

時間的量子トモグラフィー学習手法を開発 ～量子機械学習の応用で記憶を持った量子デバイスの検証を可能に～

量子技術の実現に向けた目覚ましい進歩に伴い、量子ハードウェアの設計においてはその特性評価が重要な役割を求められています。評価手法の中で、量子トモグラフィー（注1）と呼ばれる技術は、測定データから量子状態を再構成することで、量子デバイスを検証することを可能としますが、量子デバイスの出力状態は時間に依存しない入出力関数から得られたものと仮定しているため、入力の過去系列と過去の出力に依存するような記憶を持った量子デバイスには対応できないことが課題でした。

今回東京大学大学院情報理工学系研究科のチャンクオックホアン特任研究員と次世代知能科学研究センターの中嶋浩平准教授は、この問題を「時間的量子トモグラフィー」として初めて定式化し、問題解決のために、教師データとなる入出力量子状態ペアの系列からデバイスの未知な入出力関係の近似解となる新たな学習手法を提案しました。提案手法は量子リザーバーコンピューティング（注2）と呼ばれる量子機械学習（注3）の手法を応用し、量子状態の記憶を保持する仕組みを作ることによって、デバイスの持つ時間依存性を再現することを可能とします。本技術は、将来の量子通信や量子インターネット（注4）の実現に向けて、幅広い種類の量子デバイスへの適用が期待されます。

この研究成果は2021年12月22日にPhysical Review Letters オンライン版に掲載されました。

【発表のポイント】

- ◆ 記憶効果を持つ機械学習ベースのアルゴリズムにより時間依存性のある量子デバイスの未知の入出力関係を再構成する手法を提案しました。
- ◆ 量子リザーバーコンピューティングと呼ばれる量子機械学習の手法を応用して、小規模な実験リソースと計算量的に低い学習コストで時間依存性を持つ量子デバイスの未知の出力を再構成できることを示しました。
- ◆ 今回の提案手法で近年多く報告されている、量子デバイスの出力が過去の入力に依存するような時間依存性を持つ振る舞いを検証することが可能となり、将来的に幅広い種類の量子デバイスの検証に貢献することが期待されます。

【発表内容】

<研究の背景>

量子系における測定データに基づいて物理量子状態（量子データ）を記述する密度行列を再構成するタスクである量子トモグラフィーは、その応用として量子デバイスの動作を検証したり、量子状態を制御・操作する能力を向上させたりすることが挙げられます。しかし、現在の量子デバイスの量子トモグラフィー手法ではデバイスの出力状態が時間に依存しないと仮定し、入力の過去系列と過去の出力に依存するような「記憶を持った」デバイスを考慮していません。具体的にはデバイスの入力量子状態の空間から出力量子状態の空間への線形写像は時間に依存しないことを仮定しており、一連の射影測定（例えば光子の異なる偏光状態のように）を通じて、その線形写像の明示的な一般形を求めます。この線形写像は時間に依存しないので、固定な基底で展開でき、その係数は時間に依存しないことから適切な測定を行えば測定データからの逆演算で推定できるのが特徴です。

一方、現実の量子デバイスでは、時間に依存して一連の量子状態を出力するような状況が多く報告されています。例えば、量子状態を連続して処理している間、量子デバイスに入力と相関のあるノイズが発生し、出力状態に影響を及ぼすことが考えられます。または、実際に光共振器の中で、励起された原子が光の場と相互作用し、光子の寿命が長い場合の出力は、現在の入力原子とそれ以前の原子の関数としてモデル化することがあります。このような時系列量子データの処理では量子トモグラフィを行うためには過去入力の情報を記憶する必要があり、従来の量子トモグラフィとは根本的に異なります。この場合、入出力量子写像は時間に依存しない明示的な一般形が存在しないため、従来のトモグラフィを単純に適用すれば時間ごとにデバイスの出力状態に対して繰り返し測定を行い、大規模な線形システムの逆演算を求めなければなりません。そのため、時間依存性のある量子デバイスにおいて量子トモグラフィを実施するには多くの実験リソースが必要となり、計算コストが高くなることが課題でした。

<研究内容・将来の展望>

今回研究チームは、時間依存性のある量子デバイスの量子トモグラフィの問題を「時間的量子トモグラフィ」として初めて定式化しました。その上で、教師データとなる入出力量子状態ペアの系列からデバイスの未知な入出力関係の近似解の学習手法を提案しました。

提案手法では時間依存性のある量子デバイスの振る舞いを時間的量子写像で記述します。ここで、出力量子状態が入力量子状態の過去系列の有限個だけによって決まる写像を時間的量子写像と呼びます。例えば、入力系列に適用し、出力状態間の相関を導入する量子チャネル（注5）の系列とする場合、時間的量子写像は異なる時間におけるチャネルの混合または重ね合わせ（注6）として考えることができます（図1）。ここでは各量子チャネルの出力は将来の入力に依存せず、有限の入力履歴と過去のチャネルによって決定され、入出力量子写像の時間依存性を作っています。

提案手法では量子リザーブコンピューティングと呼ばれる量子機械学習の手法に立脚します。量子データを処理する量子トモグラフィなどの量子タスクはそもそも古典機械学習手法では扱えないため量子計算の原理に基づく量子機械学習の優位性は明確です。ここで、入力された量子状態の系列は、量子リザーブと呼ばれる量子系と繰り返し相互作用し、時間発展します（図2）。リザーブ上の一つの実験セットアップのみによって得られる測定データは、現在と過去入力の情報を含む高次元の特徴とみなされます。これらの特徴は、線形読み出しに接続し、この読み出し部分のパラメータを学習することで時間的量子写像を高い性能で再構成することが示されました（図3・4）。

提案手法は従来の量子トモグラフィ手法と比較して大きな利点が二つあります。第一に、量子状態の記憶効果を考慮した高精度なトモグラフィを確立したことです。第二に、量子リザーブ内部のパラメータの学習がいらず、部分的なパラメータのみで低コストの学習によって小規模な実験リソースと計算量的に低いコストでトモグラフィを実現することができます。これらの利点から、量子デバイスの振る舞いを適応的かつ素早く検証でき、将来の量子通信や量子インターネットの実現に向けて、幅広い種類の量子デバイスへの適用が期待されます。

【発表雑誌】

雑誌名：Physical Review Letters（オンライン版：2021年12月22日掲載）

論文タイトル：Learning Temporal Quantum Tomography

著者：Quoc Hoan Tran* and Kohei Nakajima

DOI 番号：10.1103/PhysRevLett.127.260401

アブストラクト URL： <https://journals.aps.org/prl/abstract/10.1103/PhysRevLett.127.260401>

【発表者】

Quoc Hoan Tran チャン クオック ホアン

（東京大学 大学院情報理工学系研究科 情報理工学教育研究センター 特任研究員）

中嶋 浩平 ナカジマ コウヘイ

（東京大学 大学院情報理工学系研究科 情報理工学教育研究センター・
連携研究機構 次世代知能科学研究センター 准教授）

【研究支援】

本研究は、以下の助成・研究プロジェクトの支援により実施されました。

文部科学省 光・量子飛躍フラッグシッププログラム（Q-LEAP）

- ・研究課題名「量子情報処理に関するネットワーク型研究拠点」

（課題番号：JPMXS0118067394）

- ・研究課題名「知的量子設計による量子ソフトウェア研究開発と応用」

（課題番号：JPMXS0120319794）

【用語解説】

（注1）： 量子トモグラフィ（Quantum Tomography）

一連の実験の測定結果を通じて、量子系の一部の記述を再構成する技術

（注2）： 量子リザーコンピュティング（Quantum Reservoir Computing）

量子系のダイナミクスを計算資源として利用する新しい計算枠組で、時系列の機械学習タスクに利用されています。入力系列は量子基板の量子状態の遷移を駆動し、情報を伝搬するために特定の間隔で時間発展を続けます。量子基板から読み出し基点に対応する幾つかの量子ビットに対して測定を行います。測定によって十分な量の入出力ペアを取集した後、測定値の線形結合は目標となるデータを再現するように結合重みを線形回帰などで調整します。ここでは量子基板の内部パラメータの学習がいないという特徴から、記憶効果および非線形性を有する多様な量子基板を活用することで応用の幅広い可能性を示しています。

（注3）： 量子機械学習（Quantum Machine Learning）

量子力学の特性を機械学習に積極的に活用する目的で近年形成された分野のこと。量子機械学習の狙いは古典機械学習問題をより効率的に解決することと古典機械学習の手法で達成できない複雑な非線形変換を実現することです。入力と出力に量子情報が含まれる量子タスクの応用にも注目されています。

（注4）： 量子インターネット（Quantum Internet）

量子力学の法則を利用して、物理的に離れた複数の量子デバイスが何らかの情報（量子ビット）を交換するためのネットワークのこと。理論的には、現在のウェブアプリケーションでは実現できないような、これまでにない機能を量子インターネットに与えることが期待されています。

（注5）： 量子チャネル（Quantum Channel）

量子情報の保存、転送といった処理を行う通信チャネルのこと。チャネルの送信側の状態を受信側の状態に変換する写像は「完全正值トレース保存」といった特殊な条件を満たします。

（注6）： 量子チャネルの混合と重ね合わせ

（Mixture and Superposition of Quantum Channels）

複数量子チャネルを線形結合する新たな量子チャネルは量子チャネルの混合と呼ばれます。また、複数量子チャネルを入力とし、制御用量子ビットの状態と絡み合った順序で構成された新しい量子チャネルは量子チャネルの重ね合わせあるいは量子スイッチ(Quantum Switch)と呼ばれます。量子チャネルの混合と重ね合わせは量子通信において注目を集める概念です。

【添付資料】

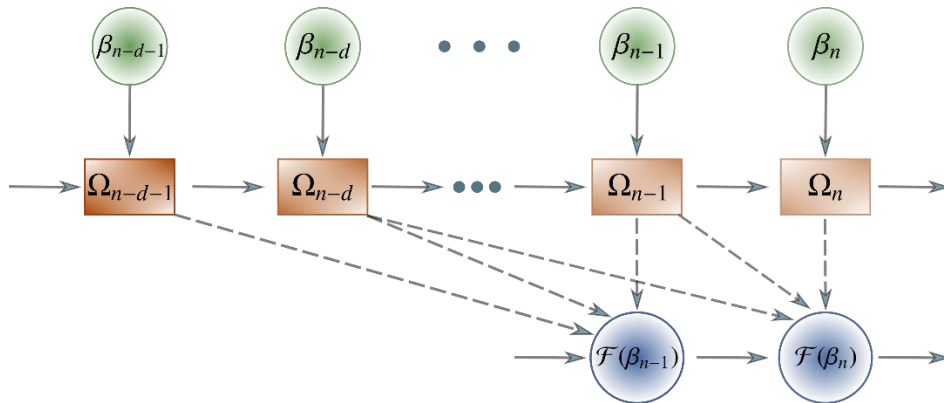


図1。時間的量子写像の概要。入力量子状態 $\{\beta_n\}$ と入力状態を適用する量子チャネル系列 $\{\Omega_n\}$ があります。各チャネル Ω_n の出力が現在までの有限個の入力状態と過去のチャネルによって決定されま
す。時間的量子写像は、量子チャネル $\{\Omega_n\}$ の重ね合わせや混合などとして表す写像です。

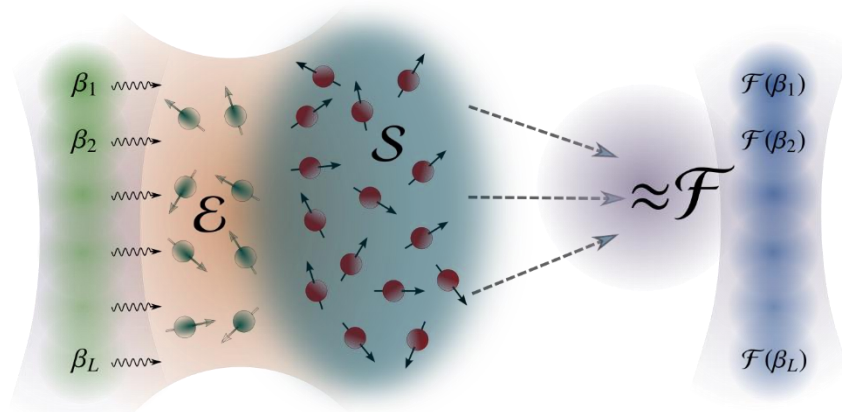


図2。量子リザーバーコンピューティングを用いる時間的量子トモグラフィ。目標は入力量子状態
の系列 β_1, β_2, \dots に適用する時間的量子写像 \mathcal{F} の出力量子状態の系列 $\mathcal{F}(\beta_1), \mathcal{F}(\beta_2), \dots$ を再構成
することです。提案システムでは入力系列を受け取る補助量子系 \mathcal{E} と測定できる量子リザーバー \mathcal{S} で構
成されています。入力があるたびに \mathcal{E} と \mathcal{S} は相互作用し、 \mathcal{S} の一部の状態と置換しながら量子ダイナミ
クスは時間発展します。これによって現在と過去入力データの情報は \mathcal{S} 測定データに含まれます。こ
の測定データを線形回帰などといった簡単な古典学習手法を用いて時間的量子写像 \mathcal{F} を再構成しま
す。

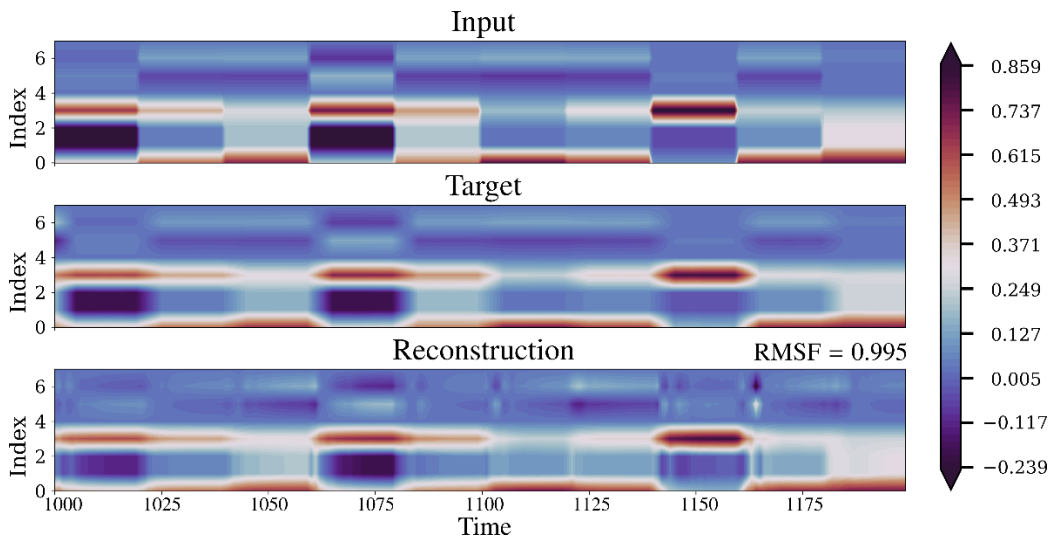


図3。時間的量子トモグラフィの例：量子チャンネルの移動平均フィルター。一つ量子ビットの量子状態の時系列 $\{\beta_n\}$ (Input) を量子版の移動平均フィルターによる出力系 $\{\mathcal{F}(\beta_n) = \frac{\Omega_n(\beta_n) + \Omega_{n-1}(\beta_{n-1}) + \dots + \Omega_{n-5}(\beta_{n-5})}{6}\}$ (Target) を再構成するタスク。各時間では量子状態の密度行列は 2×2 の複素数行列なので実数部と虚数部を重ねて8次元の実数ベクトルで表現します。系列の各時間で目標状態と再構成した状態 (Reconstruction) はほぼ99.5%類似しているという高い精度で確認されました。

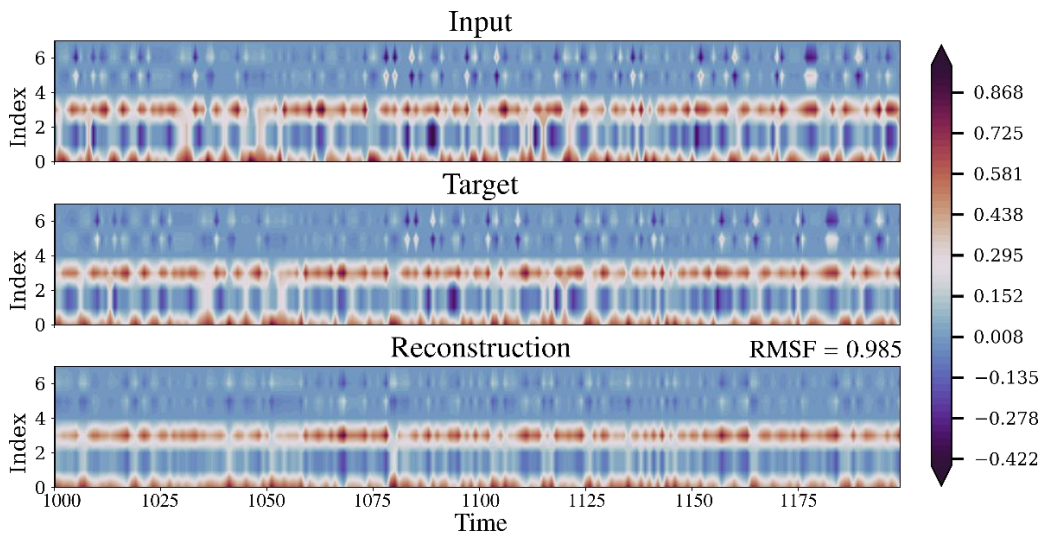


図4。時間的量子トモグラフィの例：量子チャンネルの遅延。一つ量子ビットの量子状態の時系列 $\{\beta_n\}$ (Input) を遅延的に処理して出力する系列 $\{\mathcal{F}(\beta_n) = \Omega_{n-5}(\beta_{n-5})\}$ (Target) を再構成するタスク。各時間では量子状態の密度行列は 2×2 の複素数行列なので実数部と虚数部を重ねて8次元の実数ベクトルで表現します。系列の各時間で目標状態と再構成した状態 (Reconstruction) はほぼ98.5%類似しているという高い精度で確認されました。