

非マルコフ量子開放系リザバーコンピューティングの 有効性検証と最適化

—非マルコフ性を設計に組み込んだ QRC で実用タスクへ—

1. 背景

量子リザバーコンピューティング(QRC)は、量子システムを計算資源として利用する機械学習手法である。入力を量子リザバーに与えると、干渉やエンタングルメント等により、入力は非線形かつ高次元の表現へ写像される。学習は出力層のみを線形回帰などで行うため、学習パラメータが少なく、安定性や計算コストの面でも利点がある。時間発展により内部状態が逐次更新されることから、時系列予測・分類などの時系列データ解析に適した枠組みとして注目されている。

時系列解析では「過去情報の保持」と「非線形変換」が性能を左右する。従来のリザバーコンピューティング同様、QRC でも内部ダイナミクスが入力履歴を保持し、そこから未来を推定する。量子系を用いることで、同程度の自由度でも多様な内部状態を生成できる可能性があり、さらに物理的時間発展自体が計算として働くため、実装次第で高速・省エネルギー化も期待される。ゆえに、量子系のどの性質を計算資源として取り出し、タスク性能へ結びつけるかの明確化が重要となる。

量子的リソースの一つである非マルコフ性は「量子系の記憶」を特徴づける。マルコフ過程では将来が現在状態のみに依存し過去の影響は失われるが、非マルコフ過程では環境との相互作用等により情報が系へ戻り、長期的な履歴依存が生じ得る。この記憶は時系列タスクの「必要な過去情報を保持する能力」と親和性が高く、QRC で非マルコフ性を活用できれば性能向上が期待できる。

実デバイスは環境との相互作用（散逸・ノイズ）を避けられないが、環境に有限の相関時間がある場合、散逸は非マルコフ的になり得る。これは物理環境や結合構造に由来して自然に現れうるため、非マルコフな散逸を単なる誤差として排除するだけでなく、性能に寄与する条件を見極めて計算資源として活かす設計指針を与える意義は大きい。

一方で非マルコフ性は単純な一指標で尽くせず、環境スペクトル、結合強度、多体相互作用、温度や初期相関などで質的に変化する。そのため同じ「非マルコフ的」状況でもタスクに有利・不利が分かれ得る。従って、“強さ”だけでなく“どのような形で記憶が現れるか”をタスクと結びつけて解析し、適切に設計・チューニングする枠組みが求められる。

2. 目的

本プロジェクトの目的は、非マルコフ性を明確に取り込んだ スピン-スピンモデルおよびスピン-ボソンモデルに基づく QRC のシミュレーション基盤を整備・開発し、非マルコフなダイナミクスが計算資源としてどのように機能するかを体系的に検証することである。具体的には、開発したシミュレーションを用いて、ベンチマーク的な時系列予測タスクに加え、ノイズや変動を含む実問題に即した時系列分類タスクへ

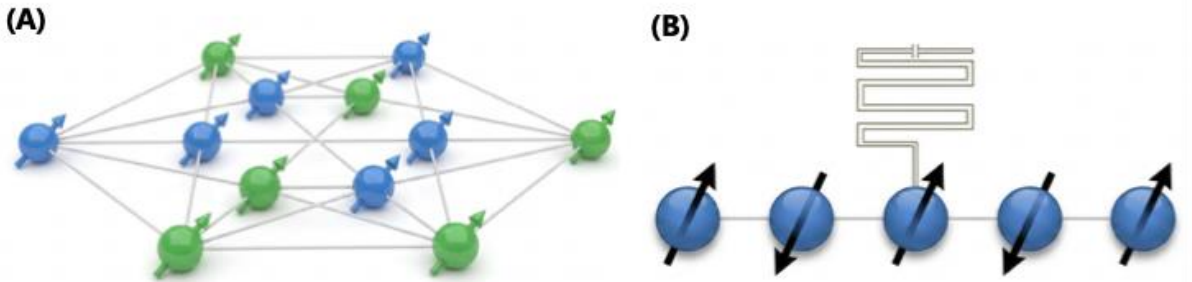


図 1: (A)スピン系と結合した QRC システム (B)ボソンと結合した QRC システム

適用し、非マルコフ性の導入が性能向上に寄与することを定量評価によって確認する。さらに、非マルコフ性の強さや環境相関時間、結合パラメータなどを制御・比較することで、「どの条件で」「どの程度」性能が改善するのかを明確化し、設計指針へ落とし込む。これらを通じて、実量子デバイスで自然に生じる非マルコフな散逸・ノイズを単なる劣化要因として排除するのではなく、QRC における有効な計算資源として活用可能であることを、実証し、量子社会におけるエッジ AI としての立ち位置を強固なものとする。

3. ソフトウェア開発内容

時系列データ s_k により駆動される量子ダイナミクス

$$\rho_{k+1} = \Phi_{s_{k+1}}(\rho_k)$$

を考える。ここで、観測可能な物理量の期待値（複数の観測量からなるベクトル）をリザーバー状態として定義する。写像 $\Phi_{s_{k+1}}(\cdot)$ は最新入力 s_{k+1} だけでなく、系が結合する環境の過去状態にも依存するため、 ρ_k および環境自由度に入力履歴が埋め込まれる。得られたリザーバー状態に対して、リッジ回帰や最近傍法などの軽量の古典機械学習手法を適用することで、「量子系から抽出した時系列特徴量」を介した時系列機械学習の枠組みを構成した。対象システムは多体スピン系とし、図 1 に示すように、結合する環境を (A) スピン系、(B) ボソン系の 2 通りでモデル化して QRC をシミュレーションし、性能を検証した。

まず、Breuer–Laine–Piilo (BLP) 測度により非マルコフ性の強さを定量化した。その結果、提案モデルのダイナミクスが非マルコフ的であること、さらに内部パラメータの調整により非マルコフ性の強度を連続的に変化させられることを確認した。次に、線形な記憶保持能力の評価として Short-Term Memory (STM) タスクを、入力履歴の非線形保持能力の評価として NARMA タスクを用い、各モデルの性能評価を行った。その結果、固定された同一システム条件の下で、(A) スピン環境モデルは STM タスクおよび NARMA タスクの両方において、環境を持たないモデルより高精度に予測できることが分かった。一方、(B) ボソン環境モデルでは、STM タスクにおいては環境なしモデルとの差はほとんど見られなかったが、NARMA タスクでは環境なしモデルを上回る性能が得られた。これらは、環境との結合が入力履歴の保持・変換に寄与し、有効に働き得る可能性を示唆している。

さらに、QRC による時系列データの分類タスクの一連の流れを簡便に試せるよう、Jupyter Notebook 形式のデモコードを作成した。本デモでは、QRC におけるハミルトニアンのパラメータ設定を可視化し、スピン間結合や横磁場強度を視覚的に変更しながら分類正確度が改善していく過程を体感できる。

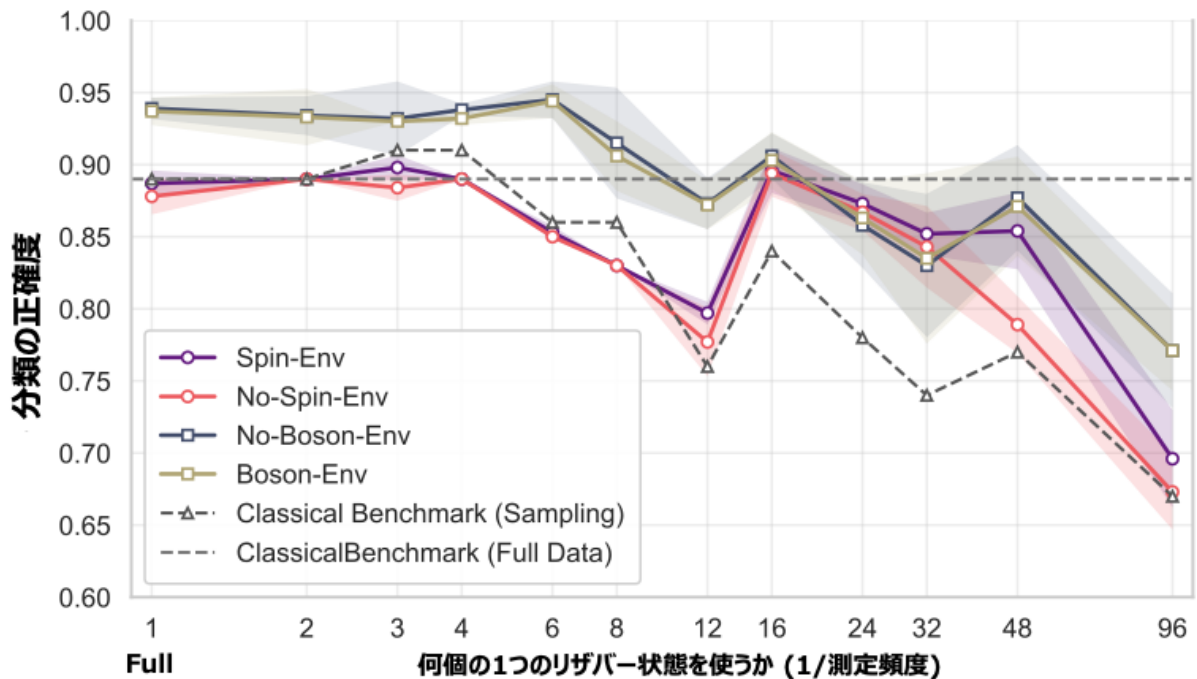


図 2: ECG200 分類タスクの結果

4. 新規性・優位性

本手法を心電図 (ECG) 波形の分類に応用した。データセットには ECG200 タスクを用い、「古典ベンチマーク」「環境なし QRC」「提案モデル (環境あり QRC)」の 3 系統で比較を行った。

また QRC では、全時刻でリザーバー状態を取得する代わりに、一定間隔でサンプリングして用いることで測定リソースを削減する方針を想定し、「何点おきにリザーバー状態を用いるか (サンプリング間隔)」を変化させながら分類性能を評価した。その結果、使用するデータ点数 (実質的な入力系列の長さ) が減少しても、量子リザーバーの記憶特性により性能劣化が抑制される傾向が確認できた。すなわち、全時刻で測定しなくても、区間内の入力情報を適切に保持し、分類に有用な形で表現できることが示唆される。

とくに提案モデルにおける非マルコフ性の寄与は、横軸が 48 の条件で顕著であり、Spin-Env (スピン環境あり) が No-Spin-Env (スピン環境なし) より高い正確度で分

類できた。一方で、Boson-Env と No-Boson-Env の間には明確な差は見られなかったが、いずれも他システムのモデルと比べて高い分類正確度を示した。

以上より、測定対象ではない量子的自由度（環境）が結合している場合でも、条件によっては環境なしの場合と同等、あるいはそれ以上の性能で分類が可能であることが示された。加えて、全時刻での測定を行わない設定でも、入力情報を適切に保持しつつ分類タスクに活用できる記憶能力が確認できた。

5. 期待されるユーザー価値と社会へのインパクト

量子技術が相補的に発展して実現が期待される「量子社会」は、量子コンピュータに限らず、量子通信や量子センサーなど多様な量子技術が広く実装された社会になると考えられる。これに伴い、量子センサーが取得する信号を機械学習によって予測・分類し、人間にとって有用な情報へ変換する需要は今後一層高まるだろう。近年は量子センサーと量子機械学習の融合に期待が集まっており、量子リザーブコンピューティング（QRC）はその有力な候補の一つである。

量子センサー由来の時系列信号を QRC に入力することで、限られた測定回数でも時間的特徴を抽出できる可能性がある。したがって QRC は、量子データ駆動型のアプリケーションにおいて、現場側で処理を担うエッジ AI としての役割を確立することが期待される。その際、本プロジェクトで示した「測定対象ではない量子的自由度（環境）が条件によっては性能向上に寄与し得る」という結果は、QRC の設計指針に新たな視点を与える点で重要なインパクトを持つ。

6. 氏名（所属）

佐々木 大輝（電気通信大学大学院情報理工学研究科基盤理工学専攻）

古賀 諒介（電気通信大学大学院情報理工学研究科基盤理工学専攻）

（参考）関連 URL

[QRC のデモコード]

https://github.com/dainfinity/qrc_classification_demo.git