資産ウェイトの配分の強化、資産リターン予測精度やボラティリティとリスクの両評価の精度向上といった利点が全て実現できる可能性がある。従来のソルバーでは数百のエキゾチック資産を考慮に入れることが可能でも数万規模では難しく、また取引の市場への影響やリバランスコストなどの複雑な制約を組み込む能力は現時点では限られている。



業界での応用

資産ポートフォリオは、資産運用のような典型的な分野だけでなく、金融のほぼ全ての分野で生じるものである。例えば不動産では、物件や土地をポートフォリオに含め、それぞれのリターンとリスクのバランスをとっていく。ポートフォリオの最適化は保険においても同様に重要であり、保有する保険契約や市場を直接選択する、または予想される負債の返済に使える、将来の収入源になりうる資産を選択することによって行われる。銀行等もまた、最適化が必要なポートフォリオを数多く持っている。その中には、事業を行う地域市場の選択や、リテール店や ATM の組み合わせの選択など、金融商品以外のものも含まれる。



技術的考慮事項

量子近似最適化アルゴリズム（QAOA）のバリエーションやグローバー適応探索（Grover's Adaptive Search : GAS）を使えば、量子誤り訂正のオーバーヘッドを考慮すると処理の実測時間は遅くなる可能性はあるものの、計算の観点からは二次関数的な高速化を実現できる。GAS には、データのロードの複雑さや、最適なソリューションを認識するための「オラクル」の構築など、いくつかの制限もある。グローバーのアルゴリズムは二次関数的な高速化を実現するが、深い回路を必要とする。また、高品質のソリューションを見つけるために GAS を何回繰り返し適用する必要があるかは不明である。

99

量子コンピューティングは複雑な計算問題の解決に有望だが、既存システムへの統合は困難だ。私たちは導入を検討する前に技術を理解することに重点を置いている。将来的には、大量の財務データをリアルタイムで処理することで、市場動向や投資機会をより迅速かつ正確に特定できるようになると考えている。

—金融業界企業幹部

リスク分析



説明

リスク分析とは、バリューアットリスク（VaR）のように、現在および将来の財務リスクを軽減するための様々な統計値と測定値を計算することである。関連する計算には、条件付バリューアットリスク（CVaR）、信用評価調整、経済資本要件、取引先リスクの計算など、多数のタイプがある。モンテカルロシミュレーションのような既存の計算方法は、解析に分布テールの正確な推定が必要なため、多くのリソースを必要とする。必要なリソースを削減するために重点サンプリングが使用されてきたが、計算には依然として多大なリソースが必要である。



業界における重要性

リスク分析は、量子コンピューティングの考えられるユースケースとして盛んに研究されてきた。財務上のあらゆる意思決定のリスク特性をより総合的に把握し、リスクをより迅速に定量化することは、組織にとって大きな競争上の優位性となる。研究により、理論上の速度の飛躍的な向上が確認されている。また、CVaRのような多変量モデルに現実的に組み込むことができる要素の数を増やせる可能性があり、またモデルの速度や品質を向上させることができる可能性もある。影響を受ける経済規模と業界数を考えると、それには非常に価値があるといえるだろう。



業界での応用

組織のリスク状況の予測と把握は、成功を確実にするうえで最も重要な側面であるため、リスク軽減手法は金融の全セクターに応用できる。金融における中核的な要件は、将来の不確実性に基づいて今日の意思決定を行うことであるため、金融機関は、将来の有害事象の確率と規模をより正確に、全体的に、効率的に推定できることに常に関心を持っている。一般的なユースケースには、資本要件、取引先リスクやデフォルトリスク、保険では災害や平均余命、不動産では人口動態の変化などがある。



技術的考慮事項

リスク分析に応用できる量子アルゴリズムには、Quantum Accelerated Monte Carlo（QAMC）が挙げられる。QAMCのリスク解析問題への応用が成功し、計算精度の向上と二次関数的な高速化が実証されている。QAMCでは従来のモンテカルロ法に比べて理論的な二次関数的高速化を実現できる。この効果を発揮するには、確率分布と関数の正確かつ高速な読み込みが必要であり、量子振幅推定のような増幅技術を利用することで、高速化と量子リソース要件の低減を実現することができる。

99
量子コンピューティングは興味深い技術だが、この業界で実用化できるかはわからない。動向を注視しているが、短期的な影響を過大評価することには慎重である。

—金融業界企業幹部

教師あり異常検知



説明

教師あり異常検知は、不正または疑わしい取引や請求など、対象のデータレコードが事前にラベル付けされた広範なデータセットを利用する、機械学習の応用である。このモデルはラベル付けされた履歴データを使ってトレーニングされ、将来の異常を予測できるパターンと特徴タイプが理解される。多くの場合、データ速度は速くデータ量もかなり大規模であるのに対し、異常の数は極めて小規模になる。これは十分なトレーニングデータを取得すること、機械学習モデルを正確かつ効率的にトレーニングすることの両方において、大きな課題となる。



業界における重要性

金融サービスでは、不正は特に重要なユースケースであり、わずかな改善が収益性と顧客満足度の大幅な向上につながる可能性がある。金融機関は、できるだけ迅速かつ正確に不正行為を特定するとともに、誤検知（正当な取引が誤って不正と判断されるケース）を最小限に抑えることを目指している。しかし詐欺の手口はますます巧妙化しており、従来の機械学習モデルでは複雑な金融取引や高次元データの処理が困難になる可能性がある。異常検知は、様々なユースケースに対応している。計算速度が求められるケースもあるが、長期間にわたる支払い詐欺や保険金詐欺など、計算速度よりも結果の質が優先されるユースケースもある。



業界での応用

教師あり異常検知は不正検出によく使用されるが、サイバーセキュリティ、品質管理、予測メンテナンスなどにも応用できる。異常検知は、金融サービスにおいて、取引詐欺、異常な取引パターン、虚偽の保険請求を特定するために使用されてきた。



技術的考慮事項

量子を使った手法であれば、正確なモデルを作成するプロセスを簡素化できるというその効果を活かせるため、今後数年間で量子が優位性を獲得する可能性が開かれる。現在、いくつかの量子アルゴリズムは、従来の方法と比較して有意な改善をもたらすと思われる。例えば、量子ニューラルネットワーク（Quantum Neural Networks：QNN）と量子カーネルを介した量子サポートベクターマシン（Quantum Support Vector Machines：QSVM）は、短期的には有望な結果を示している。このようなモデルは従来のモデルよりも必要なトレーニングデータが少なく済み、比較的低深度の回路で実装できるため、技術的な観点からユースケースを実現しやすいことが示されている。量子リザーブコンピューティング（QRC）などの新しいアプローチも役立つ可能性がある。QRCは参入障壁が低く、データの特徴をより高次元の空間にマッピングするため、結果として得られるモデルはデータポイントをより容易に分離することができる。このような現在のアルゴリズムは必要となる量子回路の深さと幅が適度であるため、近い将来、量子が優位性を得られる可能性がある。

99

量子コンピューティングは、これまでにない方法でビジネスモデルを変革する可能性を秘めている。これまでで最も有望視されているユースケースには、ポートフォリオの最適化や、不正行為の検出を向上させる量子機械学習などがある。ハードウェアはまだ進化しているが、金融の未来は単なるデジタルではなく、量子的な手法でもたらされると信じている。

教師なし異常検知



説明

教師なし異常検知は、不正検出によく使用されるが、サイバーセキュリティやアプリケーション管理などにも応用できる。これは、予備知識なしにデータセット内の異常なパターンまたは外れ値を識別する機械学習の一種であり、データの典型的なパターンを学習し、そのパターンに当てはまらないアイテムを特定する。このようなアルゴリズムの利点は、人間にはすぐにはわからないパターンを識別できることであり、より複雑で巧妙な問題や課題を検出できることである。



業界における重要性

教師なし異常検知は現在既に行われているが、複雑さ、スケーラビリティ、計算の実行に必要な時間には問題がある。コストを削減したり、データ内のこれまで見えていなかった関係性を発見したりすることで、収益性が大幅に向上する可能性がある。金融機関にとって、異常を正しく特定することは、規制リスク、コンプライアンスリスク、オペレーショナルリスク、レピュテーションリスクの低減に大きな影響を与える可能性がある。データ量の増大が加速するにつれ、ラベル付けされたデータなしで異常を特定する機能はますます重要になり、収益に直接影響するようになる。



業界での応用

教師なし機械学習を使用して異常を検知する方法は、金融サービス業界全体に広く応用できる。資本市場における疑わしい取引パターンや市場動向の検出、リテールバンクにおける悪意あるアクターのネットワークの発見、保険金詐欺の可能性の見極めなどに使用することが可能である。



技術的考慮事項

現状では、オートエンコーダー、敵対的生成ネットワーク（Generative Adversarial Network：GAN）、Isolation Forest アルゴリズム、制限ボルツマンマシン（Restricted Boltzmann Machine：RBM）など、従来の教師なし手法が多く存在する。このようなアプローチは強力ではあるものの、多くの場合、非常に大規模なデータセット、慎重なチューニング、多大な計算リソースが必要となる。量子ベースのアプローチには、量子敵対的生成ネットワーク（Quantum Generative Adversarial Network：QGAN）と量子制限ボルツマンマシン（Quantum Restricted Boltzmann Machine：QRBM）の2つがある。このような機械学習モデルは、従来のモデルと比べて桁違いに少ないデータでトレーニングでき、同等以上のパフォーマンスを実現できるという点で有望である。量子コンピュータ固有の特性を活かすことで、これらの機械学習技術はより少ないデータで異常をより正確に特定できるようになる。

99

量子コンピューティングは、金融サービスにおける機械学習と人工知能に革命をもたらし、より正確な予測と顧客向けにパーソナライズされたサービスを可能にする。

その他のユースケース

金融サービス業界は、個人や企業に金融サービスを提供している。このセクターには、銀行、投資会社、保険会社、金融会社などの企業が含まれ、以下のサブセクターに細分化される。

担保最適化：担保最適化とは、増大する規制要件や証拠金要件を満たしつつ機会費用を最小限に抑えるために、資産の最適な組み合わせを見つけるプロセスのことである。量子コンピュータにより、最適化された担保プールを特定するスピードとその精度が向上し、担保プールの管理・保有コストを削減できる可能性がある。

オンデマンド保険：オンデマンド保険（個々の旅行・イベントにかかる保険）は、説得力のあるユースケースである。現在このような商品はそれほど普及してはいないが、量子コンピューティングであれば、小規模イベントの保険に必要な計算速度と深さを実現できる可能性がある。

金融暴落予測：金融市場の暴落予測では、資産価格の急激な変動やブラックスワン現象が連鎖的に及ぼす影響を予測する。量子コンピューティングによって、金融機関の相互接続性とそれがもたらす組織への影響を詳細に理解できるようになる。また、量子コンピューティングの応用により、予測因子と分析の質が向上する可能性がある。

クレジットスコアリング：個人または法人の申請における信用力に関する独立した特徴の特定を指す。量子コンピューティングにより、申請における信用力に影響を与える可能性のあるより多くの要素を、より正確に識別できるようになる可能性がある。

CAT モデリング：保険業界で利用されている大規模災害のモデリングは、量子コンピューティングによって改善できる可能性がある。この最適化問題に量子を活用すれば、考慮する変数の数を増やして改善ができるため、価格設定の精度が高まり、リスク認識が向上し、リスクの高い領域に効果的に保険をかけられるようになる可能性がある。

アルゴリズム取引：取引のタイミングと価格を機械学習するアルゴリズム取引の強化は、量子技術によって大幅に改善される。量子ソリューションにより、アルゴリズムによる要因考察の深度が増し、ソリューションのスピードが向上する可能性がある。

99

世界的な取り組みが成熟し、デバイスの信頼性が高まるにつれて、量子を使った最適化ヒューリスティック手法は、現状ではうまく拡張できていないユースケースにおいて最初の成功事例のひとつになるだろうと確信している。例としては、ポートフォリオの最適化、担保ローン債務最適化などの組み合わせ最適化問題が挙げられる。グローバーのようなアルゴリズムも、モンテカルロシミュレーションを量子に置き換えることで、様々な金融モデリングシナリオで応答時間と決定時間を二次関数的に高速化するという影響を与えるだろう。

結論

量子コンピューティングは、重要な問題に対するビジネス成果を向上させることで、金融サービス業界に説得力のある価値提案を提供する可能性のある革新的なテクノロジーである。高度なコンピューティングの新時代の到来を目前に控える今、金融サービスのリーダーはこのテクノロジーがもたらす可能性を検討し、積極的に取り組むことが重要である。

不正行為の特定の改善、複雑な評価計算の高速化、ポートフォリオと流動性の最適化の向上など、量子コンピューティングは将来の成長とイノベーションに前例のない機会を提供する可能性がある。現在の量子コンピュータには種々の限界があるが、研究開発は急速なペースで進められている。これは、そのような課題の克服は不可能なものではないということを示している。

50 以上の考えられるユースケースを分析し、最も影響力があり実行可能な 6 つのユースケースを特定することで、投資と調査のための明確なロードマップが示された。デリバティブの価格設定、流動性の最適化、ポートフォリオの最適化、リスク分析、異常検知のための教師あり/教師なし機械学習の成果を向上させる量子コンピューティングの可能性は、見過ごすことができないほど重要な展望である。

量子コンピューティングの未来は、今後もダイナミックに変わり続ける可能性が高い。金融サービ

スのリーダーは、将来的な量子コンピュータの利用を目指して適応していただくだけでなく、そのような将来の環境を形作るために、機敏で柔軟な態度を持ち続けて計画を立てていく必要がある。量子テクノロジーが成熟し続けるにつれて、個々のユースケースの実行可能性は高まり、新しい機会と課題が提示されていく。これは、1 回限りのアクティビティとして量子コンピューティングを理解し投資することではなく、量子コンピューティングの活用の道筋を形成し、リードしていく取り組みなのである。

量子コンピュータの開発は急速に進んでおり、性能も急速に高まっている。このエキサイティングなフロンティアを進んでいく際には、量子コンピュータが持つ可能性について、金融サービスだけでなく、世界全体を視野に入れることが必要である。量子コンピュータは従来のコンピュータから進化したものではなく、新しい、異なる存在である。量子コンピューティングと金融サービス業界が協力することで、両方の未来を形作ることができる。

99

モンテカルロ法に基づくリスク分析は、量子コンピューティングが業界に最も大きな影響を与えるところだと考えている。バーゼルIIIによれば、正確なリスク分析が重要とのこと。将来的には量子コンピューティングの利用が必須になるかもしれない。となると、それを利用しないならビジネスをする権利を失うというリスクがあることになる。バーゼルIIIは既に日本の金融業界に変化を強いている。

— 金融業界企業幹部



用語集

1. 債務担保証券（Collateralized Debt Obligation：CDO）

債務担保証券（CDO）は、ローンやその他の資産のプールを裏付けとして機関投資家に販売される複雑なストラクチャードファイナンス商品である。その名が示すように価値が別の原資産から派生しているという特徴を持つデリバティブである。ローンが不履行になった場合、この原資産が担保となる。（出所：[Investopedia](#)）

2. 条件付バリューアットリスク（Conditional Value at Risk：CVaR）

VaR が確率と時間軸に関連した最悪のケースの損失を表しているのに対し、CVaR はその最悪のケースのしきい値を超えた場合の予想損失を表す。言い換えれば、CVaR は、VaR のブレイクポイントを超えて発生する予想損失を定量化したものである。（出所：[Investopedia](#)）

3. 敵対的生成ネットワーク（Generative Adversarial Network：GAN）

敵対的生成ネットワーク（GAN）は、機械学習フレームワークの一種であり、生成 AI にアプローチするための主要なフレームワークである。GAN では、2 つのニューラルネットワークがゼロサムゲームの形で互いに競い合い、一方のエージェントの利益は他方のエージェントの損失となる。（出所：[Wikipedia](#)）

4. グローバー適応探索（Grover's Adaptive Search：GAS）

バイナリ最適化（BO）問題に対するグローバー適応探索（GAS）は、グローバーの探索アルゴリズムを使用して最適解を反復的に見つけるための量子アルゴリズムである。GAS では反復的なオラクル構築が必要であり、高い計算能力が要求される。（出所：[InspireHEP](#)）

5. 混合整数計画（Mixed Integer Programming：MIP）

混合整数計画問題は、変数の一部または全てが整数でなければならないという制約がある数学的最適化問題である。MIP は、この整数制約があるために線形計画よりも難しく、一般的には分枝限定法で解く。（出所：[MILP Wikipedia](#)）

6. ノイズの多い中規模量子コンピュータ（Noisy Intermediate-Scale Quantum：NISQ）

量子コンピューティングは現在、最大 1,000 量子ビットの量子プロセッサを搭載する「ノイズの多い中規模量子（NISQ）」の時代にあるといわれており、誤り耐性を実現するほど高度ではなく、量子の優位性を実現するほど大きくもない状態である。（出所：[ScienceDaily](#)、[TechSpot](#)、[Wikipedia](#)）

7. 量子誤り訂正（Quantum Error Correction：QEC）

量子誤り訂正（QEC）は、量子コンピューティングで使用され、デコヒーレンスやその他の量子ノイズによるエラーから量子情報を保護する。量子誤り訂正は、保存された量子情報へのノイズの影響、量子ゲートの障害、量子準備の障害、測定の障害を軽減できる、誤り耐性のある量子コンピューティングを実現するために理論上不可欠であるとされている。これが実現すれば、より深い回路を使うアルゴリズムが可能になる。（出所：[Fundamental Research, 2020 Wikipedia](#)）

8. 量子モンテカルロ（Quantum Monte Carlo：QAMC）

量子モンテカルロは、未知の分布の統計量を推定するためのサンプルリングを二次関数的に高速化させる、いくつかのサブルーチンを含むアルゴリズムである。デリバティブの価格設定とリスク分析に使用される QAMC は、グローバーのアルゴリズムを使用して振幅推定を行うことで高速化を実現する。QAMC 法では通常、対象の分布をロードまたは進化させ、対象に必要な量を計算して量子ビットの振幅に埋め込み、グローバーのアルゴリズムのバリエーションを活用して振幅を取得する。（出所：[Deloitte SMEs](#)）

9. 量子近似最適化アルゴリズム（Quantum Approximate Optimization Algorithm：QAOA）

量子近似最適化アルゴリズム（QAOA）は、組み合わせ最適化問題を解決するための変分量子アルゴリズムである。QAOA は最適化問題データをパラメータ化した回転ゲートにエンコードする。変数の一部では、問題の制約を回路にエンコードする。現在のところ、適切なソリューションを見つけるにはアルゴリズムが連続する多くのレイヤーが必要であり、回路全体が非常に深いものになると考えられている。（出所：[IBM Quantum Learning](#)）

10. 量子敵対的生成ネットワーク（Quantum Generative Adversarial Network：QGAN）

敵対的生成ネットワーク（GAN）は、生成タスクを優れた方法で解決する機械学習の重要な発明であり、量子の世界にも拡大適用されている。QGAN の実装は数多く提案されている。QGAN はフル量子アーキテクチャを持つ場合もあれば、量子・従来型のハイブリッドアーキテクチャを持つ場合もあり、後者の場合は量子・従来型インターフェイスで追加のデータ処理が必要になることがある。従来の GAN と同様に、QGAN は、最大尤度、ワッサースタイン距離、または総偏差の形で損失関数を使用してトレーニングされる。（出所：[MDPI](#)）

11. 量子ニューラルネットワーク（Quantum Neural Network：QNN）

量子ニューラルネットワークは、量子力学の原理に基づいた、コンピュータによるニューラルネットワークモデルである。量子ニューラルネットワークの典型的な研究では、従来の人工ニューラルネットワークモデル（パターン認識という重要なタスクのために機械学習で広く使用されている）と量子情報の利点を組み合わせて、より効率的なアルゴリズムを開発している。（出所：[Wikipedia](#)）

12. 量子プロセッシングユニット（Quantum Processing Unit：QPU）

量子プロセッシングユニットは、アニーリング量子プロセッサとアナログ量子プロセッサに加えて、量子回路と量子論理ゲートに基づくコンピューティングモデルである。（出所：[Wikipedia](#)）

13. 量子リザーバーコンピューティング（Quantum Reservoir Computing：QRC）

量子リザーバーコンピューティング（QRC）は、従来のリザーバーコンピューティング（RC）パラダイムを量子領域に拡張したものである。QRC では量子力学の原理を活用して、高次元空間で情報を処理およびマッピングできるリザーバーを作成する。これにより、下流のタスクの計算能力と効率性において独自の利点が得られる可能性がある。（出所：[QuEra](#)）

14. 量子制限ボルツマンマシン（Quantum Restricted Boltzmann Machine：QRBM）

量子制限ボルツマンマシンは単層量子ニューラルネットワークであり、超伝導量子チップ上で分子のギブス状態（熱状態）だけでなく、物理的に重要なケース（基底状態）の波動関数を計算するなどの量子計算タスクを実行するために使用できる。（出所：[Arxiv](#)）

15. 量子サポートベクターマシン（Quantum Support Vector Machine：QSVM）

SVM は、分類タスクや回帰タスクに使用できる教師あり機械学習アルゴリズムの一種である。異なるクラスを最大限に分離する高次元空間の超平面を特定するもので、ロバスト性と大量データ処理能力で知られている。量子サポートベクターマシン（QSVM）は、超平面を見つけるために必要な最適化を実行するために量子コンピュータを使用する、SVM の発展型である。（出所：[DZone](#)）

16. 制限ボルツマンマシン（Restricted Boltzmann Machine：RBM）

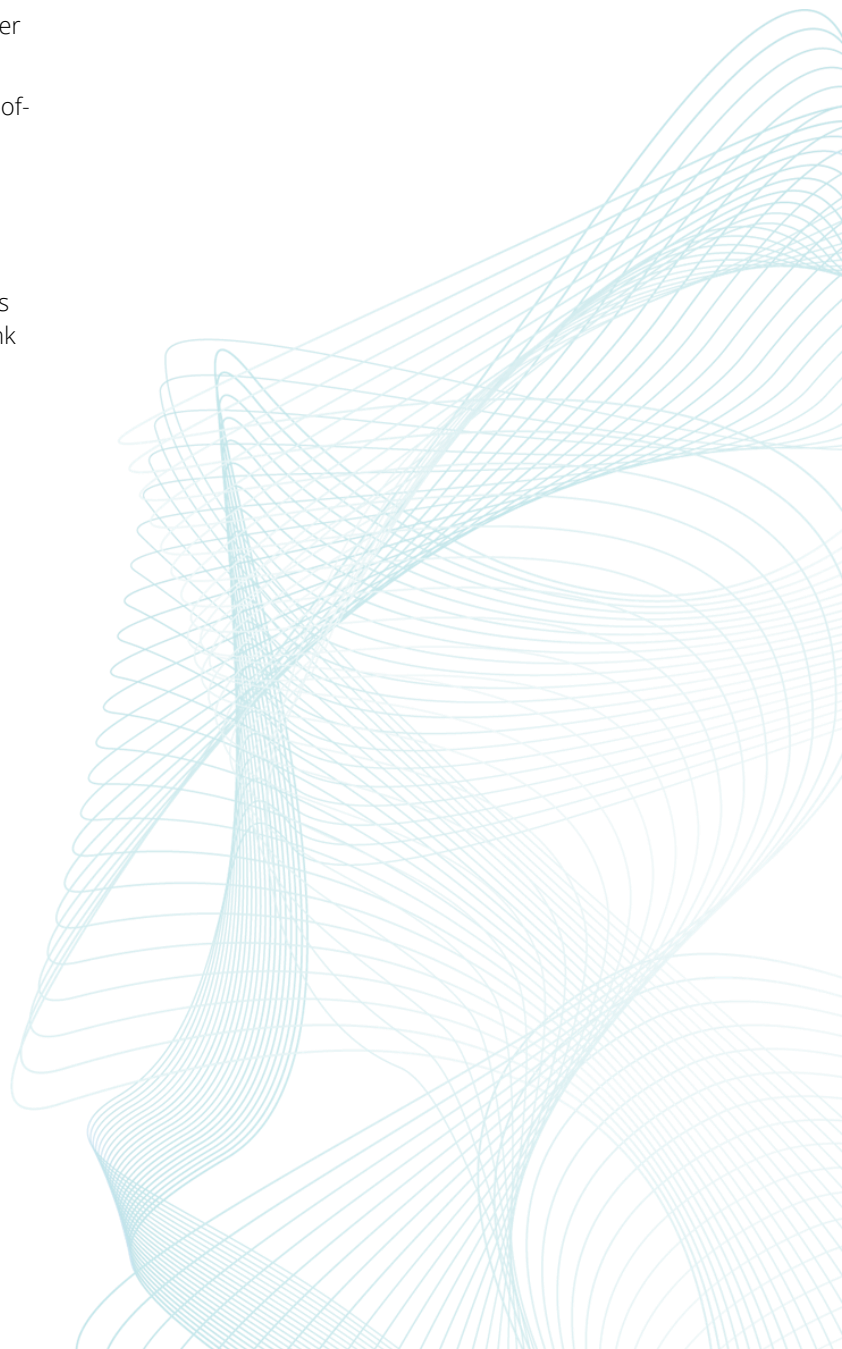
制限ボルツマンマシン（RBM）（外部場を持つ制限付き Sherrington-Kirkpatrick モデルまたは制限付き確率的 Ising-Lenz-Little モデルとも呼ばれる）は、入力セットに対して確率分布を学習できる生成型確率的人工ニューラルネットワークである。RBM は、次元削減、分類、協調フィルタリング、特徴学習、トピックモデリング、免疫学、さらには多体量子力学にも応用されている。（出所：[Wikipedia](#)）

17. バリュアットリスク（Value at Risk：VaR）

バリュアットリスク（VaR）は、正常な市場環境を前提として、例えば 1 日などの一定期間で一連の投資をした場合に（一定の確率で）どの程度損失が生じるかを推定する指標である。VaR は通常、金融業界の企業や規制当局が、想定される損失をカバーするために必要な資産額を算出するために用いられる。（出所：[Wikipedia](#)）

引用文献

1. Enrique Lizaso, et. al, "Quantum Computing for Finance: Overview and Prospects," Reviews in Physics, 2019
2. Andrés Gómez, et. al, "A Survey on Quantum Computational Finance for Derivatives Pricing and VaR." Archives of Computational Methods in Engineering, 2022
3. Cody Googin, et. al, "A Survey of Quantum Computing for Finance." JPMorgan Chase Bank, 2022
4. Alexander M. Dalzell, et. al, "Quantum Algorithms: A Survey Of Applications And End-To-End Complexities." (2023): AWS Center for Quantum Computing, 2023
5. Daniel J. Egger, et. al, "Quantum Computing for Finance: State-of-the-Art and Future Prospects." IEEE Transactions on Quantum Engineering, 2020
6. Unidentified Authorship "Quantum Computing And The Implications For The Securities Industry." FINRA, 2023
7. Ajit Desai, et. al, "Improving the Efficiency of Payments Systems Using Quantum Computing,". Staff Working Papers 22-53, Bank of Canada, 2022
8. Office of the Comptroller of the Currency, Washington D.C., "Quarterly Report on Bank Trading and Derivatives Activities," 2023



日本の窓口

寺園 知広

デロイト トーマツ コンサルティング合同会社 執行役員

tterazono@tohmatu.co.jp

寺部 雅能

デロイト トーマツ グループ 量子技術統括

mterabe@tohmatu.co.jp



デロイトトーマツグループは、日本におけるデロイト アジア パシフィック リミテッドおよびデロイトネットワークのメンバーであるデロイトトーマツ合同会社ならびにそのグループ法人（有限責任監査法人トーマツ、デロイトトーマツ リスクアドバイザー合同会社、デロイトトーマツ コンサルティング合同会社、デロイト トーマツ ファイナンシャルアドバイザー合同会社、デロイト トーマツ税理士法人、DT 弁護士法人およびデロイト トーマツ グループ合同会社を含む）の総称です。デロイトトーマツ グループは、日本で最大級のプロフェッショナルグループのひとつであり、各法人がそれぞれの適用法令に従い、監査・保証業務、リスクアドバイザー、コンサルティング、ファイナンシャルアドバイザー、税務、法務等を提供しています。また、国内約 30 都市に約 2 万人の専門家を擁し、多国籍企業や主要な日本企業をクライアントとしています。詳細はデロイト トーマツ グループ Web サイト、www.deloitte.com/jp をご覧ください。

Deloitte（デロイト）とは、デロイト トウシュートーマツ リミテッド（“DTTL”）、そのグローバルネットワーク組織を構成するメンバーファームおよびそれらの関係法人（総称して“デロイトネットワーク”）のひとつまたは複数を指します。DTTL（または“Deloitte Global”）ならびに各メンバーファームおよび関係法人はそれぞれ法的に独立した別個の組織体であり、第三者に関して相互に義務を課しまたは拘束させることはありません。DTTL および DTTL の各メンバーファームならびに関係法人は、自らの作為および不作為についてのみに責任を負い、互いに他のファームまたは関係法人の作為および不作為について責任を負うものではありません。DTTL はクライアントへのサービス提供を行いません。詳細は www.deloitte.com/jp/about をご覧ください。

デロイト アジア パシフィック リミテッドは DTTL のメンバーファームであり、保証有限責任会社です。デロイト アジア パシフィック リミテッドのメンバーおよびそれらの関係法人は、それぞれ法的に独立した別個の組織体であり、アジア パシフィックにおける 100 を超える都市（オークランド、バンコク、北京、ベンガルール、ハノイ、香港、ジャカルタ、クアラルンプール、マニラ、メルボルン、ムンバイ、ニューデリー、大阪、ソウル、上海、シンガポール、シドニー、台北、東京を含む）にてサービスを提供しています。

Deloitte（デロイト）は、監査・保証業務、コンサルティング、ファイナンシャルアドバイザー、リスクアドバイザー、税務・法務などに関連する最先端のサービスを、Fortune Global 500®の約 9 割の企業や多数のプライベート（非公開）企業を含むクライアントに提供しています。デロイトは、資本市場に対する社会的な信頼を高め、クライアントの変革と繁栄を促し、より豊かな経済、公正な社会、持続可能な世界の実現に向けて自ら率先して取り組むことを通じて、計測可能で継続性のある成果をもたらすプロフェッショナルの集団です。デロイトは、創設以来 175 年余りの歴史を有し、150 を超える国・地域にわたって活動を展開しています。“Making an impact that matters”をバース（存在理由）として標榜するデロイトの 45 万人超の人材の活動の詳細については、www.deloitte.com をご覧ください。

本資料は皆様への情報提供として一般的な情報を掲載するのみであり、デロイト トウシュートーマツ リミテッド（“DTTL”）、そのグローバルネットワーク組織を構成するメンバーファームおよびそれらの関係法人が本資料をもって専門的な助言やサービスを提供するものではありません。皆様の財務または事業に影響を与えるような意思決定または行動をされる前に、適切な専門家にご相談ください。本資料における情報の正確性や完全性に関して、いかなる表明、保証または確約（明示・黙示を問いません）をするものではありません。また DTTL、そのメンバーファーム、関係法人、社員・職員または代理人のいずれも、本資料に依拠した人に関係して直接または間接に発生したいかなる損失および損害に対して責任を負いません。DTTL ならびに各メンバーファームおよび関係法人はそれぞれ法的に独立した別個の組織体です。

Member of

Deloitte Touche Tohmatsu Limited