

2025/6/30

第6回量子ソフトウェアワークショップ[°]
量子センシングと量子機械学習

東京大学大学大学院 医学系研究科附属
未病AI医療研究センター 講師

中央大学 理工学部
電気電子情報通信工学科 准教授

川口英明
松崎雄一郎

自己紹介



自己紹介



2009年卒業

■ 医師 (精神科)

- 東京大学医学部医学科卒
- 日本で一番有名な警察官の住む街のクリニックで外来診察…していた



自己紹介



2017年取得

- 博士(医学)

- 東京大学大学院**医療情報学分野**出身
- R/Python/Stanで医療データサイエンス
- GISを用いた空間統計

2021年3月まで

- 東大病院 企画情報運営部

- **医療リアルワールドデータ活用人材育成事業**
- 特任助教としてカリキュラム・講義等担当
- 現在は客員研究員として所属

2020年6月まで

- 田辺三菱製薬株式会社

- **デジタルトランスフォーメーション部**
- principal research scientistを経て、デジタルヘルスアドバイザ

自己紹介



2023年3月まで

- 慶應義塾大学
量子コンピューティングセンター
 - 特任講師として新しい**量子機械学習**アルゴリズムの開発と、その医療応用

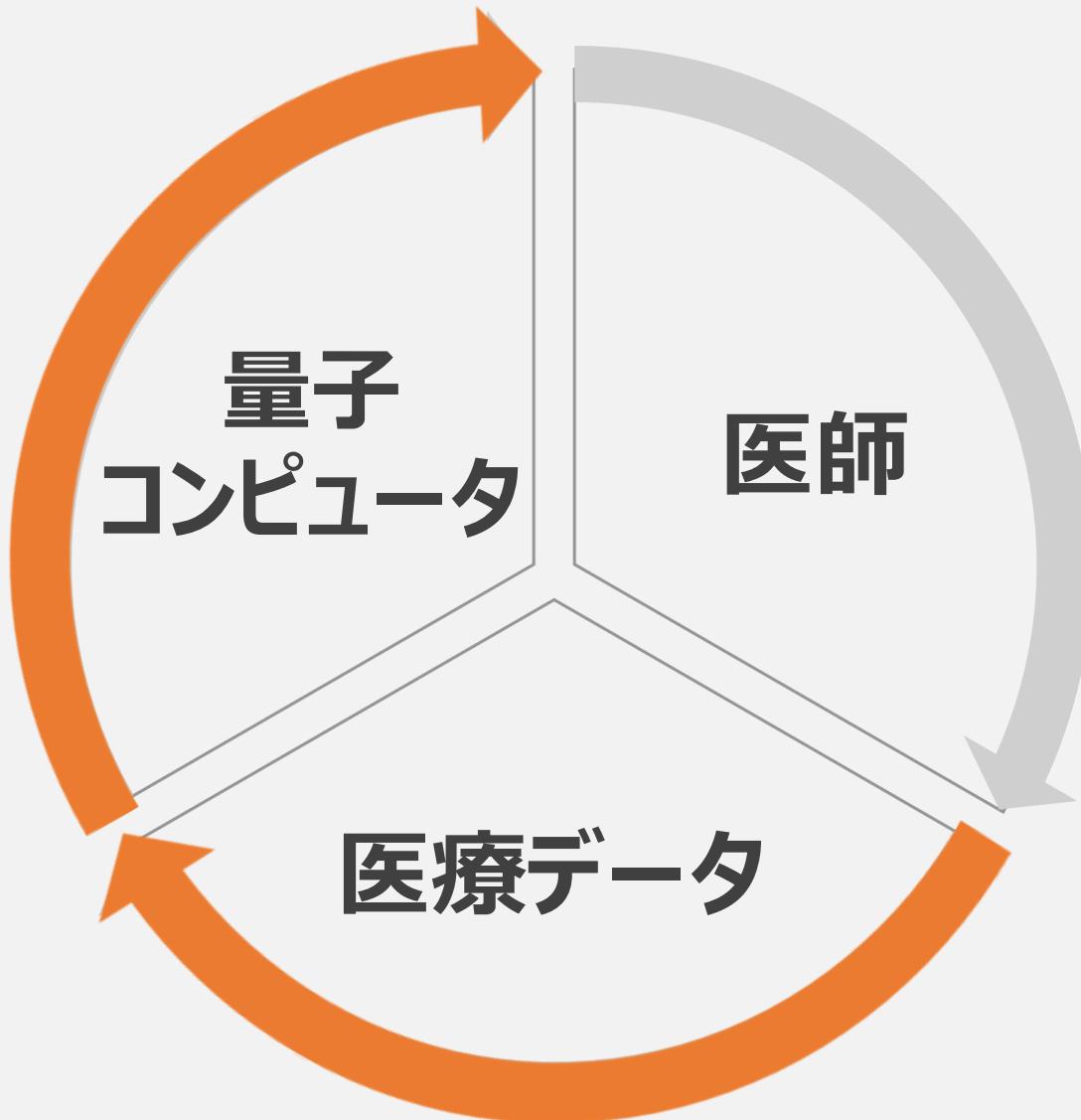
2024年3月まで

- 慶應義塾大学 WPI-Bio2Q
 - 特任准教授として量子コンピューティングの医学・ヒト生物学への応用に従事

2024年4月から

- 慶應義塾大学大学院 理工学研究科
 - 特任准教授として量子インターネットアプリケーションの開発とその医療応用がテーマ

自己紹介



2023年3月まで

- 慶應義塾大学
量子コンピューティングセンター
 - 特任講師として新しい**量子機械学習**アルゴリズムの開発と、その医療応用

2024年3月まで

- 慶應義塾大学 WPI-Bio2Q
 - 特任准教授として量子コンピューティングの医学・ヒト生物学への応用に従事

2024年4月から

- 慶應義塾大学大学院 理工学研究科
 - 特任准教授として量子インターネットアプリケーションの開発とその医療応用がテーマ

2024年7月から

- 東京大学大学医学系研究科附属
未病AI医療研究センター 講師

目指す理想のイメージ

情報 金融

量子
コンピュータ

医薬 材料 ...



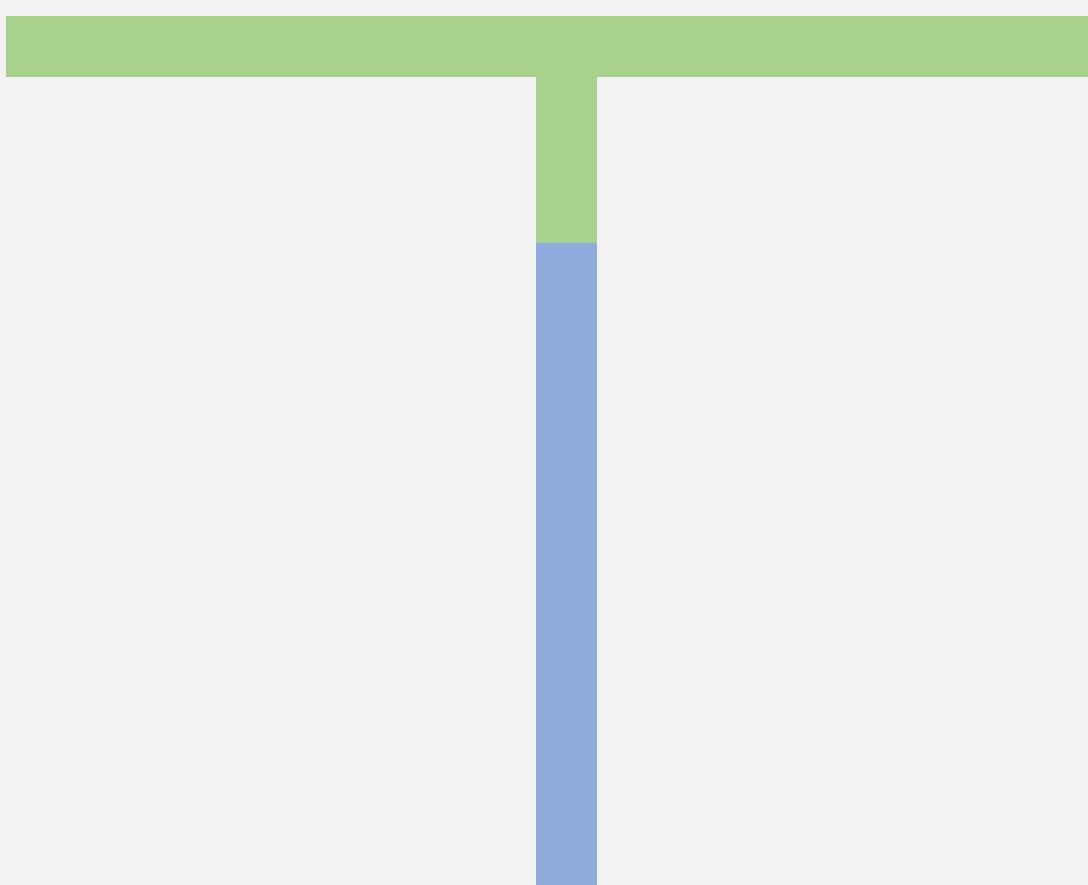
I字型人材

- 深い専門知識を有する人材
- ハードウェアとソフトウェアをつなげる
- デバイス・アルゴリズムの知識

目指す理想のイメージ

量子
コンピュータ

… 情報 金融 医薬 材料 …



I字型人材

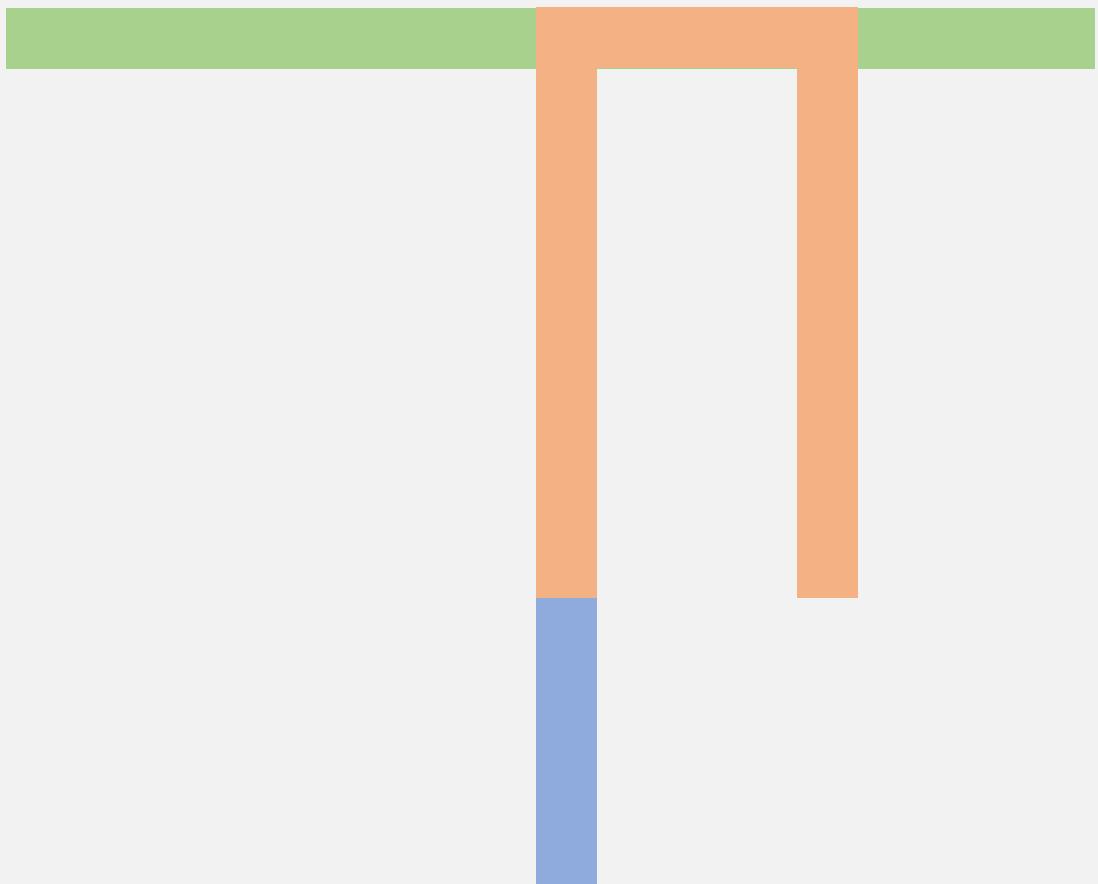
- 深い専門知識を有する人材
- ハードウェアとソフトウェアをつなげる
- デバイス・アルゴリズムの知識

T字型人材

- 戦略を立てられるリーダー
- チームを組む際の「つなぎ」となる
- 幅広い領域に精通

目指す理想のイメージ

… 情報 金融 量子
コンピュータ 医薬 材料 …



I字型人材

- 深い専門知識を有する人材
- ハードウェアとソフトウェアをつなげる
- デバイス・アルゴリズムの知識

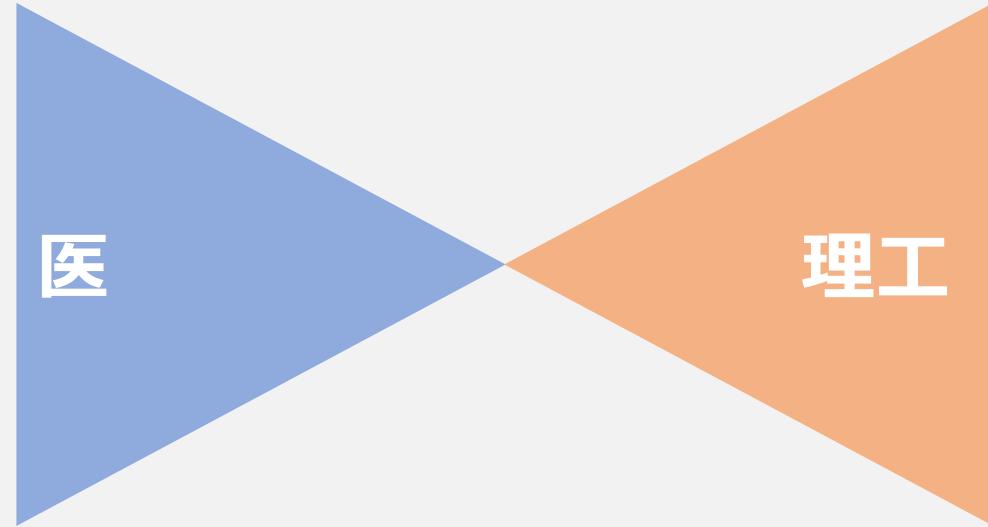
T字型人材

- 戦略を立てられるリーダー
- チームを組む際の「つなぎ」となる
- 幅広い領域に精通

匁字型人材

- 業界の知識があり量子コンピュータにも精通
- 斬新な発想をするイノベーター
- 異なる2分野以上の専門知識

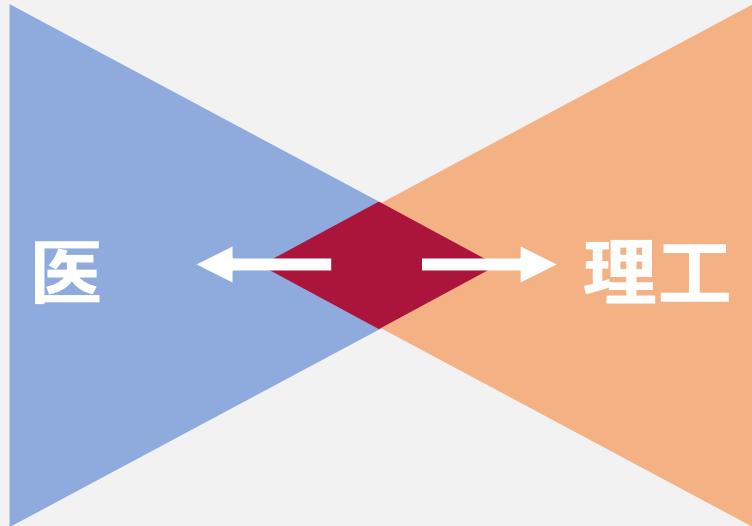
医工連携にはシームレスなㄇ字型人材が必要



- 文化・目的が異なる
- 集まるだけでは相互理解が不十分

- 医学分野の人材
 - フォアキャストな文化
 - ニーズドリブンのモチベーション
- 理工学分野の人材
 - バックキャストな文化
 - シーズドリブンのモチベーション

医工連携にはシームレスなΠ字型人材が必要



医工分野間を自由に動ける
シームレスな人材が重要

- 医学分野の人材
 - フォアキャストな文化
 - ニーズドリブンのモチベーション
- 理工学分野の人材
 - バックキャストな文化
 - シーズドリブンのモチベーション
- 医工連携人材
 - 医工分野間を自由に動ける、両方の経験を有するシームレスなΠ字型人材の育成
 - 相手の懷に飛び込み、同じ釜の飯を食べる事が重要
 - 医学課題を数理課題に変換する能力
 - 医工連携 자체がひとつの専門になる時代

Trends in
Pharmacological Sciences



Opinion

How can quantum computing be applied in clinical trial design and optimization?

Hakan Doga ^{1,13,*}, Aritra Bose ^{2,13}, M. Emre Sahin ³, Joao Bettencourt-Silva ⁴, Anh Pham ⁵, Eunyoung Kim⁶, Alan Andress ⁷, Sudhir Saxena ⁸, Laxmi Parida ², Jan Lukas Robertus⁹, Hideaki Kawaguchi ¹⁰, Radwa Soliman¹¹, and Daniel Blankenberg ¹²

クリーブランド・クリニックとIBM、医療とライフサイエンスにおける発見を加速するための画期的な10年間の提携を発表

- IBMのハイブリッドクラウド、ハイパフォーマンス・コンピューティング、AI、および量子コンピューティングのテクノロジーが、新たに開設されたクリーブランド・クリニックのGlobal Center for Pathogen Research & Human Health（病原体研究および人間の健康のためのグローバル・センター）の基盤に
- IBMは、同社として米国で初となる民間部門向けの、オンプレミスの量子コンピューター・システムを、クリーブランド・クリニックで導入することを計画。またクリーブランド・クリニックも、初の1,000量子ビットを超えるIBMの次世代量子システムを、数年以内に受け取る予定

[米国ニューヨーク州アーモンクおよびオハイオ州クリーブランド – 2021年3月30日（現地時間）発]

クリーブランド・クリニックとIBMは、ハイブリッドクラウド、AIおよび量子コンピューティングのテクノロジーに基づくハイパフォーマンス・コンピューティングの利用を通じて医療とライフサイエンスにおける発見を抜本的に加速することを目的とした、クリーブランド・クリニックとIBMの共同センター、Discovery Acceleratorを設立するための10年計画の提携を発表しました。

https://jp.newsroom.ibm.com/2021-04-09-Cleveland-Clinic-and-IBM-Announce-Breakthrough-10-Year-Alliance-to-Accelerate-Discovery-in-Healthcare-and-Life-Sciences?social_post=4714158040&linkId=115728630

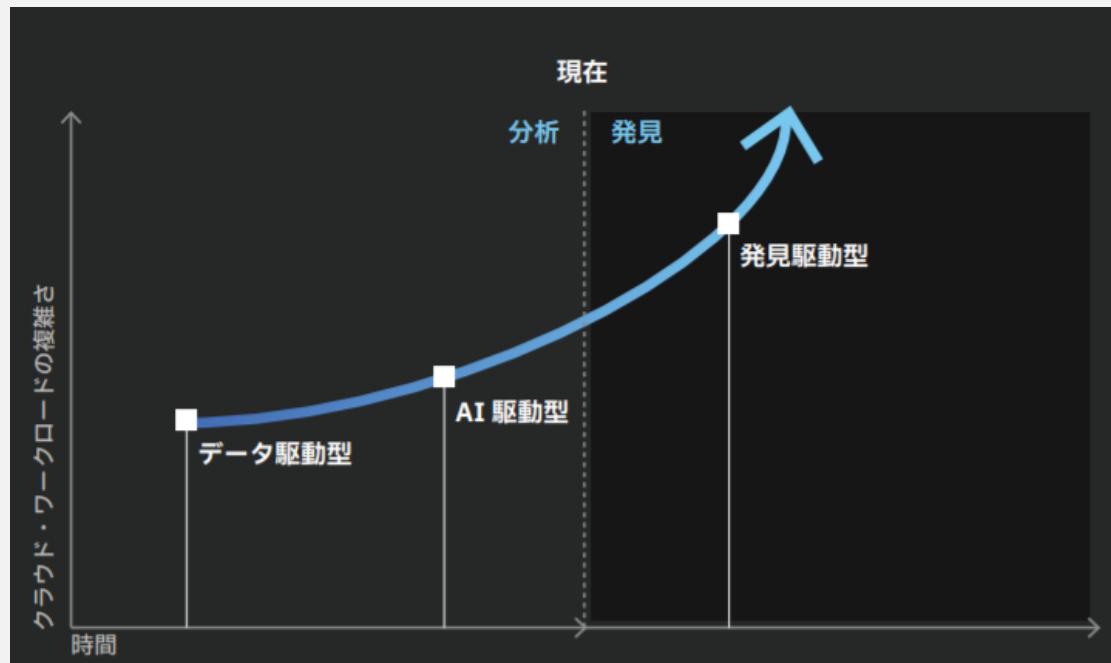
クリーブランド・クリニックとIBM、医療とライフサイエンスにおける発見を加速するための画期的な10年間の提携を発表

- IBMのハイブリッドクラウド、ハイパフォーマンス・コンピューティング、AI、および量子コンピューティングのテクノロジーが、新たに開設されたクリーブランド・クリニックのGlobal Center for Pathogen Research & Human Health（病原体研究および人間の健康のためのグローバル・センター）の基盤に
- IBMは、同社として米国で初となる民間部門向けの、オンプレミスの量子コンピューター・システムを、クリーブランド・クリニックで導入することを計画。またクリーブランド・クリニックも、初の1,000量子ビットを超えるIBMの次世代量子システムを、数年以内に受け取る予定

[米国ニューヨーク州アーモンクおよびオハイオ州クリーブランド - 2021年3月30日（現地時間）発]

クリーブランド・クリニックとIBMは、ハイブリッドクラウド、AIおよび量子コンピューティングのテクノロジーに基づくハイパフォーマンス・コンピューティングの利用を通じて医療とライフサイエンスにおける発見を抜本的に加速することを目的とした、クリーブランド・クリニックとIBMの共同センター、Discovery Acceleratorを設立するための10年計画の提携を発表しました。

https://jp.newsroom.ibm.com/2021-04-09-Cleveland-Clinic-and-IBM-Announce-Breakthrough-10-Year-Alliance-to-Accelerate-Discovery-in-Healthcare-and-Life-Sciences?social_post=4714158040&linkId=115728630



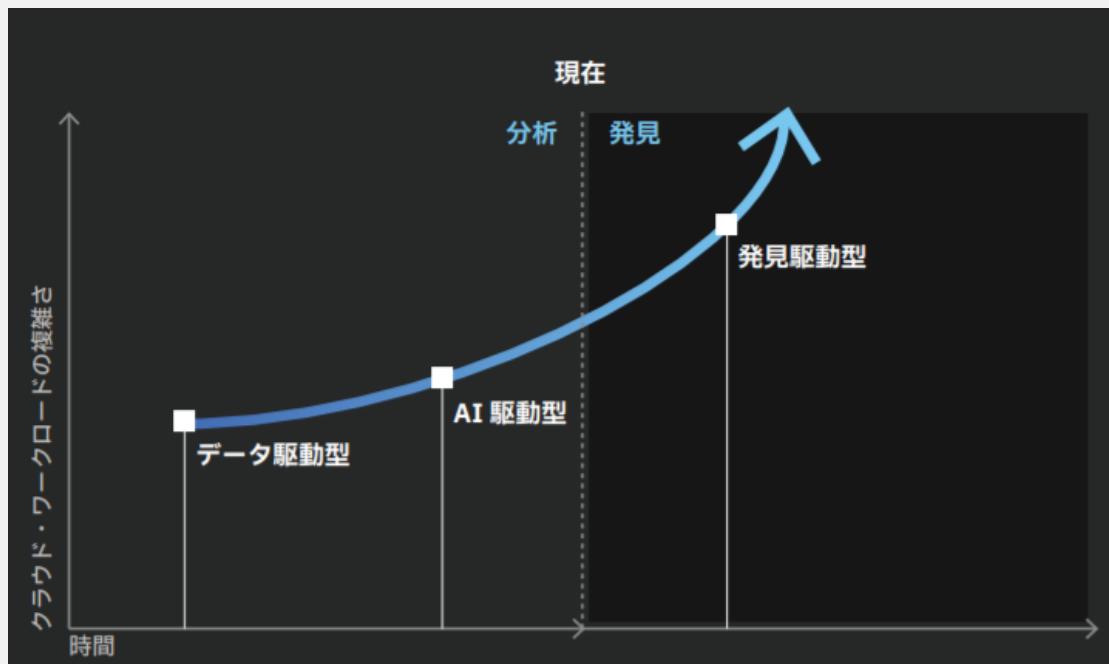
クリーブランド・クリニックとIBM、医療とライフサイエンスにおける発見を加速するための画期的な10年間の提携を発表

- IBMのハイブリッドクラウド、ハイパフォーマンス・コンピューティング、AI、および量子コンピューティングのテクノロジーが、新たに開設されたクリーブランド・クリニックのGlobal Center for Pathogen Research & Human Health（病原体研究および人間の健康のためのグローバル・センター）の基盤に
- IBMは、同社として米国で初となる民間部門向けの、オンプレミスの量子コンピューター・システムを、クリーブランド・クリニックで導入することを計画。またクリーブランド・クリニックも、初の1,000量子ビットを超えるIBMの次世代量子システムを、数年以内に受け取る予定

[米国ニューヨーク州アーモンクおよびオハイオ州クリーブランド - 2021年3月30日（現地時間）発]

クリーブランド・クリニックとIBMは、ハイブリッドクラウド、AIおよび量子コンピューティングのテクノロジーに基づくハイパフォーマンス・コンピューティングの利用を通じて医療とライフサイエンスにおける発見を抜本的に加速することを目的とした、クリーブランド・クリニックとIBMの共同センター、Discovery Acceleratorを設立するための10年計画の提携を発表しました。

https://jp.newsroom.ibm.com/2021-04-09-Cleveland-Clinic-and-IBM-Announce-Breakthrough-10-Year-Alliance-to-Accelerate-Discovery-in-Healthcare-and-Life-Sciences?social_post=4714158040&linkId=115728630



1	はじめに
9	第1章：量子に関する認識と発見の時代
29	第2章：量子の時代への準備と実験の威力
49	第3章：量子優位性とビジネス価値の追求
69	業界別ガイド
71	航空
77	銀行および金融市场
83	化学および石油
89	医療
95	ライフサイエンス

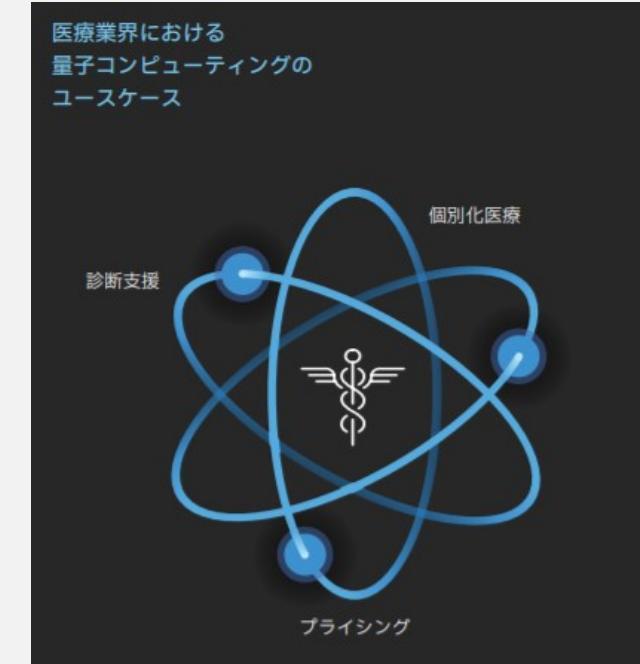
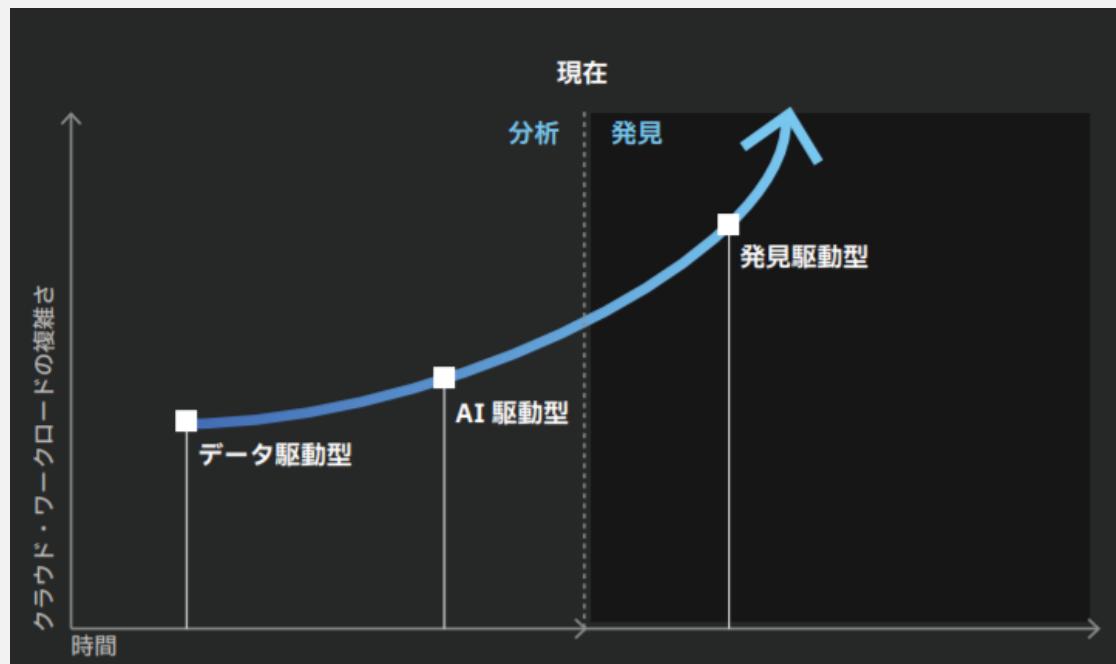
クリーブランド・クリニックとIBM、医療とライフサイエンスにおける発見を加速するための画期的な10年間の提携を発表

- IBMのハイブリッドクラウド、ハイパフォーマンス・コンピューティング、AI、および量子コンピューティングのテクノロジーが、新たに開設されたクリーブランド・クリニックのGlobal Center for Pathogen Research & Human Health（病原体研究および人間の健康のためのグローバル・センター）の基盤に
- IBMは、同社として米国で初となる民間部門向けの、オンプレミスの量子コンピューター・システムを、クリーブランド・クリニックで導入することを計画。またクリーブランド・クリニックも、初の1,000量子ビットを超えるIBMの次世代量子システムを、数年以内に受け取る予定

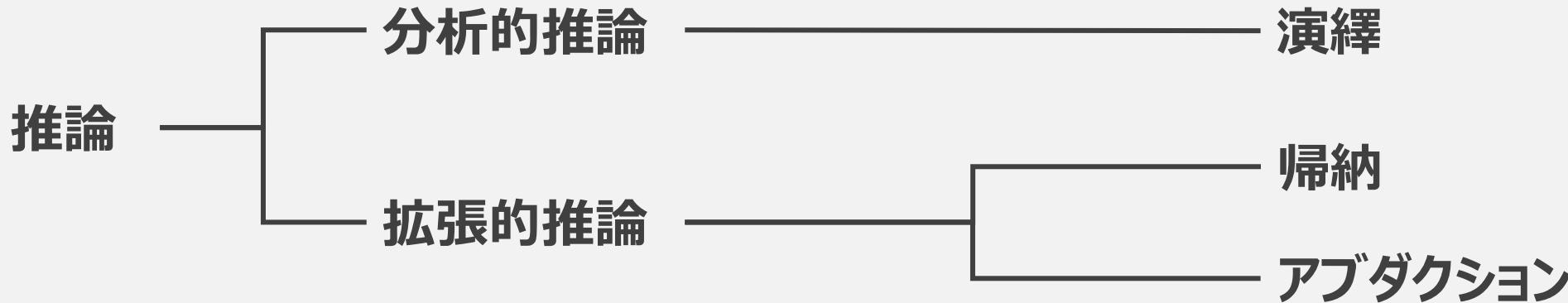
[米国ニューヨーク州アーモンクおよびオハイオ州クリーブランド - 2021年3月30日（現地時間）発]

クリーブランド・クリニックとIBMは、ハイブリッドクラウド、AIおよび量子コンピューティングのテクノロジーに基づくハイパフォーマンス・コンピューティングの利用を通じて医療とライフサイエンスにおける発見を抜本的に加速することを目的とした、クリーブランド・クリニックとIBMの共同センター、Discovery Acceleratorを設立するための10年計画の提携を発表しました。

https://jp.newsroom.ibm.com/2021-04-09-Cleveland-Clinic-and-IBM-Announce-Breakthrough-10-Year-Alliance-to-Accelerate-Discovery-in-Healthcare-and-Life-Sciences?social_post=4714158040&linkId=115728630

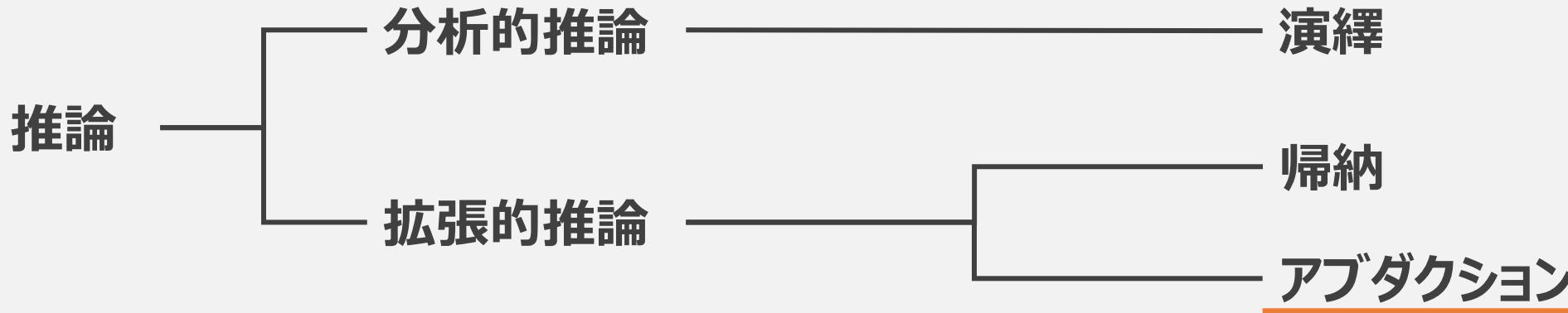


分析から発見へのパラダイムシフト



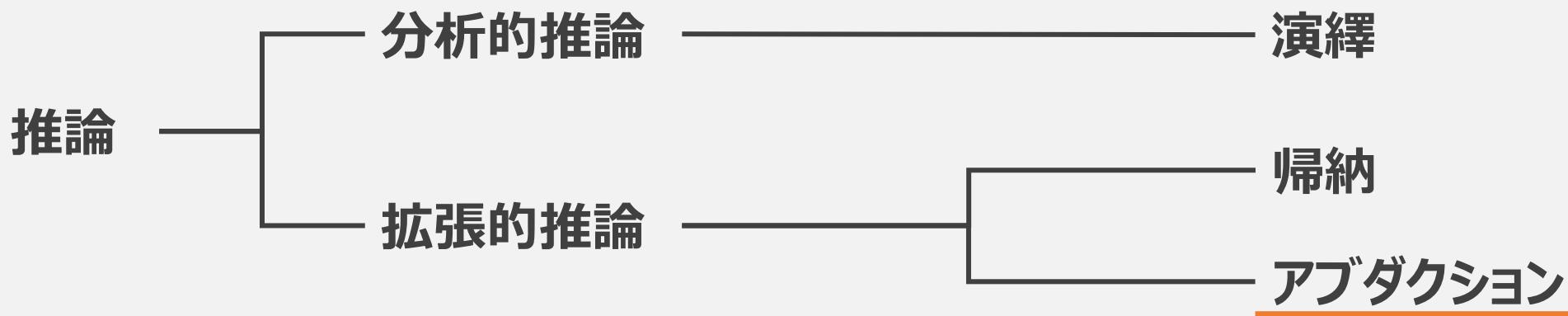
米盛裕二 「アブダクション 仮説と発見の論理」 効草書房 p.30 より

分析から発見へのパラダイムシフト



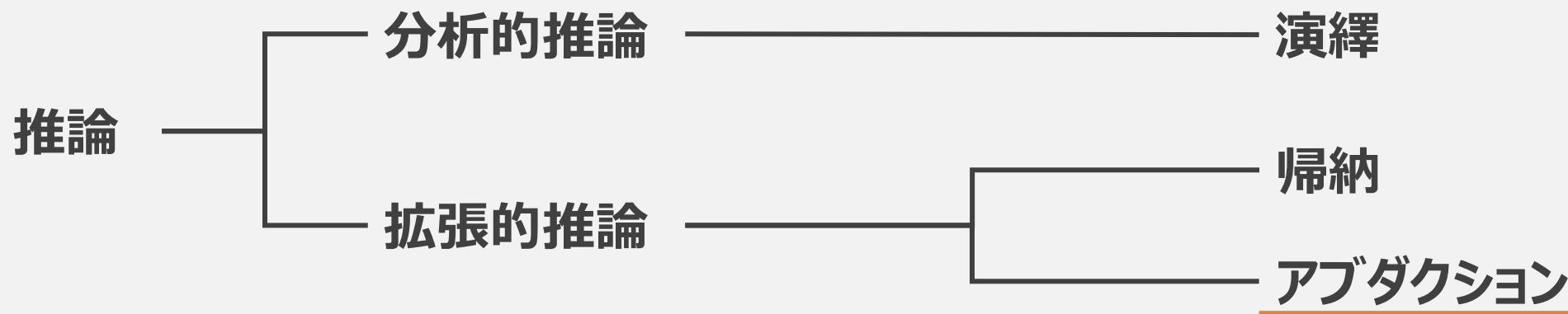
米盛裕二 「アブダクション 仮説と発見の論理」 効果書房 p.30 より

分析から発見へのパラダイムシフト



米盛裕二 「アブダクション 仮説と発見の論理」 効果書房 p.30 より

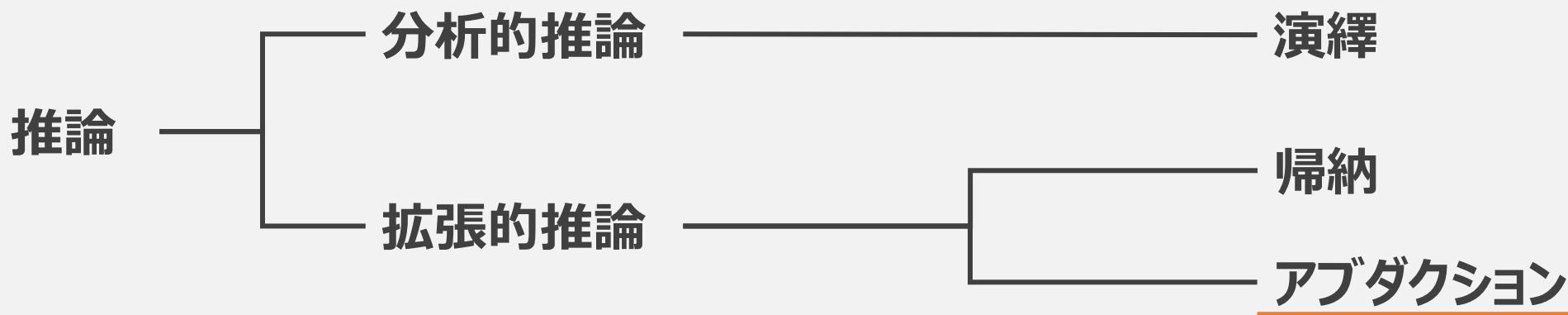
分析から発見へのパラダイムシフト



米盛裕二 「アブダクション 仮説と発見の論理」 効草書房 p.30 より

第1パラダイム	第2パラダイム	第3パラダイム	第4パラダイム	第5パラダイム
経験科学	理論科学	計算科学	ビッグデータ 駆動型の科学	量子による 発見の加速
観察 実験	科学的法則 物理学 生物学 化学	シミュレーション 分子動力学 機構モデル	ビッグデータ 機械学習 パターン 変則性（異常） 可視化	膨大な量の科学的知見 AIで生成された仮説 自動検証
■ ルネッサンス前	■ 1600年代	■ 1950年頃	■ 2000年頃	■ 2020年頃

分析から発見へのパラダイムシフト



米盛裕二 「アブダクション 仮説と発見の論理」 効草書房 p.30 より

第1パラダイム	第2パラダイム	第3パラダイム	第4パラダイム	第5パラダイム
経験科学	理論科学	計算科学	ビッグデータ 駆動型の科学	量子による 発見の加速
観察 実験	科学的法則 物理学 生物学 化学	シミュレーション 分子動力学 機構モデル	ビッグデータ 機械学習 パターン 変則性（異常） 可視化	膨大な量の科学的知見 AIで生成された仮説 自動検証
■ ルネッサンス前	■ 1600年代	■ 1950年頃	■ 2000年頃	■ 2020年頃

医療リアルワールドデータを用いた分析

- 因果方向を既知としてその因果効果を推定する「因果推論」が中心
- 医療では因果方向を事前に決定するのが難しい場面も多い
ex) 抑うつ状態と睡眠障害のどちらが原因でどちらが結果であるかは評価困難
- データのみから因果関係を検知する「**因果探索**」が重要
 - 特に、ビッグデータでは人間が網羅的に因果関係を事前に確認することは困難

医療リアルワールドデータを用いた分析

- 因果方向を既知としてその因果効果を推定する「因果推論」が中心
- 医療では因果方向を事前に決定するのが難しい場面も多い
ex) 抑うつ状態と睡眠障害のどちらが原因でどちらが結果であるかは評価困難
- データのみから因果関係を検知する「**因果探索**」が重要
 - 特に、ビッグデータでは人間が網羅的に因果関係を事前に確認することは困難
- 因果探索に量子カーネルを活用した因果探索アルゴリズム**qLiNGAM**を考案 (Kawaguchi H (2023). PLoS ONE 18(4): e0283933)

因果探索アルゴリズムとは？

データ



+ 仮定

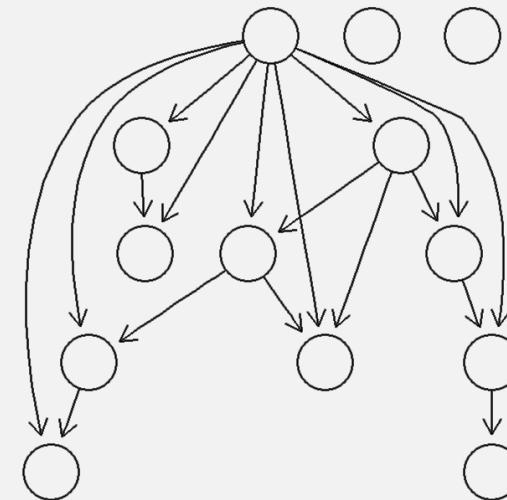
因果探索アルゴリズムとは？

データ



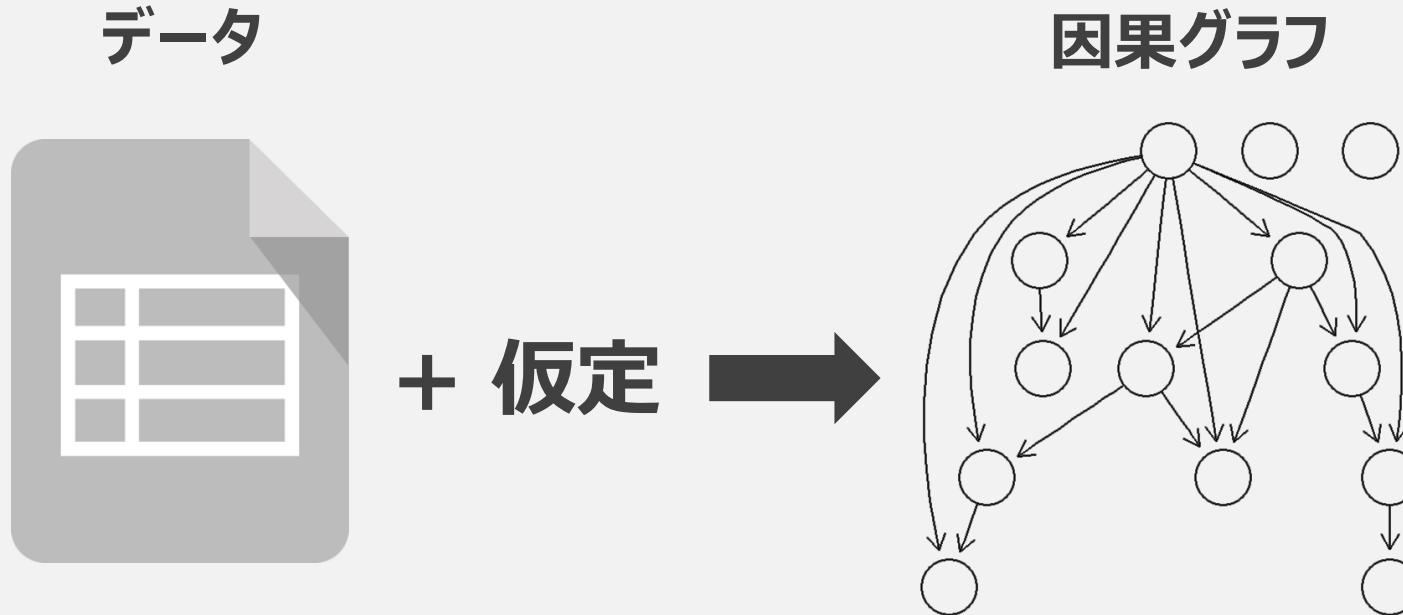
+ 仮定 →

因果グラフ



- データに仮定を置き、事前知識なくデータのみから**変数間の因果方向を決定**

因果探索アルゴリズムとは？

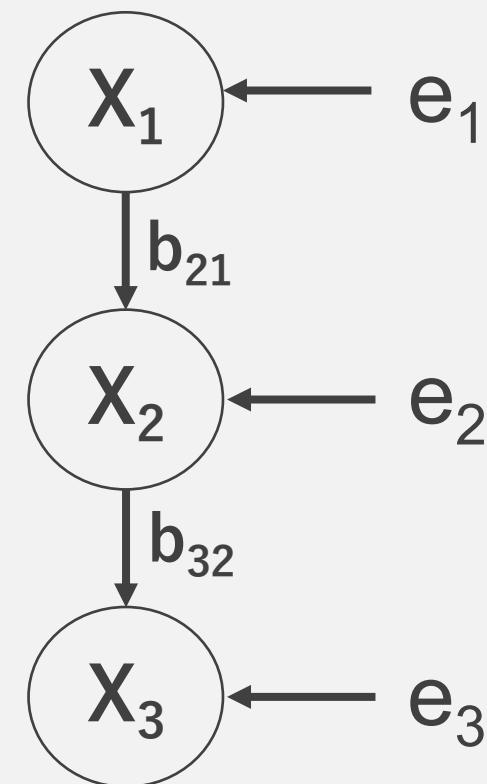


- データに仮定を置き、事前知識なくデータのみから**変数間の因果方向を決定**
- 従来法では因果グラフの構造を一意に特定できないという限界

Linear non-Gaussian acyclic model

- 仮定を工夫し因果グラフを一意に特定

因果グラフ



構造方程式

$$x_i = \sum_{j \neq i} b_{ij} x_j + e_i$$

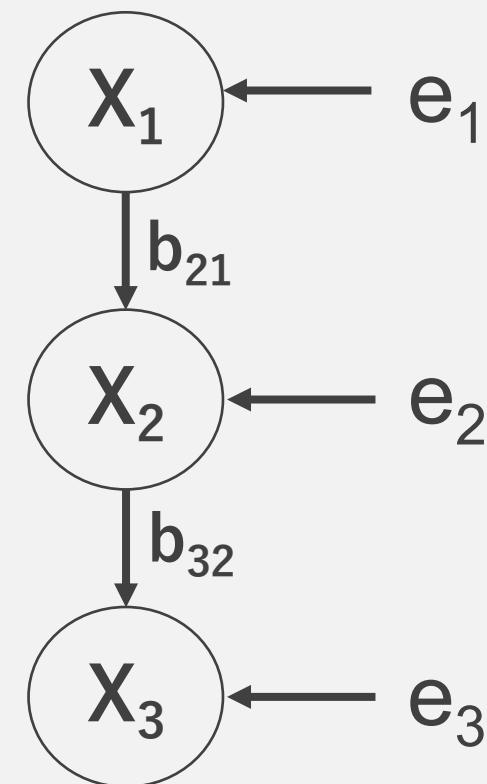
x_i : 観測変数 e_i : 誤差変数 b_{ij} : 因果効果を表す係数

Linear non-Gaussian acyclic model

■ 仮定を工夫し因果グラフを一意に特定

- 誤差変数 e_i が非正規かつ独立
- 各変数 X_i が線形の関係性
- 因果グラフが非巡回

因果グラフ



構造方程式

$$x_i = \sum_{j \neq i} b_{ij} x_j + e_i$$

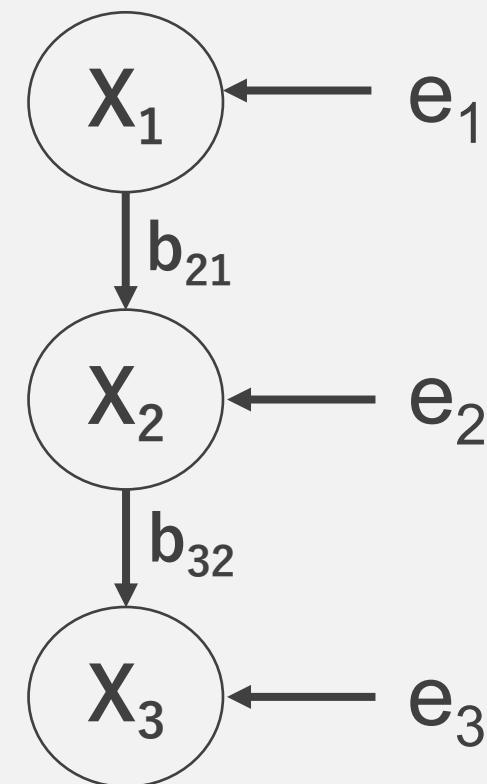
X_i : 観測変数 e_i : 誤差変数 b_{ij} : 因果効果を表す係数

因果探索アルゴリズム LiNGAM

- 仮定を工夫し因果グラフを一意に特定
 - 誤差変数 e_i が非正規かつ独立
 - 各変数 X_i が線形の関係性
 - 因果グラフが非巡回
- 誤差変数 e_i に仮定した独立性を利用し、因果グラフ構造を決定する
 - 独立成分分析を適用したICA-LiNGAM
 - 直接因果構造を推定するDirectLiNGAM

Linear non-Gaussian acyclic model

因果グラフ



構造方程式

$$x_i = \sum_{j \neq i} b_{ij} x_j + e_i$$

X_i : 観測変数 e_i : 誤差変数 b_{ij} : 因果効果を表す係数

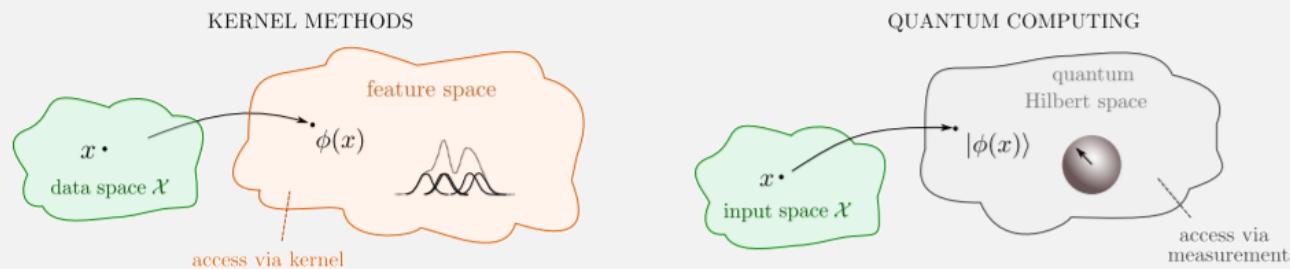
量子カーネルを用いたLiNGAM

- カーネル法を利用した独立性指標を用いることで、LiNGAMはより精度よく因果構造を推定できる
- カーネル法を用いたLiNGAMアルゴリズムの独立性指標に量子カーネルを用いて、アルゴリズムを改良できるのではないか
- 量子カーネルを用いた因果探索アルゴリズムは知る限り本研究が初めて

量子カーネルとその応用について

■ 量子コンピューティングとカーネル法

- 量子回路を用いてヒルベルト空間に写像し、得られた二つの量子状態の内積を計算
- 量子コンピューティングとカーネル法は共に**ヒルベルト空間で効率的に計算を実行**

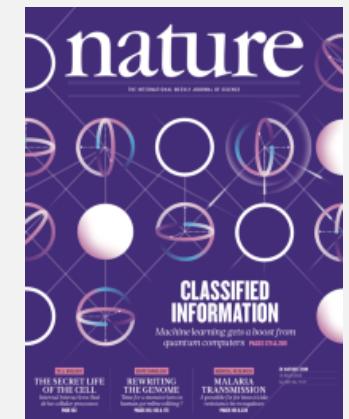


Maria Schuld. Quantum machine learning models are kernel methods. arXiv:2101.11020. 2021.

■ 量子カーネルの機械学習への応用

- NISQを用いた量子カーネルが機械学習に応用され注目を集めている
- 量子サポートベクターマシンへの適用がnature誌の表紙に

V. Havlíček, A.D. Córcoles, K. Temme, et al. Supervised learning with quantum-enhanced feature spaces. Nature 567, pp. 209-212, 2019.



qLiNGAMの概要

Kawaguchi H (2023)
PLoS ONE 18(4): e0283933

■ DirectLiNGAM

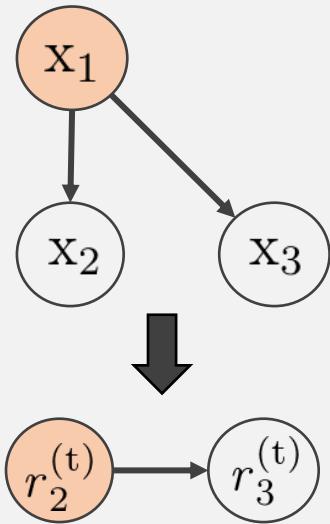
$$x_1 = b_{1j}x_j + r_1^{(j)}$$

$$x_2 = b_{2j}x_j + r_2^{(j)}$$

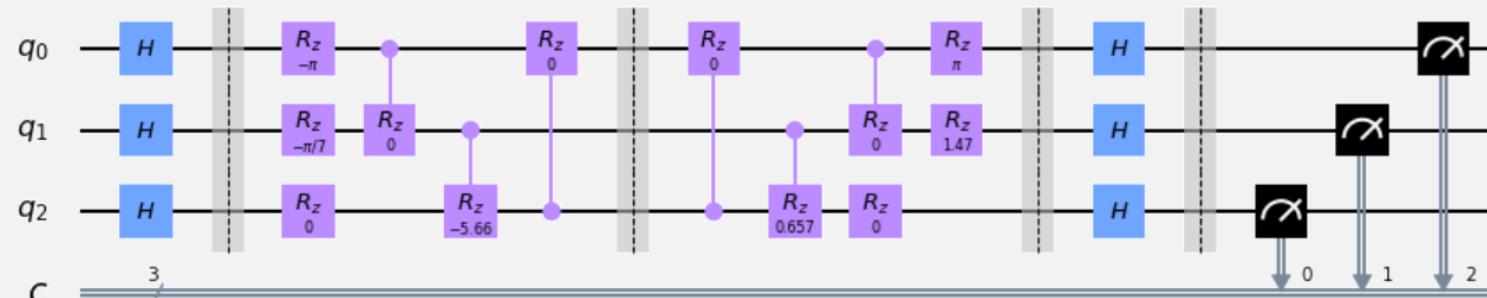
•

•

$$x_p = b_{pj}x_j + r_p^{(j)}$$



■ 量子カーネルの回路



アルゴリズム

- 説明変数と残差間の**独立性指標**を調べる
- 独立性指標が最も低い外生変数 X_t を探す
- 変数 X_t の影響を除いた残差 $r^{(t)}$ で同じ操作

独立性指標

INOCCO $\hat{I}_n^{NOCCO}(X, Y) \equiv \left\| \widehat{V}_{YX}^{(n)} \right\|_{HS}^2 = \text{Tr} [R_Y R_X]$

$$R_Y = \boxed{G_Y (G_Y + n\varepsilon_n I_n)^{-1}} \quad R_X = \boxed{G_X (G_X + n\varepsilon_n I_n)^{-1}}$$

グラム行列の作成に**量子回路**を用いる

- **IQP回路**をベース
- ringの接続
- u1ゲートとcu1ゲートの位相に実データ
- 複数qubitを用い、全て同じ値を代入

qLiNGAMの適用例1

Kawaguchi H (2023)
PLoS ONE 18(4): e0283933

- UCI Heart Disease Data Set から正しい因果関係が抽出できるか
- 欠損値データを削除した全例($n=297$)と、ランダムに選んだ100例を準備し、精度を比較
- 使用した変数は3変数
 - age: 年齢
 - trestbps: 安静時収縮期血圧 mm/Hg
 - chol: 血清コレステロール値 mg/dl

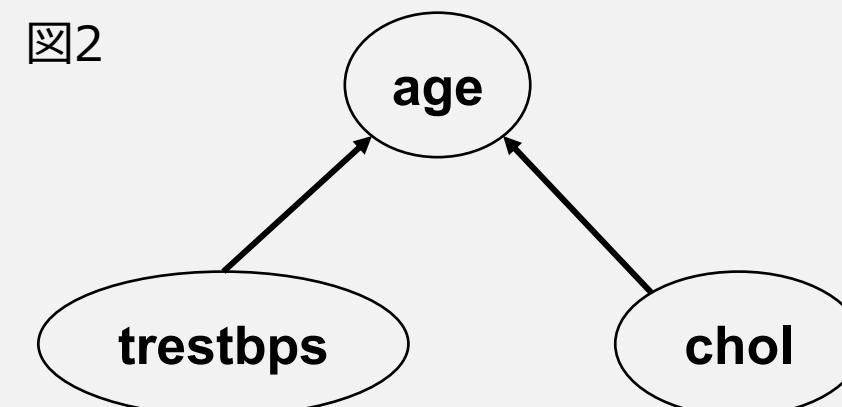
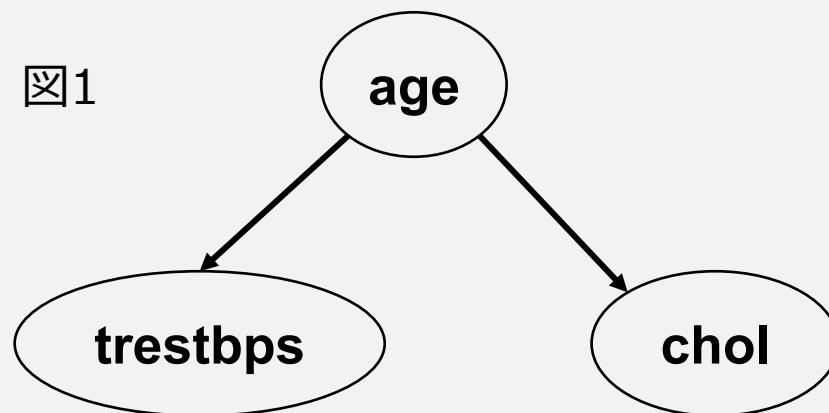
qLiNGAMの適用例1

Kawaguchi H (2023)
PLoS ONE 18(4): e0283933

- UCI Heart Disease Data Set から正しい因果関係が抽出できるか
- 欠損値データを削除した全例($n=297$)と、ランダムに選んだ100例を準備し、精度を比較
- 使用した変数は3変数
 - age: 年齢
 - trestbps: 安静時収縮期血圧 mm/Hg
 - chol: 血清コレステロール値 mg/dl

実験結果

- qLiNGAMでは全例でも100例でも、妥当な因果関係を抽出できた(図1)
- ガウシアンカーネルを用いた古典因果探索アルゴリズムでは、全例でも100例でも、妥当でない結果を提示(図2)



qLiNGAMの適用例2

Kawaguchi H (2023)
PLoS ONE 18(4): e0283933

- Pima Indian diabetes database
- 単一民族の糖尿病データから意義のある因果関係が抽出できるか
- 欠損値データは削除した全例(N=392)と、ランダムに選んだ100例を準備し、精度を比較
- 使用した変数は3変数
 - age: 年齢
 - insulin: 経口ブドウ糖負荷試験後2時間後のインスリン濃度
 - glucose: 経口ブドウ糖負荷試験後2時間後の血糖濃度

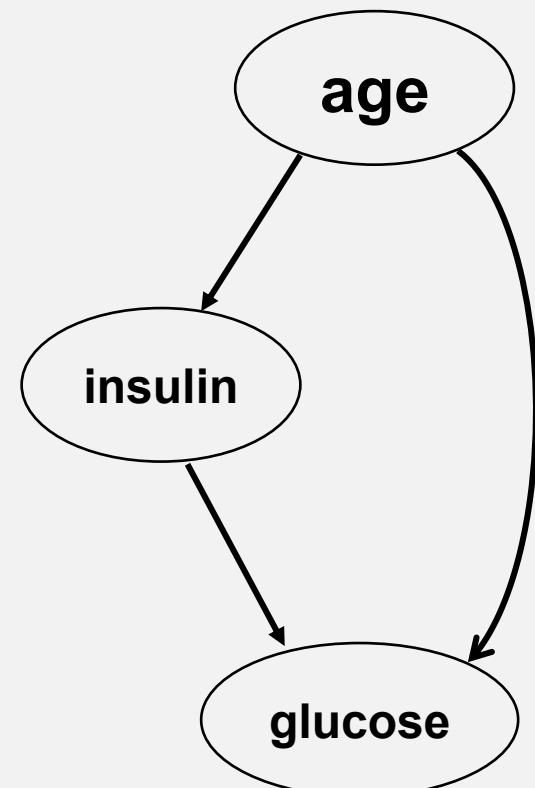
qLiNGAMの適用例2

Kawaguchi H (2023)
PLoS ONE 18(4): e0283933

- Pima Indian diabetes database
- 単一民族の糖尿病データから意義のある因果関係が抽出できるか
- 欠損値データは削除した全例(N=392)と、ランダムに選んだ100例を準備し、精度を比較
- 使用した変数は3変数
 - age: 年齢
 - insulin: 経口ブドウ糖負荷試験後2時間後のインスリン濃度
 - glucose: 経口ブドウ糖負荷試験後2時間後の血糖濃度

実験結果

- ガウシアンカーネルを用いた古典因果探索アルゴリズムでも、
qLiNGAMでも、**100例から臨床的に妥当な因果関係を抽出**できた
- インスリン濃度と血糖濃度のどちらが先か、臨床的に判断しにくいケー
スをデータから判断でき、得られた因果構造は臨床的に妥当



将来展望と期待されるイノベーション

- 大規模データから新規医療知識を検知し、現場の医療者をサポート
 - 実務で忙しい医療者が経験則のみから全ての新規知識を発見することは困難
 - **医療者が発見しきれないような因果関係を抽出**

【具体的な応用例】

- 精神科領域では、統合失調症患者に関する新規薬剤反応の探索
- ゲノムデータと臨床データの統合データベースを用いた因果探索
- 医療・介護・福祉領域など、医療に関連した分野横断的な課題解決
- ヘルスケアとコンピュータ産業を掛け合わせたヘルステック領域

問題意識

- 古典的な医療情報に対して量子機械学習を応用してきたが、古典データのみでは量子機械学習の本質的な強みを活かすことは困難ではないか
- 量子性のあるデータも対象に含めることで初めて、量子機械学習の本質的意義が発揮される可能性
- 医学は、解剖・顕微鏡・電子顕微鏡と情報の微細化を追求してきた歴史を持ち、ナノスケールの計測を可能にする量子センシングは、その延長線上に位置
- 量子センシングは高空間分解能・高感度といった特性を持ち、医学における診断精度の向上や機能的変調の早期検出に貢献しうる

量子センシングと量子機械学習

arXiv > quant-ph > arXiv:2505.04958

Search...

Help

Quantum Physics

[Submitted on 8 May 2025]

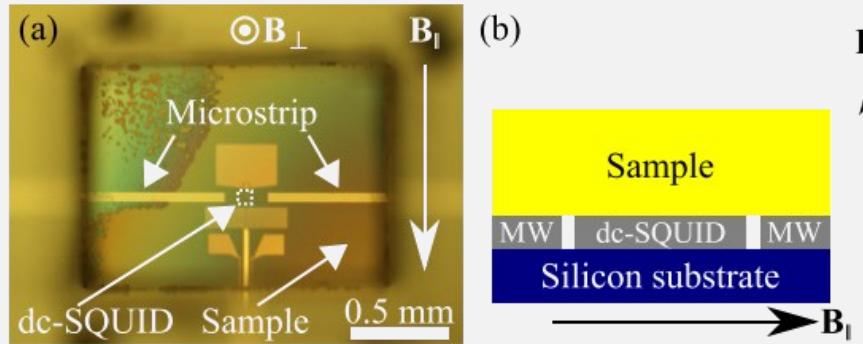
Enhancing the Dynamic Range of Quantum Sensing via Quantum Circuit Learning

[Hideaki Kawaguchi](#), [Yuichiro Mori](#), [Takahiko Satoh](#), [Yuichiro Matsuzaki](#)

Quantum metrology is a promising application of quantum technologies, enabling the precise measurement of weak external fields at a local scale. In typical quantum sensing protocols, a qubit interacts with an external field, and the amplitude of the field is estimated by analyzing the expectation value of a measured observable. Sensitivity can, in principle, be enhanced by increasing the number of qubits within a fixed volume, thereby maintaining spatial resolution. However, at high qubit densities, inter-qubit interactions induce complex many-body dynamics, resulting in multiple oscillations in the expectation value of the observable even for small field amplitudes. This ambiguity reduces the dynamic range of the sensing protocol. We propose a method to overcome the limitation in quantum metrology by adopting a quantum circuit learning framework using a parameterized quantum circuit to approximate a target function by optimizing the circuit parameters. In our method, after the qubits interact with the external field, we apply a sequence of parameterized quantum gates and measure a suitable observable. By optimizing the gate parameters, the expectation value is trained to exhibit a monotonic response within a target range of field amplitudes, thereby eliminating multiple oscillations and enhancing the dynamic range. This method offers a strategy for improving quantum sensing performance in dense qubit systems.

量子回路学習による磁場センサの性能向上手法をプレプリントで報告

Wide variety of applications for magnetic field sensors



H. Toida, et al., APL 108.5 (2016): 052601.

Magnetoencephalography (MEG)

- Measurement of electrical activities of brains
- Determining functions of brains



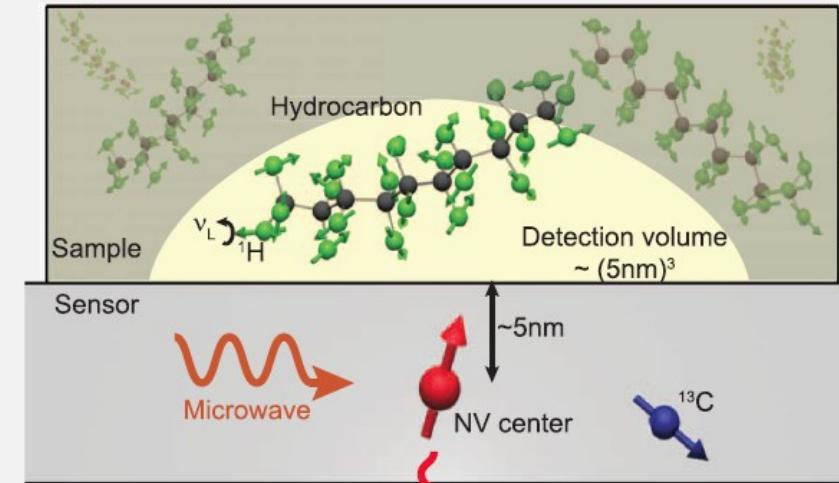
N. F. Ramírez, et al. Developmental Science 20.1 (2017).

Electron spin resonance:

- Determine the energy of electron spins
- Useful to study materials

Magnetic resonance imaging (MRI)

- Imaging internal structure of human
- Widely used for medical diagnosis



T. Staudacher, et al. Science 339.6119 (2013): 561-563.

量子センサ

Goal

量子ビットを用いて磁場情報 B (or ω)を得る



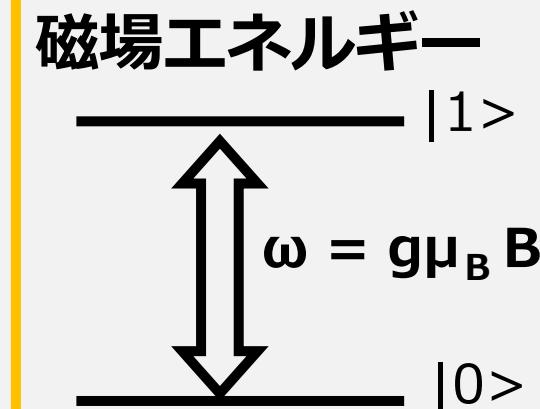
$$|+\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle + |1\rangle),$$

$$|\psi(t)\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(e^{\frac{i\omega t}{2}}|0\rangle + e^{-\frac{i\omega t}{2}}|1\rangle)$$

獲得情報量

$$I = 1/\delta\omega$$

$$\delta\omega \simeq \frac{1}{t\sqrt{M}}$$



量子センシングの課題

- 外部の場は量子ビットの共鳴周波数を変化させるが、適切な物理量を測定し、その期待値から場の強さを推定するのが量子センシング
- 量子センシングの高感度化には量子ビット数の増加が有効だが、装置のサイズが大きくなるため空間分解能が低下するというトレードオフがある
- 代わりに、一定体積内で量子ビットの密度を高めると、量子ビット間相互作用が強まり、外部の場が弱くても測定値に多重の振動が現れ、場の強度を一意に特定できず、**量子センシングのダイナミックレンジが狭まる**

量子センシングの感度

single qubitの場合

$$H = \frac{\omega}{2} \hat{\sigma}_z$$

$$\omega \approx \frac{1}{t} \arcsin (\langle \psi(t) | \hat{\sigma}_y | \psi(t) \rangle)$$

$$\delta\omega = \frac{\sqrt{\langle \psi(t) | \delta\hat{\sigma}_y \delta\hat{\sigma}_y | \psi(t) \rangle}}{\left| \frac{d\langle \psi(t) | \hat{\sigma}_y | \psi(t) \rangle}{d\omega} \right| \sqrt{M}} = \frac{1}{t\sqrt{M}}$$

ensemble of L qubitsの場合

$$H = \sum_{j=1}^L \frac{h_j}{2} I \hat{\sigma}_z^{(j)}$$

$$I \approx \frac{\langle \phi(t) | \hat{M}_y | \phi(t) \rangle}{t \sum_{j=1}^L h_j}$$

$$\delta I = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^L (1 - \sin^2(h_j It))}}{\left| \sum_{j=1}^L h_j t \cos(h_j It) \right| \sqrt{M}}$$

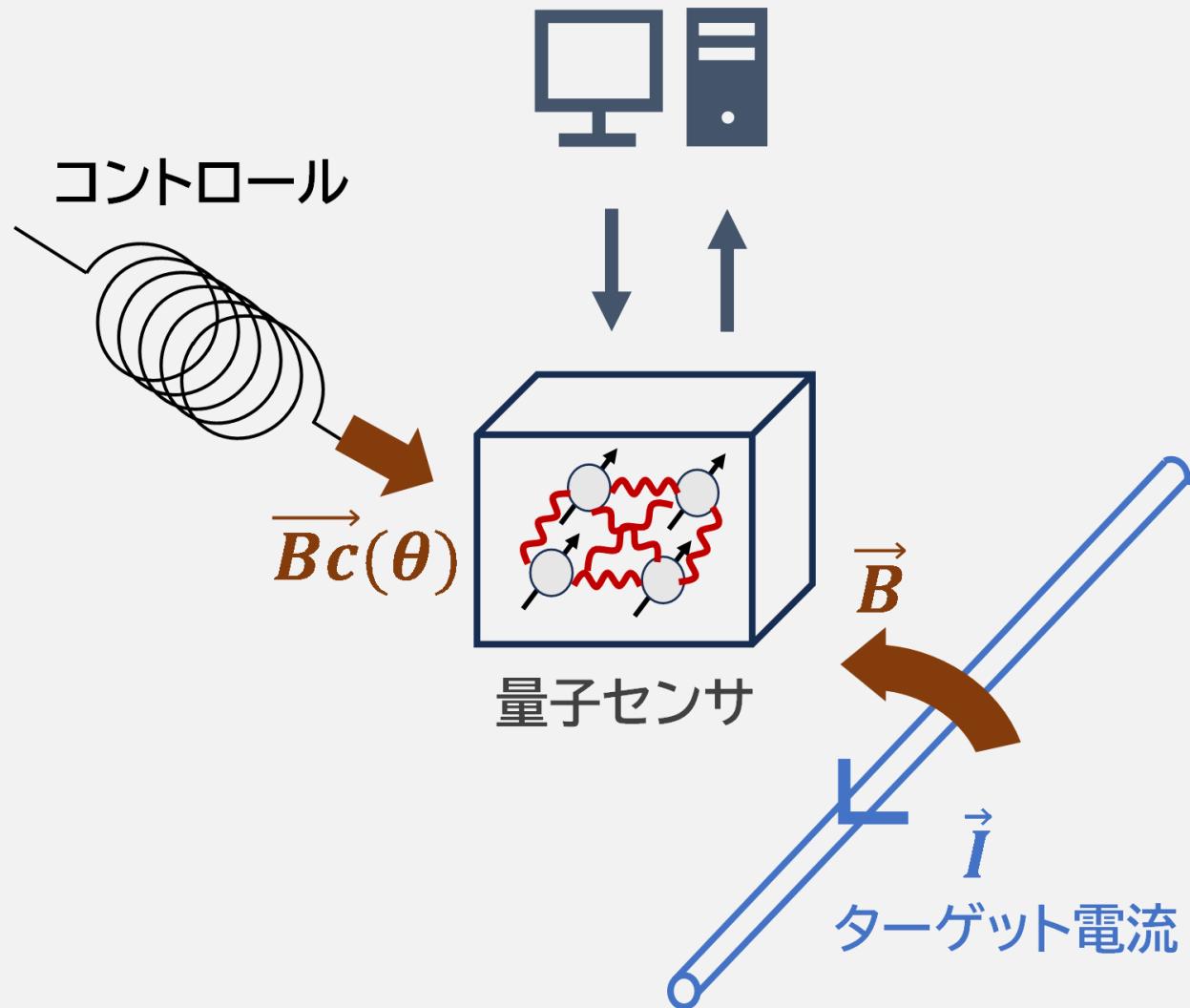
※Mはrepeated measurementsを表す

本研究の提案手法

- 本研究では、**量子回路学習（QCL）** を用いて、**量子センシングのダイナミックレンジを拡張**する手法を提案
- 電流により生じる外部磁場に量子ビットを曝露し、すべての量子ビットに同時に作用するグローバル量子ゲートを適用した後、量子ビットを測定することで電流の強さを推定
- 量子ビット間の相互作用が複雑である場合に期待値が多重振動する課題に対し、量子回路を学習させ、期待値が電流に対して単調に変化するように調整することで、未知の相互作用下でも広い範囲での推定を可能にする

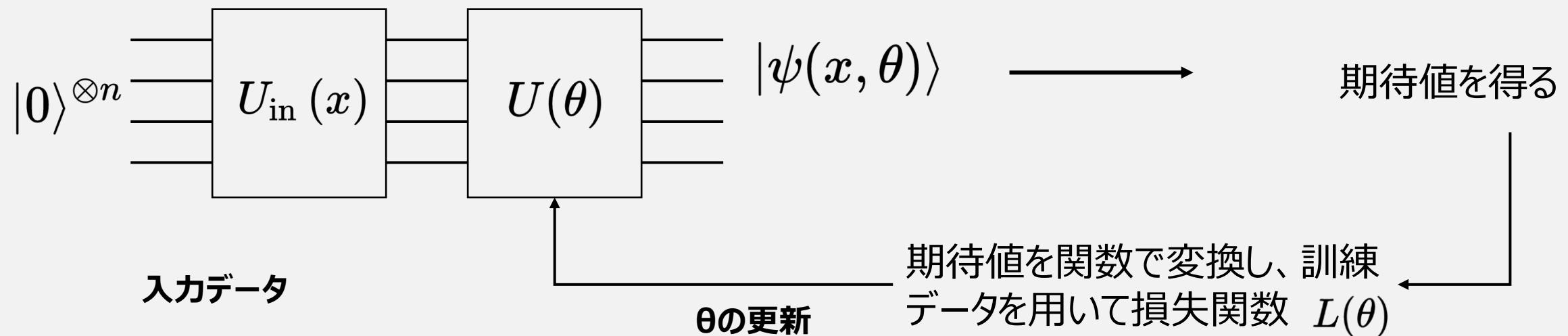
提案手法の概略

古典コンピュータ



- 小さな空間内で多数の量子ビットが強く相互作用する系を想定
- 印加された電流により生成された不均一な磁場と、ランダムに配置された量子ビット系が相互作用
- 量子ビットにゲート操作を施し、測定結果と既知のターゲット関数から損失関数を設定し、古典アルゴリズムで最適化を行う

量子回路学習の流れ



①入力データ

訓練データの入力をパラメータにした量子回路を量子ビットに作用させる

量子コンピューティング

②パラメータ化

パラメータ θ で決まる量子回路で出力状態に変換

③パラメータ最適化

損失関数を最小化するパラメータを求める

従来コンピュータ

提案手法の流れ

1. 電流 I に対して単調に変化するターゲット関数 $f(I)$ を定義
2. 既知の電流 I を流し、それにより生じる磁場と量子ビットを相互作用
3. 量子ビットに対してグローバルな量子ゲート操作を適用する。ゲートパラメータはまとめて θ と表記し、この操作により量子状態 $|\psi_{\theta,I}\rangle$ が生成
4. 期待値 $\langle\psi_{\theta,I} | M_z | \psi_{\theta,I}\rangle$ を計算 ここで $\hat{M}_z = \sum_{j=1}^L \hat{\sigma}_z^{(j)}$
5. この操作を複数の異なる電流値 $\{I_i\}$ に対して繰り返し、損失関数を定義：
$$L(\boldsymbol{\theta}) = \sum_i^N \left| \langle\psi_{\theta,I_i} | \hat{M}_z | \psi_{\theta,I_i}\rangle - f(I_i) \right|^2$$
6. 損失関数 $L(\theta)$ を、古典的な最適化アルゴリズムを用いてパラメータ θ に関して最適化

量子回路学習のインプットデータ

- 電流データ： [-1, 1]で電流IをN=200個 ランダムにサンプリング
- 学習させるターゲット関数： $f(I) = A \cdot L \cdot \sin\left(\frac{\sum_j h_j I t}{B \cdot L}\right)$
AがδIを、Bがダイナミックレンジをコントロールするハイパーパラメータ（今回のセットアップではA=B=1）
- 初期状態である $|\Phi_0\rangle = |000\dots 0\rangle$ に対して、電流データによるハミルトニアンを用いた時間発展(以後、t=1と設定)を施しインプットを生成する

$$|\phi_{input}\rangle = e^{-iH_{data}t} |\phi_0\rangle$$

$$H_{data} = H_I + \sum_{j=1}^L \frac{h_j I}{2} \hat{\sigma}_y^{(j)} \quad H_I = \sum_{i,j=1}^L J_{ij} (\hat{\sigma}_x^{(i)} \hat{\sigma}_x^{(j)} + \hat{\sigma}_y^{(i)} \hat{\sigma}_y^{(j)} + \hat{\sigma}_z^{(i)} \hat{\sigma}_z^{(j)})$$

量子回路学習のパラメータ回路

傾斜磁場を表現する
ハミルトニアン

$$H_{grax} = \sum_j^L B_j^x \hat{\sigma}_x + H_I$$

$$H_{gray} = \sum_j^L B_j^y \hat{\sigma}_y + H_I$$

$$H_{graz} = \sum_j^L B_j^z \hat{\sigma}_z + H_I$$

B=1として設定

量子回路学習のパラメータ回路

傾斜磁場を表現する
ハミルトニアン

パラメータ付き回転ゲート

$$H_{grax} = \sum_j^L B_j^x \hat{\sigma}_x + H_I \quad U_x(\theta_1) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_x^{(i)}(\theta_1) \right) e^{-itH_I}$$

$$H_{gray} = \sum_j^L B_j^y \hat{\sigma}_y + H_I \quad U_y(\theta_2) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_y^{(i)}(\theta_2) \right) e^{-itH_I}$$

$$H_{graz} = \sum_j^L B_j^z \hat{\sigma}_z + H_I \quad U_z(\theta_3) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_z^{(i)}(\theta_3) \right) e^{-itH_I}$$

B=1として設定

量子回路学習のパラメータ回路

傾斜磁場を表現する
ハミルトニアン

$$H_{grax} = \sum_j^L B_j^x \hat{\sigma}_x + H_I$$

$$H_{gray} = \sum_j^L B_j^y \hat{\sigma}_y + H_I$$

$$H_{graz} = \sum_j^L B_j^z \hat{\sigma}_z + H_I$$

パラメータ付き回転ゲート

$$U_x(\theta_1) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_x^{(i)}(\theta_1) \right) e^{-itH_I}$$

$$U_y(\theta_2) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_y^{(i)}(\theta_2) \right) e^{-itH_I}$$

$$U_z(\theta_3) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_z^{(i)}(\theta_3) \right) e^{-itH_I}$$

B=1として設定

可換

各パラメータは全量子ビットで共通

量子回路学習のパラメータ回路

傾斜磁場を表現する
ハミルトニアン

$$H_{grax} = \sum_j^L B_j^x \hat{\sigma}_x + H_I$$

$$H_{gray} = \sum_j^L B_j^y \hat{\sigma}_y + H_I$$

$$H_{graz} = \sum_j^L B_j^z \hat{\sigma}_z + H_I$$

B=1として設定

パラメータ付き回転ゲート

$$U_x(\theta_1) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_x^{(i)}(\theta_1) \right) e^{-itH_I}$$
$$U_y(\theta_2) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_y^{(i)}(\theta_2) \right) e^{-itH_I}$$
$$U_z(\theta_3) = \left(\bigotimes_{i=1}^L R_z^{(i)}(\theta_3) \right) e^{-itH_I}$$

可換

各パラメータは全量子ビットで共通

depth=1あたりのパラメータ回路

$$U^{(d)}(\boldsymbol{\theta}^{(d)}) = e^{-iH_{graz}t} U_z(\theta_3^{(d)}) \cdot e^{-iH_{gray}t} U_y(\theta_2^{(d)}) \cdot e^{-iH_{grax}t} U_x(\theta_1^{(d)})$$

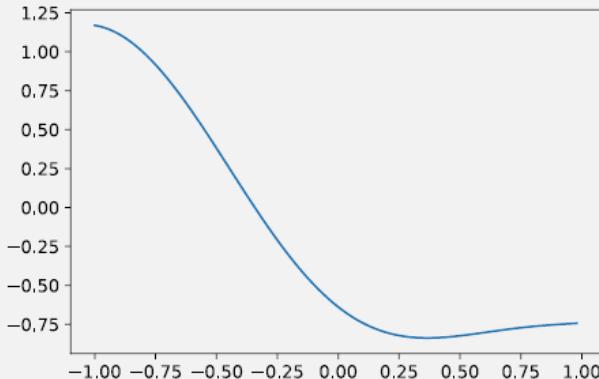
depth=Dのパラメータ回路

$$U(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{d=1}^D U^{(d)}(\boldsymbol{\theta}^{(d)})$$

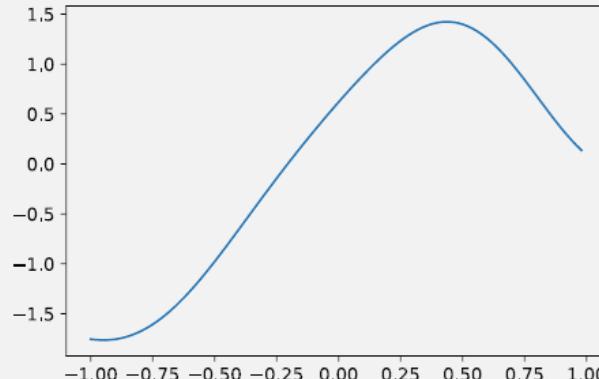
パラメータ Θ は合計で $3DL$ 個から構成される

ダイナミックレンジの変化

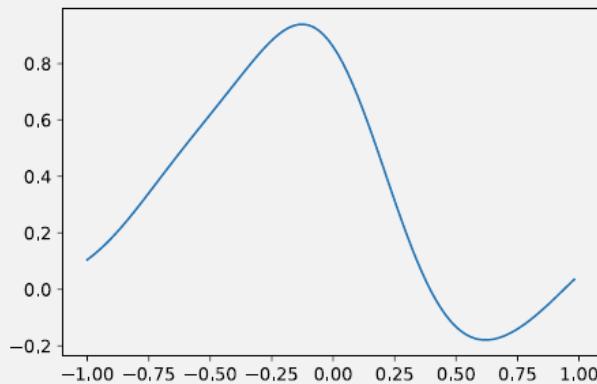
(a) $L=2$



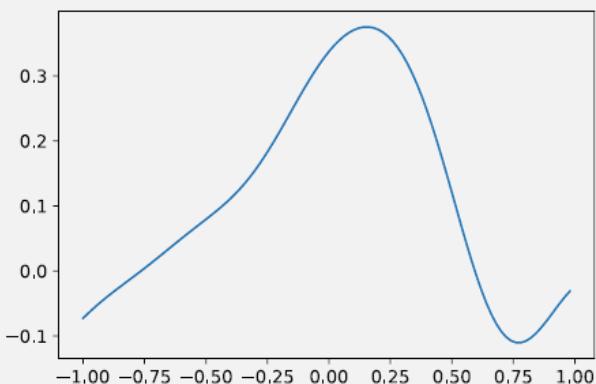
(b) $L=4$



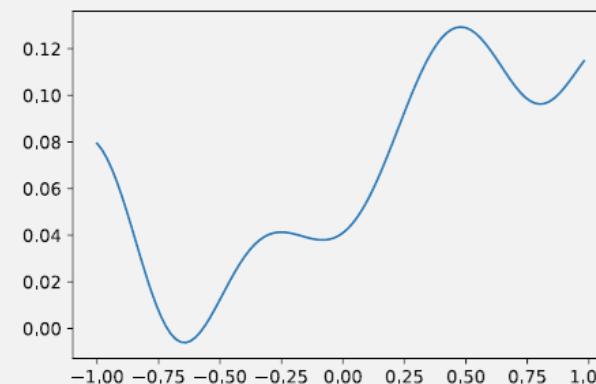
(c) $L=6$



(d) $L=8$



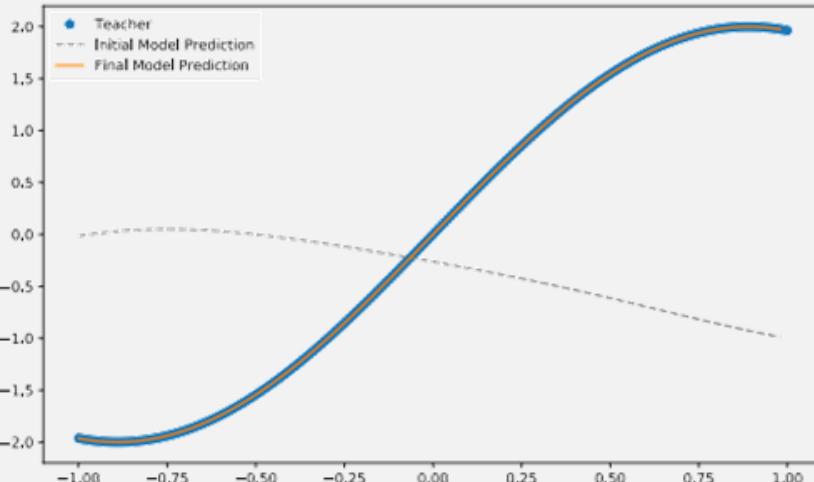
(e) $L=10$



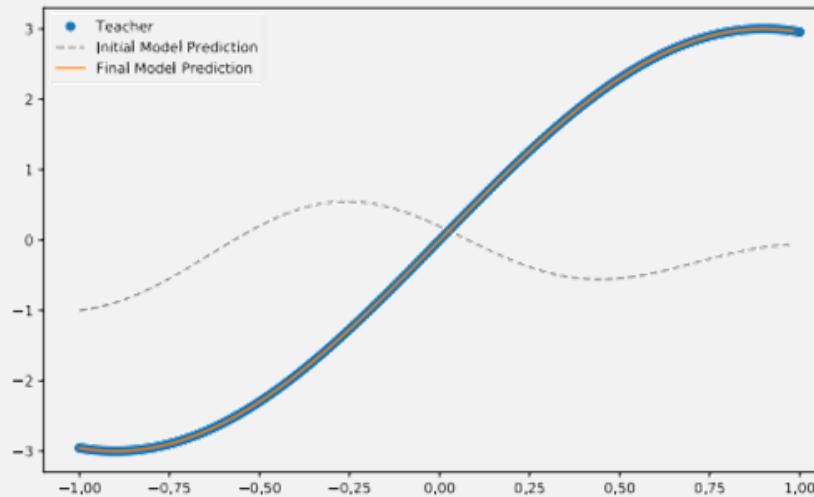
- 量子ビット数 $L=2,4,6,8,10$ を変化させ、すべての学習パラメータをゼロに固定
- 量子ビット数が増えるにつれて、期待値が単調に変化する領域が徐々に狭まる

QCLによるダイナミックレンジの改善

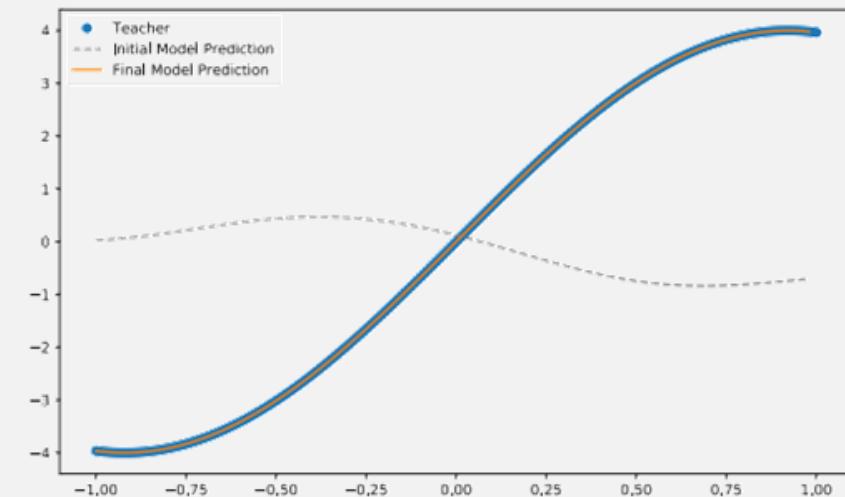
(a) $L=2$



(b) $L=3$



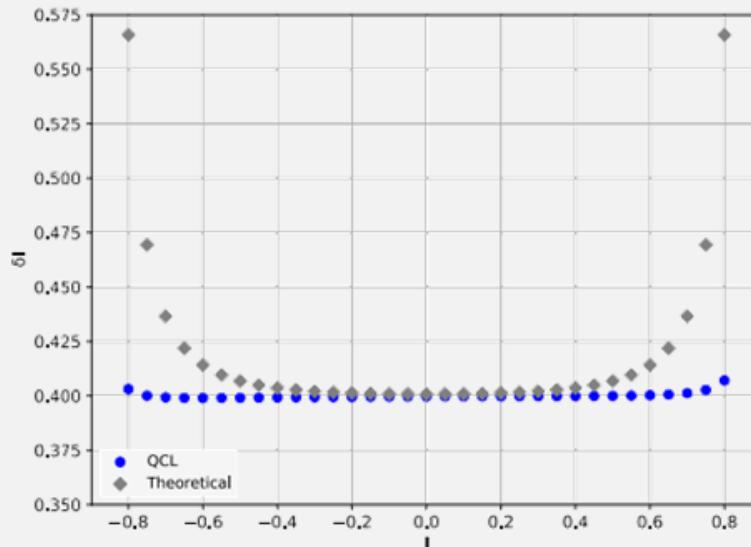
(c) $L=4$



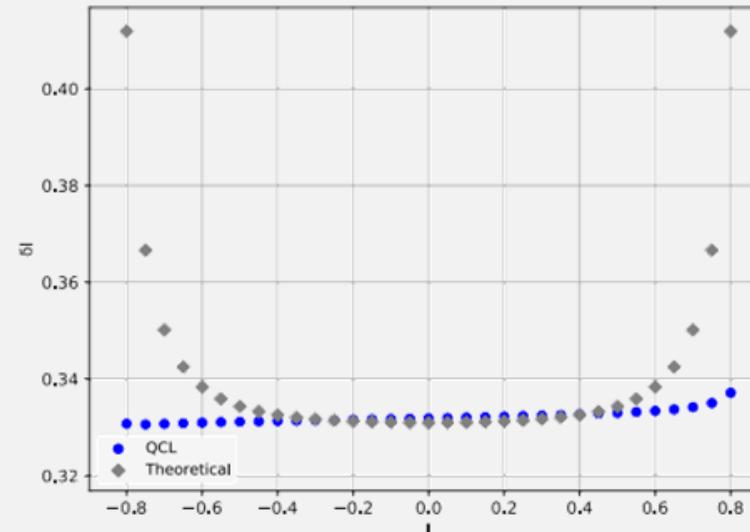
- 横軸の電流に対する測定オブザーバブルの期待値を縦軸で表している
- ゲートパラメータはランダムに初期化し、 $L=2$ および $L=3$ では回路の深さを $D=20$ 、 $L=4$ では $D=40$ に設定
- 学習済みモデルは目標範囲内で単調な応答を示しており、未学習モデルと比較してダイナミックレンジが拡張されている

QCLの出力結果の感度

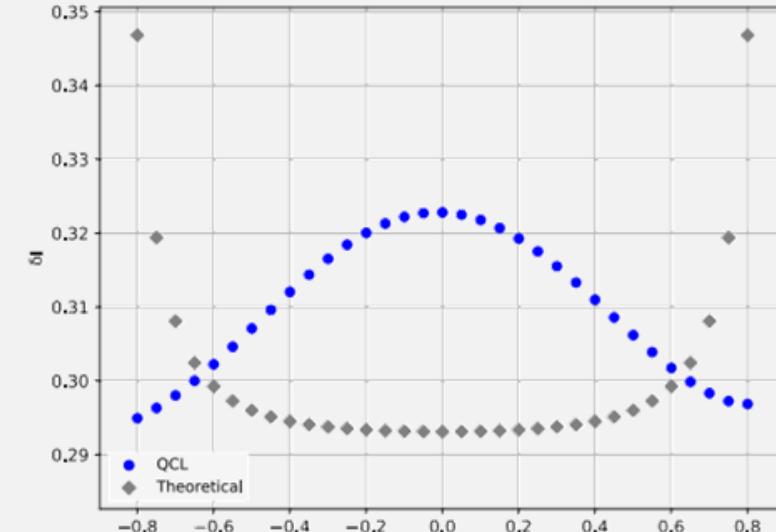
(a) $L=2$



(b) $L=3$



(c) $L=4$



- 横軸は入力電流 I で、縦軸は対応する感度 δI
- 理論値は量子ビット間に相互作用がないという仮定で計算されている一方、QCLでは、量子ビット間にランダムな相互作用が存在する現実的な状況を考慮
- QCLの結果は $I=0$ 付近では理論値と同程度の精度を示し、 $I=\pm 0.8$ の端点付近ではより高い感度を示している

本日のまとめ

- 医学分野への量子機械学習の応用を考えたときに、古典医療データのみをターゲットにすることに限界を感じた
- 医学分野への普及が期待される量子センシングに対して量子機械学習を応用することで、量子センシングのダイナミックレンジを拡張する手法を提案した
- 本手法は、量子ビット間の相互作用が未知の場合でも適用可能であり、強相互作用・高密度な量子ビット系において、量子センシング性能を実用的かつスケーラブルに向上させる可能性がある