

量子リザーバーコンピューティングを用いた高速機械学習手法の開発 —量子系による量子ダイナミクス予測—

1. 背景

量子リザーバーコンピューティングとは、量子系を計算リソースとして用いる情報処理手法の一種である[1,2]。ここでは、処理対象となる入力情報を特定の手法により物理信号に変換し、量子系に入力する。応答として引き起こされた量子ダイナミクスは、処理対象の入力情報を強く反映したものであることから、観測される物理信号は、入力情報に対して実質的に非線形変換を施したものに对应する。この手法では、量子系のヒルベルト空間の高次元性や強い非線形性に起因して、最小二乗法に基づいた測定結果の線形変換のみで高速かつ高効率な情報処理が可能であることから、膨大なパラメータ空間をリアルタイムで探索する時系列処理への応用が期待されている。

一方で、量子系を用いる本手法には、量子測定の性質に起因して、短期記憶性能と情報処理性能との間にトレードオフが存在する。ここで、短期記憶性能とは、時系列情報のうち、関連が薄い昔の情報を除いた直近の入力値を記憶する性質のことである。この性能がない場合には、上昇/下降傾向など、情報間の時系列的つながりが解明できないことから、短期記憶性能は時系列情報処理における本質的特性の一つだと考えられている。しかし、量子系から情報を取り出すための量子測定では測定結果に応じて量子系の状態が収束することから、時系列的な情報入力の繰り返しで構成された量子状態が破壊され、短期記憶性能が失われるという大きな課題がある。最近になって、測定を量子系の一部に限定することや、弱測定を応用することなどにより、測定の影響を弱めるアプローチが提案されつつあるが、これらの手法は量子系から取り出せる情報を制限することから、必然的に情報処理性能を低下させてしまう。このように、情報処理性能の向上のため量子系を活用しようとするほど、量子測定により量子系を乱し、短期記憶性能を失わせるという課題が残されていた。

2. 目的

上記の背景を踏まえ、本プロジェクトでは、短期記憶性能と情報処理性能とのトレードオフを解決する新たな量子リザーバーコンピューティング手法を開発する。提案手法では、毎ステップ全ての量子ビットを射影測定することで、量子状態へ詳細にアクセスする。この際、測定により時系列情報の短期記憶が破壊されてしまうが、射影測定の結果を量子系にフィードバック入力することで、測定による短期記憶の破壊を補償できると考えられる。従って、提案手法により、全量子ビットの射影測定を用いた高い情報処理性能と、フィードバックによる時系列短期記憶の保持が両立できると期待される。本プロジェクトにより、測定の影響まで考慮した量子リザーバーコンピューティングの特性や古典への優位性を明らかにし、実用化へ向けた幅広い研究開発へさらに具体的な方向性を与えることを目標とする。

3. ソフトウェア開発内容

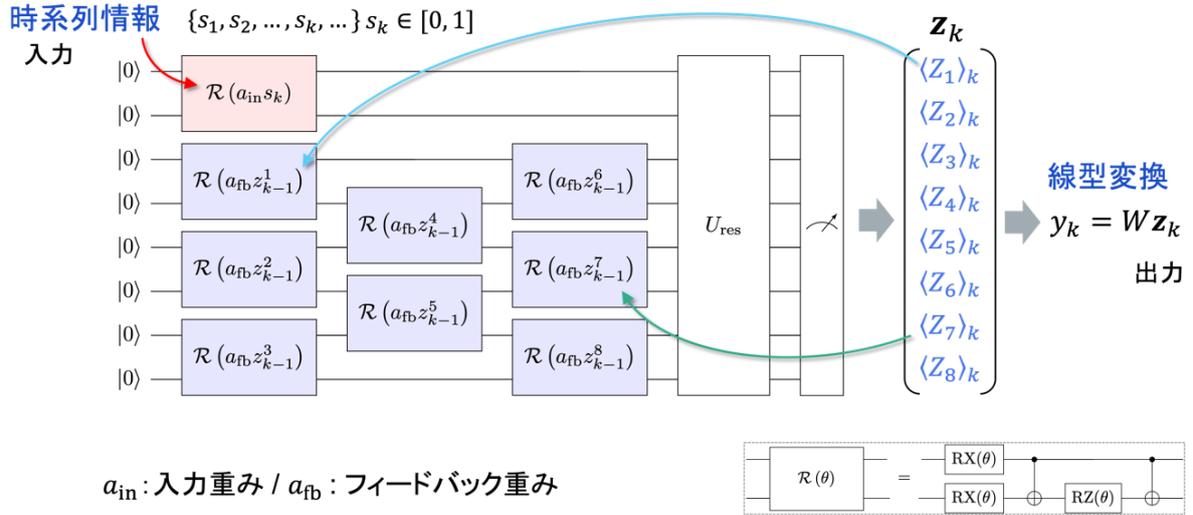


図 1：提案手法の量子リザーバーコンピューティングの全体構成

本提案手法の全体構成を図 1 に示す。図中赤色の入力部、青色のフィードバック部、リザーバー部、測定部、出力部から構成される。外部パラメータとして、ゲートの回転にかかる係数である入力重み a_{in} とフィードバック重み a_{fb} を導入する。

- i. 時系列入力情報 $\{s_k\}$ に対して、 k ステップ目の入力情報 s_k を二量子ゲート $\mathcal{R}(a_{in}s_k)$ を介して量子系に入力する。
- ii. i 番目の量子ビットに関する直前の測定結果 z_{k-1}^i を、ゲート $\mathcal{R}(a_{fb}z_{k-1}^i)$ を介してフィードバック入力する。
- iii. リザーバー部においてランダムゲート U_{res} を作用させることで、入力情報とフィードバック情報の両方を反映した量子状態を構成する。
- iv. 全ての量子ビットを射影測定し、測定結果 \mathbf{z}_k を獲得する。その後 i に戻り $k+1$ ステップ目へ進む。
- v. \mathbf{z}_k の線形変換 $\mathbf{y}_k = W_{out} \mathbf{z}_k$ により k ステップ目の出力を計算する。なお、この際の重み W_{out} は、出力 \mathbf{y}_k が目標出力 $\bar{\mathbf{y}}_k$ を再現するように、最小二乗法を用いて最適化される。

本提案手法は量子回路シミュレータである Qiskit を用いて実装した。

目標出力を $\bar{\mathbf{y}}_k = s_{k-d}$ とすると、 d ステップ前の入力情報を復元するタスクに対応し、短期記憶性能を評価できる。その結果、 d が 6 程度まで非常に精度良く入力情報を復元できることを明らかにした。提案手法では毎ステップごとに測定を行い、量子状態が破壊されているが、直前の測定結果を量子系にフィードバックすることにより、当初の狙い通り、測定の影響を補償し時系列短期記憶を保持することが可能であることを実証した。

4. 新規性・優位性

本手法の優位性を示す例として時系列予測性能を紹介する。 τ_f ステップ後の情報を予測する性能は、目標出力を $\bar{y}_k = s_{k+\tau_f}$ とした際に、得られた出力列 \mathbf{y} と目標出力列 $\bar{\mathbf{y}}$ との規格化された誤差(NMSE)から評価する。ここでは1次元量子スピン系のスピンドYNAMICSを予測対象時系列 $\{s_k\}$ として用いた。図2に、本提案手法による結果と、代表的な古典リザーバーコンピューティング手法による結果とを示す。量子リザーバーコンピューティングの性能は、広い予測時間 τ_f にわたって古典リザーバーコンピューティングの性能を上回っている。古典リザーバーコンピューティングは幅広い時系列情報処理タスクに対して優れた性能を示すことが知られているが、その手法を用いても予測が困難である複雑な量子ダイナミクスを、提案手法の量子リザーバーコンピューティングを用いることで、正確に予測可能であることを明らかにした。

図2に見られる優位性の背景を探るため、時系列入力下の量子系のダイナミクスを解析した。その結果、時系列入力により引き起こされたダイナミクスは、量子リザーバーに内在する物理的なスピンドYNAMICSにマップされていることを明らかにした。一方で、提案手法が時系列予測に失敗する場合は、毎ステップの入力により物理的なスピンドYNAMICSが無理やりねじられた非物理的な内部ダイナミクスを示す。 τ_f ステップ後の量子系の状態は τ_f ステップ後の入力値により決まることから、 τ_f ステップ後の時系列予測は、 τ_f ステップ後の量子系の内部状態予測とほぼ等価とみなせる。したがって、入力により引き起こされるダイナミクスと、量子系に内在するダイナミクスが類似している際には、量子系の物理ダイナミクスから自然に入力時系列予測が達成できるのだと理解できる。

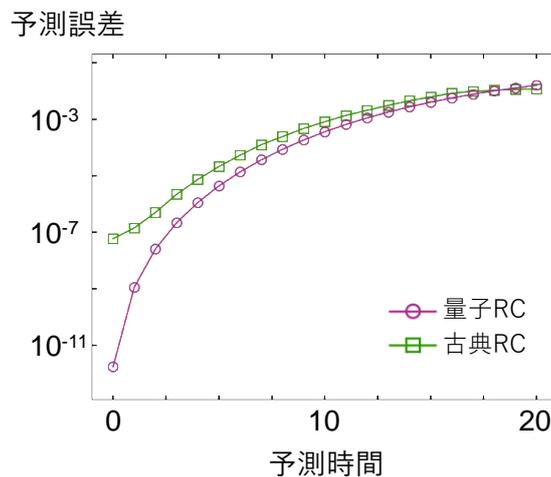


図2：量子スピンドYNAMICSの予測性能

5. 期待されるユーザー価値と社会へのインパクト

今後の量子社会では、量子力学の原理に従う多数のデバイスの実現が期待される。これに伴い、量子デバイスからの信号処理の需要が大幅に増加することが見込まれる。本成果は、多様な起源をもつ量子時系列信号それぞれに対し、量子系の内部ダイナミ

クスと量子時系列との類似性に依存して、最適な量子リザバーコンピューティング構成が存在することを強く示唆している。これは量子系を用いる量子リザバーコンピューティングの特徴的な点であり、古典リザバーコンピューティングに対する優位性発揮の場だと考えられる。

現在、エッジコンピューティングへの応用を見据えた強いニーズから、古典リザバーコンピューティングの研究開発が盛んに行われている。今後は、本プロジェクトで見出された優位性に基づき、量子リザバーコンピューティング技術の実用化へ向けた研究開発が大きく進展すると見込まれる。中でも、本提案手法は、量子測定による影響まで考慮した代表的手法として貢献するユーザー価値を有している。来たる量子社会における基盤技術として、本プロジェクト成果が大きなインパクトを与えることが強く期待される。

6. 氏名（所属）

小林海翔（東京大学大学院工学系研究科物理工学専攻）

（参考）関連 URL

[1] K. Fujii and K. Nakajima, Phys. Rev. Appl. **8**, 024030 (2017).

[2] J. Chen, H. I. Nurdin, and N. Yamamoto, Phys. Rev. Appl. **14**, 024065 (2020).